Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de milieux naturels à partir d'imagerie optique très haute résolution spatiale : cas d'application aux milieux méditerranéens de garrigue

Marc Lang

▶ **To cite this version:**

Marc Lang. Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de milieux naturels à partir d'imagerie optique très haute résolution spatiale : cas d'application aux milieux méditerranéens de garrigue. Biodiversité et Ecologie. AgroParisTech, 2019. Français. NNT : 2019AGPT0003 . tel-02403051

HAL Id: tel-02403051

https://pastel.hal.science/tel-02403051

Submitted on 10 Dec 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'INSTITUT DES SCIENCES ET INDUSTRIES DU VIVANT ET DE L'ENVIRONNEMENT - AGROPARISTECH

N°: 2019 AGPT 0003

En Géomatique

École doctorale GAIA – Biodiversité, Agriculture, Alimentation, Environnement, Terre, Eau – n°584
Portée par l'Université de Montpellier

Unité de recherche TETIS -Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale

Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de milieux naturels à partir d'imagerie optique très haute résolution spatiale :

cas d'application aux milieux méditerranéens de garrigue

Présentée par Marc Lang
Le 29 mai 2019

Sous la direction de Nicolas Baghdadi, Sandra Luque, Jean-Baptiste Féret et Samuel Alleaume

Devant le jury composé de

Christian Germain, Professeur, BSA	Président du jury
Nicolas Baghdadi, Directeur de recherche, IRSTEA	Directeur de thèse
Sandra Luque, Directrice de recherche, IRSTEA	Co-Directeur de thèse
Pierre-Louis Frison, Maître de conférences, Université-Paris-Est-Marne	Rapporteur
Laurence Hubert-Moy, Professeure, Université Rennes-2	Rapporteur
David Sheeren, Maître de conférences, INP-ENSAT	Membre du jury
Pierre Couteron, Directeur de recherche, IRD	Membre du jury
Jean-Baptiste Féret, Chargé de recherche, IRSTEA	Invité, co-encadrant
Samuel Alleaume, Ingénieur de recherche, IRSTEA	Invité, co-encadrant

AgroParisTech
INSTITUT DES SCIENCES ET INDUSTRIES DU VIVANT ET DE L'ENVIRONNEMENT
PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY FOR LIFE, FOOD AND ENVIRONMENTAL SCIENCES

UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

RÉSUMÉ

Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de milieux naturels à partir d'imagerie optique très haute résolution spatiale : cas d'application aux milieux méditerranéens de garrigue.

La préservation de la biodiversité est un enjeu prioritaire, identifié aussi bien au niveau national qu'au niveau européen et international. L'hétérogénéité spatiale des milieux naturels est l'une des composantes clefs pour l'étude de la biodiversité et permet de comprendre le fonctionnement des écosystèmes. Le bassin Méditerranéen est un *hotspot* de biodiversité pour lequel le lien entre biodiversité et hétérogénéité spatiale des paysages s'illustre particulièrement bien. Les milieux méditerranéens s'organisent en mosaïques hétérogènes de quatre strates verticales : le sol nu, l'herbe, les ligneux bas et les ligneux hauts. La biodiversité de ces milieux est aujourd'hui menacée par une fermeture de milieux naturels qui entraîne la disparition de certains habitats et l'homogénéisation des paysages, homogénéisation qui entraîne elle-même une augmentation des risques d'incendies.

Cette thèse se propose de développer des indices caractérisant l'hétérogénéité spatiale des milieux naturels dans un contexte méditerranéen à partir d'images de télédétection à très haute résolution. Parmi les différentes méthodes permettant de caractériser l'hétérogénéité, la méthode FOTO (FOurier Based Textural Ordination) est particulièrement intéressante car elle produit de façon non supervisée un nombre limité de gradients de texture non corrélés, à partir desquels il est possible de décrire les variations continues de l'hétérogénéité spatiale, et ce, à plusieurs échelles spatiales. Ainsi le premier objectif de cette thèse est de tester le potentiel des gradients de texture issus de la méthode FOTO pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale relative aux quatre strates verticales caractéristiques des milieux méditerranéens. Le deuxième objectif est de tester la sensibilité de l'approche développée à des facteurs techniques et environnementaux, afin de s'assurer de sa réplicabilité pour favoriser son utilisation dans un contexte opérationnel de suivi des milieux méditerranéens. Enfin, le dernier objectif est de valider la pertinence écologique des indices d'hétérogénéité développés à travers un cas d'application : la caractérisation de la répartition spatiale d'espèces d'oiseaux sensibles à l'hétérogénéité de la végétation.

Combinés avec un indice de végétation, le NDVI, les indices de texture issus de la méthode FOTO ont pu être interprétés en termes d'hétérogénéité spatiale et ont permis de caractériser la composition et l'organisation des quatre strates verticales étudiées. Ces indices sont influencés par la présence de surfaces anthropisées comme les cultures ainsi que par la nature de l'information radiométrique des images de télédétection utilisées, qui impacte le contraste apparent des strates de végétation. Ainsi, l'application de la méthode sur une bande panchromatique est plus sensible aux motifs liés à l'alternance de sol nu et d'herbe tandis que l'application de la méthode sur le NDVI est plus sensible aux motifs lié à l'alternance des ligneux avec la strate herbacée. Enfin, nous avons montré l'intérêt de l'approche développée pour la prédiction de plusieurs espèces d'oiseaux à fort enjeux de conservation. Les indices d'hétérogénéité ont permis de mettre en évidence des structures de la végétation particulièrement favorables à certaines espèces d'oiseaux.

L'approche développée dans cette thèse est particulièrement intéressante car elle permet la production non supervisée de trois indices complémentaires caractérisant plusieurs composantes de l'hétérogénéité spatiale relatives à quatre strates. Des efforts sont encore nécessaires pour améliorer i) notre compréhension de la contribution de facteurs environnementaux et instrumentaux sur la stabilité de l'approche et ii) son automatisation en vue d'une application dans un contexte opérationnel pour la cartographie et le suivi de l'état de conservation des habitats naturels et de l'avifaune.

Mots clefs : *Hétérogénéité spatiale, Télédétection, Texture, Très haute résolution spatiale, Biodiversité, Paysages méditerranéens, Conservation de l'avifaune.*

Characterization of the spatial heterogeneity of natural environments from very high spatial resolution optical imagery : an application case to garrigue Mediterranean habitats.

The preservation of biodiversity is a priority issue, both at national, European and international levels. In order to provide a better understanding of ecosystem functioning, spatial heterogeneity of natural environments is becoming one of the key components for the study of biodiversity. The Mediterranean basin is a *hotspot* of biodiversity for which the synergies between biodiversity and spatial heterogeneity of landscapes are particularly important. Mediterranean environments are organized into heterogeneous mosaics of four vertical strata : bare soil, herbs, low ligneous and high ligneous. The biodiversity of these unique hotspots is now threatened by a closure of the landscape that leads to the habitat loss and landscape homogenization. The loss of heterogeneity is also leading to an increase in fire risks.

This thesis aims to develop indices characterizing the spatial heterogeneity of natural landscapes in a Mediterranean context using very high spatial resolution remote sensing images. Among the various methods dedicated to the characterization of heterogeneity, the FOTO (FOurier Based Textural Ordination) method is particularly relevant because it produces uncorrelated texture gradients in an unsupervised manner, allowing continuous variations in spatial heterogeneity to be characterized at different spatial scales. Thus, the first objective of this thesis is to test the potential of texture indices derived from the FOTO method for the characterization of spatial heterogeneity relative to four vertical strata. The second objective is to test the sensitivity of our approach to technical and environmental factors, in order to ensure its replicability, and promote its use in an operational context of monitoring Mediterranean environments. Finally, based on a case study centered on the spatial distribution of bird species sensitive to vegetation heterogeneity, the last objective is oriented towards the validation of the ecological relevance of the heterogeneity indices.

Combined with a vegetation index, NDVI, the texture indices derived from the FOTO method could be interpreted in terms of spatial heterogeneity and make it possible to characterize the composition and organization of the four vertical strata studied. These indices are influenced bymultiple factors, including the anthropization of landscapes showing patterns translated into surfaces such as crops, and the nature of the radiometric information of the remote sensing images processed. This pattern information impacts the apparent contrast of vegetation strata. Thus, the application of the method on a panchromatic band is more sensitive to patterns related to the alternation of bare soil and herbs while the application of the method on NDVI is more sensitive to patterns related to the alternation of ligneous strata with the herbaceous stratum. Finally, we have shown the interest of the approach developed for the prediction of several bird species with high conservation stakes. Heterogeneity indices have made it possible to highlight vegetation structures that are particularly favourable to certain bird species.

The approach developed in this thesis is particularly stimulating because it allows the unsupervised production of three complementary indices characterizing several components of spatial heterogeneity related to four strata. Further efforts are needed to improve i) our understanding of the contribution of environmental and instrumental factors to the stability of the approach and ii) its automation for application in an operational context for mapping and monitoring the conservation status of natural habitats and birdlife.

Key words : *Spatial heterogeneity, Remote sensing, Texture, Very high spatial resolution, biodiversity, Mediterranean landscape, Birds conservation.*

REMERCIEMENTS

Au risque de paraître peu original, je commencerai ces remerciements par mentionner la véritable aventure initiatique que fut cette thèse, aussi bien d'un point de vue humain qu'intellectuel. C'est certainement quelque peu cliché mais ça n'en demeure pas moins vrai. Je n'explique toujours pas pourquoi une thèse a une telle emprise sur les doctorant·e·s. Si cette thèse fut pour moi l'occasion de véritables moments de satisfaction et de stimulation, elle fut également la source de nombreux doutes et de périodes de stress et d'anxiété. Ainsi, comme pour beaucoup de doctorant·e·s, de nombreuses rencontres et collaborations m'auront beaucoup aidé aussi bien dans les hauts que dans les bas. Finalement, si c'est bien moi l'auteur de cette thèse, il est évident que je ne l'aurais pas faite tout seul et qu'elle est le fruit de collaborations et de l'influences de nombreux partenaires et ami·e·s que je souhaite remercier sincèrement.

Commençons par le commencement : bien que je ne me destinais pas à faire une thèse, j'ai fini par me laisser tenter grâce Mathieu Fauvel, David Sheeren, Pierre-Alexis Herault et Vincent Thierion, mes premiers maitres Jedi de la télédétection lorsque j'étais en Master, qui m'ont donné le gout de la recherche et de la télédétection. Pour cela je vous remercie !

Merci à vous, mes encadrant·e·s, les Moïses me guidant vers la terre promise du doctorat. Merci pour votre soutien et vos conseils pendant cette thèse. Vous faites désormais partie, sans conteste, de mon panthéon de Maître·sse·s Jedi de la Télédétection.

Merci Nicolas. Merci pour ta rigueur, ton franc parlé qui parfois m'a bousculé mais qui m'a toujours fait avancer. Merci pour ton empathie et pour tes conseils.

Merci Sandra. Je sais que ce n'était pas facile pour toi d'arriver au cours de cette thèse, mais tu as su être patiente et m'accompagner sans m'imposer ta vision du sujet, et m'apporter les connaissances relatives à l'écologie du paysage qui faisaient défaut. Merci pour les nombreuses et longues discussions passées avec toi. Et enfin merci pour ton enthousiasme et ta présence réconfortante, aussi bien lors des moments de doute que les moments de réussite (on se souviendra notamment des verres de Gin from Scotland [*What else ?*] pour fêter une publication =)). Sans toi, il est évident que cette thèse aurait été complétement différente et que j'en ressors grandi. Merci !

Merci à toi Samuel, pour ta constante bienveillance, pour ton aide sur la compréhension des enjeux de garrigue. Que de moments passés sur le terrain, à déterminer les plantes de garrigue, à faire des acquisitions drone ! Il est facile pour un télédétecteur de rester derrière son ordinateur et d'observer la Terre uniquement à travers des images en oubliant qu'il est possible de se rendre directement sur place. Le travail de caractérisation des milieux naturels par télédétection ne peut

se faire sans une bonne connaissance et compréhension de ces milieux ainsi que de leurs enjeux et tu me l'auras constamment rappelé en m'accompagnant sur le terrain. Et merci pour la farigoule et la farigoulette !

Merci à toi Jean-Baptiste. Que dire ? Je me souviens de notre première rencontre où ne savions pas vraiment tous les deux ou cette thèse nous ménerait : moi qui m'aventurais naïvement dans la thèse en pensant que ce n'était qu'un stage de fin d'étude de 3 ans, et toi qui partais pour encadrer ta première thèse sur un sujet que tu allais découvrir avec moi. Nous en avons fait du chemin. Depuis, on a roxé le game –> *nailed it !* Je voudrais te remercier pour, outre ton éternelle disponibilité (vraiment), ta rigueur scientifique et ton intransigeance quasi fascisante pour la syntaxe et la dialectique qui m'ont parfois exaspéré ("*Mais p***** ! faut arrêter d'en***** des mouches là !*") mais qui auront indéniablement contribué aussi bien à la qualité de ce travail qu'à façonner mon propre esprit critique. J'ai par contre bien peur que cet enseignement aura laissé quelques traces et que mes futures stagiaires soient les prochain·ne·s à en faire les frais :p. Bref, un énorme merci, pour tout ! Avis à de futures doctorant·e·s, si vous avez la possibilité de travailler avec Jean-Baptiste, n'hésitez pas, foncez.

Merci à tous les stagiaires avec qui j'ai pu travailler et qui ont contribué à cette thèse. Merci à Thérèse, Broni, Ibrahima. Un merci tout particulier pour toi Claire, pour ton énorme travail, ton enthousiasme, ton scepticisme. Ton travail m'a beaucoup apporté et a donné une tout autre dimension à cette thèse. Tu feras toi-même une très bonne thèse à n'en pas douter ;).

Merci Aurélien et Clélia, ce fut un réel plaisir de travailler avec vous. Nous ne parlions pas le même langage, nous n'étions pas dans les mêmes villes, et pourtant vous avez su être disponibles et à l'écoute. C'était une collaboration très rafraichissante et j'ai hâte de continuer de travailler avec vous =).

Un très grand merci aux membres de mon jury de thèse d'avoir accepté d'évaluer ce travail et pour les discussions enrichissantes durant ma soutenance. Merci à Christian Germain (Président du Jury, Examinateur), Pierre-Louis Frison (Rapporteur), Laurence Hubert-Moy (Examinatrice), David Sheeren (Rapporteur) et Pierre Couteron (Examinateur).

Merci à tou·te·s les collaborateur·rice·s avec qui j'ai eu le plaisir de travailler. Merci Mario et Mathieu pour vos explications sur les enjeux de conservation des milieux méditerranéens. Merci Victoria pour ton temps consacré à me faire découvrir les environs du Salagou. Merci Sébastien pour ton aide sur les images aériennes anciennes. Merci Audrey pour ton aide sur les sorties terrain. Merci aux chercheur·e·s de TETIS dont Dino, Maxime, Rafaele pour les nombreux brainstormings qui m'ont aidé à mettre de l'ordre dans mes idées. Un énorme merci à toi, Florian, sur qui j'ai déversé de nombreuses idées brutes de décoffrage. Tu m'as aidé à peaufiner des explications, à décortiquer des concepts, à implémenter des codes. Merci Marine pour nos discussions sur les oiseaux et pour tes relectures. Enfin, merci à l'équipe directrice et l'administration de mon unité d'accueil, en particulier à Pierre-Yves Vion qui m'a aidé à m'orienter dans les méandres administratifs de la

thèse avec patience et constance.

Merci à tou·te·s les candidat·e·s de Ma Thèse en 180s Languedoc Roussillon 2017 (*#bestpromoever*). Quel plaisir de voir tant de personnes enthousiastes à l'idée de présenter leurs travaux de recherche ! Ce concours fut un concentré de partage, d'optimisme et de bienveillance. Cette expérience avec vous m'aura conforté dans l'idée que la connaissance produite par la recherche doit être diffusée au plus grand nombre et que les scientifiques doivent être les premiers acteurs de cette transmission. Je pense que la connaissance, parfois sacralisée, ne doit pas être réservée à une élite, et pour peu que ceux qui la détienne fasse un effort de vulgarisation elle peut (et doit) être accessible à toutes et à tous.

Merci à tou·te·s les étudiant·e·s de Tetis, Julie, Sarah, Arthur, Guilhem, Jacques Faillezi, Dav, Eric le Porc-épic, Lynda, Sarah, Christian, Sébastien, pour les moments passés ensemble, pour les cafés doctorants, pour les coups en terrasses, pendant lesquels je vous aurai bassiné avec ma garrigue =). Merci Camille et Bea : le saviez-vous ? vous m'avez beaucoup inspiré et servi de modèle pendant cette thèse ! Merci aux vieux briscards, les vieux sages de la Maison de la télédétection, j'ai nommé Christian et Jean-phillipe, pour la cachace, pour les discutions sur le rôle et le fonctionnement de la recherche, sur le rôle des syndicats, entre autres, qui m'ont permis de voir un peu plus loin que le nombril de ma thèse. Et merci à tous les autres qui m'ont aidé de près ou de loin : Nicolas, Bastien, Jérome, Eric, Sébastien, Alain, Pierre ...

Avant de conclure, merci aux copaings qui ont cru en moi et m'ont soutenu, par skype réguliers, en particulier Boubou et Phallow. Merci aussi aux colocs du Grézac, Juliette, Margot, Paulo, Léo, Esther et Adrien, tous thésards, qui d'une manière bien particulière, m'ont soutenu par leur bienveillance et leur solidarité, sans même s'en rendre compte. Merci également à mes parents qui m'ont soutenu. Merci Papa pour tes conseils avisés, mais pas toujours suivis. Je pense notamment à ton fameux triptyque du doctorant : "Première année : *'la vie est belle en thèse, je m'éparpille, je flâne'* ; deuxième année : *'je suis nul, je n'y arriverai jamais, les autres font bien mieux que moi' ;* dernière année : *'plus le temps de tergiverser, finis les vacances et les doutes, il faut bosser comme un âne'*". J'ai été prévenu, je n'aurai pourtant pas évité ces écueils. C'est gentil d'avoir essayé ;).

Et enfin, merci à toi Marion, qui m'aura supporté pendant ces trois ans. Tu ne comprenais pas forcément pourquoi je me mettais autant la pression (*"Pourquoi est-ce que tu travailles autant alors que tu es si mal payé ?"*) mais ça ne t'a pas empêché de me soutenir et de me motiver. Merci <3

Marc

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ i
REMERCIEMENTS iv
CONTRIBUTIONS xiii
LISTE DES FIGURES xvii
LISTE DES TABLEAUX xxix

I Introduction, contexte et problématique **1**

CH. 1 Notions d'hétérogénéité spatiale **7**

1 Qu'est-ce que l'hétérogénéité spatiale ? 8
2 Échelle spatiale 9
3 Hétérogénéité et représentation discrète du paysage 11
3.1 Définition 11
3.2 Quels indicateurs de l'hétérogénéité à partir d'une représentation discrète du paysage ? 12
4 Hétérogénéité et représentation continue du paysage 13
4.1 Définition 13
4.2 Quels indicateurs de l'hétérogénéité à partir d'une représentation continue du paysage ? 14
5 Bilan 17

CH. 2 Cadre applicatif de la thèse **19**

1 Hétérogénéité et milieux méditerranéens de garrigues . . . 20
1.1 Qu'est-ce que la garrigue ? . . . 20
1.2 Pourquoi ces milieux sont-ils particulièrement hétérogènes et riches en biodiversité ? . . . 23
1.3 L'hétérogénéité spatiale au cœur des pressions actuelles et des enjeux de conservations . . . 28
1.4 Site d'étude : Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas . . . 32
1.5 Bilan . . . 34
2 Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de la végétation par télédétection . . . 35
2.1 Critères de sélection d'une méthode de caractérisation . . . 35
2.2 Caractérisation de l'hétérogénéité de manière qualitative à partir de données continues . . . 37
2.3 Caractérisation de l'hétérogénéité de manière quantitative à partir de données discrètes . . . 39
2.4 Caractérisation de l'hétérogénéité de manière quantitative à partir de données continues . . . 41
2.5 Bilan . . . 42

CH. 3 Fourier Based Textural Ordination : principes et hypothèses de travail 45
1 Décomposition fréquentielle . . . 46
1.1 Principe . . . 46
1.2 Obtention d'un spectre radial . . . 48
2 Analyse en composantes principales . . . 57
2.1 Objectif . . . 57
2.2 Formalisation mathématique . . . 59
3 Objectifs et hypothèse de travail . . . 64

II Résultats **67**

CH. 4 Monitoring and Characterizing Heterogeneous Mediterranean Landscapes with Continuous Textural Indices Based on VHSR Imagery 69
1 Introduction . . . 71
2 Methods . . . 74
2.1 Study Area . . . 74
2.2 CIR Aerial Images . . . 76

2.3 Identification of the Vegetation Strata . . . 76
2.4 Metrics Computation . . . 78
2.5 Coarseness Gradient Computation . . . 80
3 Results . . . 82
3.1 Classification Results . . . 82
3.2 Interpretation of R-Spectra Ordination . . . 84
3.3 Linking Textural Gradient with Landscape Metrics . . . 86
4 Discussion . . . 93
4.1 Potential of the Approach for Habitat Conservation and Monitoring . . . 93
4.2 Accuracy of Vegetation Maps and the Resulting Metrics . . . 95
4.3 Influence Environmental and Technical Factors . . . 98
5 Conclusions . . . 100
6 Apendix . . . 102
6.1 HeatMap of Metric . . . 102
6.2 Rotation . . . 107
6.3 Influence of Windows Size . . . 107

CH. 5 Passage à l'échelle : influence des zones anthropisées sur la méthode 111
1 Introduction . . . 112
2 Matériel et méthode . . . 113
2.1 Images aériennes et site d'étude . . . 113
2.2 Méthodologie . . . 113
3 Résultats . . . 115
3.1 Application de la méthode FOTO sur l'ensemble de la zone . . . 115
3.2 Application de la méthode FOTO sur la zone masquée . . . 117
3.3 Influence du masque sur les indices de texture . . . 119
4 Conclusion . . . 121

CH. 6 Complementarity between Textural and Radiometric Indices From Airborne and Spaceborne Multi VHSR Data: Disentangling the Complexity of Heterogeneous Landscape Matrix 123
1 Introduction . . . 125
1.1 Airborne color infrared images . . . 128
1.2 Pléiades satellite images . . . 128
1.3 Study area . . . 129

2 Methods . . . 131
2.1 Characterization of landscape structure . . . 131
2.2 Comparison of vegetation structure among data sources . . . 133
3 Results . . . 138
3.1 Classification of vegetation strata . . . 138
3.2 Estimation of landscape metrics . . . 138
3.3 Comparison of radiometric indices . . . 139
3.4 Comparison of textural indices . . . 139
3.5 Spatial dynamics of vegetation structure . . . 148
4 Discussion . . . 150
4.1 Stability of textural contrast . . . 151
4.2 Implication of the use of spaceborne data for monitoring vegetation structure 151
4.3 Further directions towards operational monitoring . . . 153
5 Conclusion . . . 154
6 Appendix . . . 155
6.1 Vegetation mapping . . . 155
6.2 Influence of Phenology . . . 156
6.3 Correlation between frequencies and textural gradients . . . 158
6.4 Relationship between textural and radiometric indices and landscape metrics 159

CH. 7 Continuous textural indices to predict the distribution of birds of conservation interest in Mediterranean landscapes 161

1 Introduction . . . 163
2 Materials . . . 164
2.1 Study site . . . 164
2.2 Bird Surveys . . . 166
2.3 Airborne color infrared images . . . 166
3 Methods . . . 167
3.1 General approach . . . 167
3.2 Landscape structure characterization . . . 167
3.3 Statistical analysis . . . 169
4 Results . . . 170
4.1 Selection of best combinations of variables for the reference approach . . . 170
4.2 Model comparison . . . 171
4.3 Ecological interpretation . . . 171

5 Discussion . . . 177
5.1 Explanatory and predictive power . . . 177
5.2 Deepening our understanding of the role of landscape structure . . . 180
5.3 Perspectives for refining our method and future work . . . 180
6 Conclusion . . . 181
7 Appendix . . . 182

III Discussion Générale 185

CH. 8 Discussion 187
1 Synthèse des résultats . . . 187
1.1 Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à partir de la méthode FOTO . 188
1.2 Sensibilité de l'approche à des facteurs environnementaux et techniques . 188
1.3 Pertinence écologique . . . 190
1.4 Les limites de l'approche . . . 191
2 Stabilité de l'approche . . . 191
2.1 Stabilité des gradients de texture . . . 192
2.2 Stabilité de la relation texture/hétérogénéité . . . 193
3 Perspective d'Amélioration de la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale . . . 199
3.1 Automatisation . . . 199
3.2 Vers une meilleure caractérisation de l'hétérogénéité spatiale . . . 201
4 De la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à une meilleure compréhension des enjeux des milieux méditerranéens . . . 202
4.1 Application à l'avifaune . . . 203
4.2 Application pour la conservation des habitats naturels . . . 205
4.3 Suivi temporel de l'hétérogénéité spatiale . . . 206
4.4 Conclusion et perspectives : implications pour le suivi de l'hétérogénéité et de la biodiversité . . . 207
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES . . . 208

ANNEXES 233

CH. A Article de vulgarisation : La garrigue vue du ciel 235

CH. B Cartographie de la végétation sur les causse du Larzac, Blandas et Campestre et Luc **239**

1 Préambule . . . 240

2 Données et pré-traitements . . . 241

2.1 Images 1996 . . . 241

2.2 Images 2015 . . . 242

3 Méthodes . . . 243

3.1 Cartographie de la végétation . . . 244

3.2 Calcul des indices de textures de la méthode FOTO . . . 248

4 Résultats . . . 249

4.1 Classification . . . 249

4.2 Résultats de la méthode FOTO . . . 255

CH. C Article EBVs **261**

CONTRIBUTIONS DE LA THÈSE

Publications :

Marc Lang, Samuel Alleaume, Sandra Luque, Nicolas Baghdadi, et Jean-Baptiste Féret. 2018. « Monitoring and Characterizing Heterogeneous Mediterranean Landscapes with Continuous Textural Indices Based on VHSR Imagery ». Remote Sensing 10 (6): 868. https://doi.org/10.3390/rs10060868;

Marc Lang, Samuel Alleaume, Sandra Luque, Nicolas Baghdadi, et Jean-Baptiste Feret. 2018. « Landscape Structure Estimation using Fourier-Based Textural Ordination of High Resolution Airborne Optical Image ». In IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 6600-6603. Valencia, Spain: IEEE. https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8518640;

Marc Lang, Samuel Alleaume, Sandra Luque, Nicolas Baghdadi, et Jean-Baptiste Féret. 2018. « Complementarity between Textural and Radiometric Indices From Airborne and Spaceborne Multi VHSR Data: Disentangling the Complexity of Heterogeneous Landscape Matrix ». Remote Sensing 11 (6), https://doi.org/10.3390/rs11060693

Alleaume, Samuel, Pauline Dusseux, Vincent Thierion, Loïc Commagnac, Sylvio Laventure, **Marc Lang**, Jean-Baptiste Féret, Laurence Hubert-Moy, et Sandra Luque. 2018. « A Generic Remote Sensing Approach to Derive Operational Essential Biodiversity Variables (EBVs) for Conservation Planning ». Édité par Petteri Vihervaara. Methods in Ecology and Evolution 9 (8): 1822-36.

https://doi.org/10.1111/2041-210X.13033;

Chapitre d'ouvrage :

Thierion Vincent et **Marc Lang** 2018. « Classification de la physionomie paysagère de montagne par classification supervisée orientée "objet" » . In: Nicolas Baghdadi, IRSTEA; Clément Mallet, IGN; Mehrez Zribi, CESBIO, dir., QGIS et applications en agriculture et forêt (p. 301-358). Collection Système Terre Environnement. Paris, FRA : ISTE Editions. 374 p;

Thierion Vincent et **Marc Lang**. 2018. « Object-Based Classification for Mountainous Vegetation Physiognomy Mapping ». In QGIS and Applications in Agriculture and Forest, édité par Nicolas Baghdadi, Clément Mallet, et Mehrez Zribi, 283-339. Hoboken, NJ, USA: John Wiley and Sons, Inc. https://doi.org/10.1002/9781119457107.ch9;

Présentation orale :

« Fusion de données multi-capteurs pour la caractérisation des milieux naturels méditerranéens » Journée IDEA (Image Drone Environnement Agriculture) - 17 octobre 2016 - Montpellier;

« Landscape Structure Estimation using Fourier-Based Textural Ordination of High Resolution Airborne Optical Image » IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Août 2018 - Valencia, Spain;

« Caractérisation de la structure des milieux semi-naturels à partir d'une analyse texturale d'images à très haute résolution spatiale en région méditerranéenne ».Cafés de MTD - 5 octobre 2017 - Montpellier;

Concours Ma thèse en 180s, 3^{ième} de la Finale Régionale Languedoc-Roussillon - 20 avril 2017[1];

Posters:

« Monitoring and characterization of landscape structure using frequential texture informatiuon derived from VHSR satellite images in mediterranean region » - Eco Summit - 29 août-1 septembre 2016 - Montpellier;

« Caratérisation de la structure du paysage à partir d'une analyse texturale d'images à très haute

[1]Vidéo disponible sur ce lien (passage vers 1h15)

résolution spatiale en région méditerranéenne » - Séminaire Theia - 3 et 4 octobre 2016 - Agropolis International Montpellier;

« La garrigue vue du ciel » - Fête de la science 2016 - Fête de la science 2017 - Maison de la télédétection Montpellier;

Article de Vulgarisation :

« La garrigue vue du ciel » - soumis à ShakePeers (Plateforme de vulgarisation scientifique libre et collaborative) en 2018.

Activités d'encadrement :

Co-encadrement du stage de fin d'études (M2, Master Géomatique) de Bronislaw Podhajski en 2016 (6 mois) ayant donné lieu à la rédaction d'un mémoire de fin d'études : "Description du processus de la fermeture du paysage des milieux naturels méditerranéens par télédétection."

Co-encadrement d'un stage de césure (M1, cursus ingénieur agronome) de Thérèse Jacquet en 2016 (6 mois) ayant donné lieu à la rédaction d'un rapport de stage : "Apport des images Sentinel 2 pour le suivi des végétations naturelles."

Co-encadrement d'un stage de césure (M1, cursus ingénieur agronome) de Claire Pascal en 2017-2018 (6 mois), ayant donné lieu à la rédaction d'un rapport de stage : "Étude diachronique de la végétation et des communautés d'oiseaux des habitats semi-naturels Méditerranéens à fort enjeu conservation à partir de télédétection"

Co-encadrement d'un stage de césure (M1, cursus ingénieur agronome) de Florian Chazottier et Thomas Iapteff en 2018 (1 mois), ayant donné lieu à la rédaction d'un rapport de stage : "Optimisation de l'utilisation du pipeline ASP (OS : Linux) pour la génération de modèles numériques de surface et de hauteur de canopée"

Co-encadrement d'un stage de césure (M2, Master Mention GAED, Spécialité TELENVI) de Ibrahima Diouf en 2018 (6 mois), ayant donné lieu à la rédaction d'un mémoire de fin d'études : "Utilisation des images de très haute résolution spatiale pour la caractérisation de la structure de la végétation

méditerranéenne : Comparaison d'images issues de drones, aéroportées et satellitaires"

Activités d'enseignement :

Intervention dans le module "Télédétection-Principes de Base" du Mastère spécialisé SILAT (14h ETD)

Intervention dans le cadre de la formation continue "automatisation de géotraitements : Qgis et python" proposé par AgroParisTech (14h ETD)

Intervention dans le cadre du module SIG du Master 1 EAU (7,5h ETD)

LISTE DES FIGURES

1 Place de l'hétérogénéité spatiale au sein des interactions écologiques en écologie du paysage. Adapté de Herrault (2015) d'après Fahrig (2005). 4

1.1 Illustration de la variation de l'hétérogénéité en fonction l'échelle spatiale : (**a**) l'hétérogénéité diminue avec la taille du grain et (**b**) elle augmente avec la taille de l'étendue. Le nombre de pixels agrégés constituant le nouveau grain est indiqué par n ; l'aire totale ou l'étendue est indiquée par a. Adapté de Turner and Gardner (2015). 10

1.2 Exemple de différents degrés d'hétérogénéité de composition et de configuration, adaptée de Fahrig et al. (2011a). 12

1.3 Corrélations de sept métriques paysagères dérivées à partir de 1000 simulations aléatoires paysages binaires. PD : patch density, NP : number of patches, ED : edge density, LSI : landscape shape index, AWMSI : area-weighted mean shape index, MSIEI : modified Simplson's evenness index, CONTAG : contagion. Source : Turner and Gardner (2015), adapté de Fortin et al. (2003). 13

1.4 Illustration simplifiée de quatre méthodes d'analyse de texture : (**a**) la matrice de co-occurence, (**b**) le variogramme, (**c**) l'analyse de lacunarité et (**d**) la transformée de Fourier. Pour chaque méthode, la taille de la fenêtre d'analyse w est représentée en jaune, la distance d en rouge, la direction d'analyse θ en vert et les descripteurs texturaux en bleu. 16

2.1 Exemples de paysages méditerranéens où le paysage s'organise en une mosaïque de strates de végétation avec (**a**) paysage du causse d'Aumelas et (**b**) un paysage de pelouse sèches en mosaïque avec des buis sur le causse du Larzac. Photos prises respectivement au printemps 2016 et à l'automne 2017. 22
2.2 Lien entre les activités humaines et la dynamique de la végétation dans les milieux de garrigues. Adapté de Les écologistes de l'Euzière (2013) 26
2.3 Exemple de paysage illustrant un *continuum* entre (**1**) des pelouses, (**2**) une garrigue basse de chênes Kermès, (**3**) une garrigue haute avec en premier plan un ciste cotonneux et des genêts, (**4**) une forêt de chênes verts et (**5**) une forêt de chênes pubescents. Photo prise au printemps 2016 sur le causse d'Aumelas. 26
2.4 Exemple de fermeture de milieux dans un paysage de garrigues (Saint-Bauzille de Putois. Hérault) entre 1929 et 1992 (photos prises en hiver). En arrière-plan, les flans rocailleux ponctués de quelques chênes verts (*Quercus ilex*) et de genévriers cade (*Juniperus oxycedrus*) sont remplacés partout par des forêts de chênes verts à l'exception des falaises qui ne sont pas colonisées. D'après Debussche et al. (1999). 27
2.5 L'organisation spatiale de patchs (en rouge) de chênes kermès (**a**) très fragmentés, marqueurs d'un stade précoce de colonisation (**b**) agglomérés, marqueurs d'un stade avancé de colonisation. Imagettes issues de la BD OTHO IRC en infrarouge couleur. 30
2.6 Localisation du site d'étude. 33
2.7 Exemples de pelouses à brachypode rameux organisées en mosaïque avec (**a**) des genévriers cade et (**b**) des chênes kermès. 34
2.8 Illustration simplifiée des trois grandes approches pour caractériser l'hétérogénéité à partir de données de télédétection. 37
3.1 Exemple d'imagettes en valeurs de NDVI et présentant des textures différentes dues (**a**) au *grain* de la canopée, (**b**) à l'alternance de buissons et d'herbe, (**c**) à l'alternance d'arbres et d'herbe et (**d**) à l'alternance d'amas de buissons et d'herbe. Les zones claires correspondent des fortes valeurs de NDVI, i.e.. à la présence de végétation caractérisée par une forte activité photosynthétique. 46
3.2 Exemple simplifié du lien entre structure de la végétation, la variation spatiale unidimensionnelle du signal de NDVI et le contenu fréquentiel associé pour (**a**) l'alternance de buissons et d'herbe, (**b**) l'alternance d'amas de buissons et d'herbe, (**c**) un couvert continu d'arbres et (**d**) l'alternance de d'arbres et d'herbe. 48
3.3 Principe de l'obtention d'un spectre radial de fréquence. 52

3.4 Effet de la taille de fenêtre sur (**a**) la fréquence minimale f_{min} et la période maximale T_{max} et (**b**) la fréquence maximale f_{max} et la pédiode minimale T_{min}. Dans cet exemple la taille du pixel est égale à 0.5 m 55
3.5 Exemple d'imagettes issues de la BD ORTHO-IRC de l'IGN (0.5 m de résolution) présentant une forte hétérogénéité spatiale de quatre strates représentées (**a**) en composition infrarouge couleur (RVB = infrarouge, rouge, et vert), (**b**) avec la bande infrarouge uniquement, (**c**) avec le NDVI et (**d**) avec la bande rouge uniquement. 56
3.6 Exemple simplifié de l'influence de la radiométrie sur la variation spatiale unidimensionnelle du signal de NDVI et le contenu fréquentiel associé dans le cas (**a**) où deux strates, les buissons et l'herbe, sont présentes et, (**b**) où quatre strates, le sol nu, l'herbe, les buissons et les arbres, sont présentes 58
3.7 Cercle des corrélations entre les variables fréquentielles et les deux premières composantes de la méthode FOTO. Les fréquences sont exprimées ici en cycles.km^{-1}. Adapté de Couteron et al. (2006). 62
3.8 Exemple de projection des fenêtres dans le plan factoriel constitué des deux premières composantes principales. Seule l'emprise des points est affichée en gris à cause de leur forte densité. Un exemple de trois fenêtres avec une forte distance à l'origine sont affichées. Adapté de Couteron et al. (2006). 63
4.1 General workflow of steps to compare Fourier-based textural ordination (FOTO) indices to landscape metrics. CIR: coloured infrared; FFT: fast Fourier transform; PCA: principal component analysis.; NDVI : Normalized Difference Vegetation Index 75
4.2 Study area: (**a**) general location of the Natura 2000 protected area; (**b**) the study area; (**c**) example of vegetation organization in mosaic with (1) degraded dry grassland at early stage of colonization by low ligneous, (2) low ligneous aggregated mixed with herbs, (3) low ligneous with few trees, and (4) low ligneous with dense trees. 77
4.3 NDVI signature of vegetation strata samples used for validation (samples are listed in Table 4.1). 84
4.4 Correlation between spatial frequencies (expressed in cycles·km^{-1}) and rotated component axes for a window size of 50 m. 85

4.5 Window positions in the plane defined by rotated axes 1 and 2 for a PCA with a window size of 50 m. Windows are ordinated according to their frequency content from (**a**) very low frequencies due to very coarse pattern, to (**b**,**c**) coarse pattern due to low frequencies, to (**d**) fine pattern due to intermediate frequencies, and (**f**,**g**) to very high frequencies due to very fine pattern. Intermediate positions on the plane correspond to windows with a mix of fine and coarse patterns (**e**). . . . 86

4.6 Comparison of coefficient of determination r^2 for window size of 100 m and different combination of predictive variables. For instance, for the top-left graph, points falling above the 1-to-1 line mean that models trained with only the mean NDVI had a higher r^2 than models trained with textural axis 1 and 2. A model's color corresponds to its corresponding stratum and a model's marker corresponds to its corresponding metric group. 89

4.7 PLAND distribution in the 2D space defined by (**a**) texture axis 1 and mean NDVI and (**b**) texture axis 2 and mean NDVI. 90

4.8 LSI distibution for (**a**) the grouped low ligneous and high ligneous strata and (**b**) the grouped bare soil and herbs strata on the 2D space defined by the first texture axis and mean NDVI. Particular windows of extreme LSI value are displayed on the right corresponding from left to right to colored infrared, NDVI, and vegetation map. 91

4.9 Inversion relationship between LSI of LL + HL computed from the vegetation map and LSI predicted by regression models for a window size of 100 m with (**a**) the inversion relationship plot; (**b**) LSI map derived from the vegetation map; and (**c**) LSI map derived the regression model. Blank areas correspond to masked vineyard and tree plantations. RMSE: root mean square error. 92

4.10 (**a**) Windows' scores in texture axis 1 against their mean *NDVI* values and (**b**) Map of FOTO indices and NDVI mean values (RGB composite red = Rotated PC 1, green = Mean NDVI, blue = Rotated PC 2. Blank area corresponds to masked vineyards and tree plantations. 93

4.11 Visual comparison of the global thresholding and local thresholding methods with colored infrared (CIR) image. Main confusions in at least one method are pointed out in blue: (**a**) LL misclassified into HL for global thresholding, (**b**) confusions in windows containing mixed LL and HL for both global and local thresholding, (**c**) LL misclassified into H for local thresholding, with more confusion for global thresholding. 97

4.12 Comparison of coefficient of determination r^2 for models with first two axes and mean NDVI used as predictive variables and different window sizes. For instance, for the top-left graph, points falling bellow the 1-to-1 line mean that models using a window size of 100 m had a higher r^2 than models using a window size of 50 m. A model's color corresponds to its corresponding stratum, and a model's marker corresponds to its corresponding metric group. 99

4.13 Aggregation metrics values of LSI, IJI, AI, COHESION, and SPLIT on the 2D space defined by texture axis 1 and mean NDVI. Metrics (in rows), were computed for the four individual strata bare soil, herbs, low ligneous, high Ligneous, and the two combination of strata, bare soil + herbs and low ligneous + high ligneous (in columns). 103

4.14 Shape metrics values of SHAPE_MN, SHAPE_AM, PAFRAC on the 2D space defined by texture axis 1 and mean NDVI. Metrics (in rows) were computed for the four individual strata bare soil, herbs, low ligneous, high ligneous, and the two combinations of strata, bare soil + herbs and low ligneous + high ligneous (in columns). 104

4.15 Aggregation metrics values of LSI, IJI, AI, COHESION, and SPLIT on the 2D space defined by texture axis 2 and mean NDVI. Metrics (in rows) were computed for the four individual strata bare soil, herbs, low ligneous, high ligneous, and the two combinations of strata, bare soil + herbs and low ligneous + high ligneous (in columns). 105

4.16 Shape metrics values of SHAPE_MN, SHAPE_AM, PAFRAC on the 2D space defined by texture axis 2 and mean NDVI. Metrics (in rows) were computed for the four individual strata bare soil, herbs, low ligneous, high ligneous, and the two combinations of strata, bare soil + herbs and low ligneous + high ligneous (in columns). 106

4.17 Main results of the principal component analysis (PCA) before and after a 60° loadings rotation for window size of 50 m. Correlation between spatial frequencies (expressed in cycles·km^{-1}) and component axes (**a**) before rotation and (**b**) after rotation. Window positions in the plane define by axes 1 and 2 (**c**) before rotation and (**d**) after rotation. 107

4.18 Influence of window size on the correlation between spatial frequencies and the two main axes of the PCA, after a 60° loading rotation. Circle of correlation for a window size of (**a**) 100 m, (**b**) 50 m and (**c**) 25 m. 108

5.1 Site d'étude correspondant au site Natura 2000 "Montagne de la Mourre et causse d'Aumelas". La localisation de la zone test restreinte utilisée pour le Chapitre 4 est encadrée en vert. 114
5.2 Corrélations entre les fréquences spatiales (en km^{-1}) et les deux premières composantes principales (PC1 et PC2) : (**a**) en représentation à deux dimensions (cercle des corrélations) et (**b**) en représentation à une dimension. 116
5.3 Position de chaque fenêtre dans le plan factoriel des deux premières composantes principales (PC1 et PC2). La qualité de représentation de chaque fenêtre dans le plan factoriel est représentée par une échelle de couleur. Les limites entre les secteurs angulaires 1, 2, 3 et 4 sont respectivement 22,5°, 45°et 67.5°. 116
5.4 Les dix fenêtres les plus éloignées du centre du plan factoriel pour les secteurs angulaires (**a**) 1, (**b**) 2, (**c**) 3, (**d**) 4 définis dans la Figure 5.3. 118
5.5 Exemples de fenêtres masquées avec un fort contenu fréquentiel périodique avec (**a**) des vignes, (**b**) des plantations de pins, (**c**) une oliveraie, (**d**) des bâtiments et des surfaces "lisses" associées à des très hautes fréquences avec (**e**) un plan d'eau et (**f**) une culture nue. 119
5.6 Corrélations entre les fréquences spatiales (en km^{-1}) et les deux premières composantes principales (PC1 et PC2) après l'application du masque : (**a**) en représentation à deux dimensions (cercle des corrélations) et (**b**) en représentation à une dimension. Les corrélations avec PC1 et PC2 sont respectivement représentées en rouge et vert. Les corrélations avant et après l'application du masque sont respectivement représentées en pointillées et en traits continus. 120
5.7 Position de chaque fenêtre après application du masque dans le plan factoriel des deux premières composantes principales (PC1 et PC2). La qualité de représentation de chaque fenêtre dans le plan factoriel est représentée par une échelle de couleur. 120
5.8 Corrélations entre les valeurs des fenêtres avant et après l'application du masque pour (**a**) la première composante principale et (**b**) la deuxième composante principale. (CCP : coefficient de corrélation de Pearson) 121

6.1 (**a**) Study area with color infrared (CIR) airborne image and (**b**) examples of vegetation structures with CIR airborne image, NDVI airborne and Pléiades images, and Pléiades panchromatic image with (1) dense cover of low ligneous (LL) (*Quercus coccifera*); two structure types of highly mix of herbs (H) and LL with (2) early stage of encroachment by LL dominated by *Quercus coccifera* and (3) LL dominated by *Juniperus oxycedrus*. Radiometric dynamic is indicated by the greyscales for NDVI images and Pléiades panchromatic band. 130

6.2 Representation of the methodological framework used to study the influence of radiometry, spatial resolution and fusion on the characterization of vegetation structure with combined textural and radiometric indices with (**a**) the comparison of the estimation of landscape metric; the variation of (**b**) radiometric and (**c**) textural indices and (**d**) the comparison of the spatial representation of the vegetation structure with RGB maps representation. 134

6.3 Mean of coefficients of determination over 30 iterations of regression models predicting LSI (**a**) and PLAND (**b**) for each stratum and combination of strata with indices computed from different band. Error bars represent the standard deviation of coefficients of determination over the 30 iterations. 139

6.4 Scatterplot of mean NDVI values of windows computed for 0.5 m resolution airborne imagery and 2 m resolution Pléiades imagery. 140

6.5 PLAND (**a**, **b**) and LSI (**c**, **d**) distribution for (**a**, **c**) the grouped bare soil and herbs strata and (**b**, **d**) the grouped low and high ligneous strata on the 2D plane defined by the VFTG and mean NDVI computed on airborne images. 141

6.6 Influence of loadings rotation on correlation of PC1 derived from (**a**) ANDVI with $\theta = 30°$ and PPAN with $\theta \in [0°, 170°]$ (b) ANDVI ($\theta = 30°$) and PNDVI with $\theta \in [0°, 170°]$ and (c) PNDVI ($\theta = 30°$) and PNDVIFUS with $\theta \in [0°, 170°]$. The best correlation values are indicated in blue dotted lines. 142

6.7 Scatterplots of VFTG scores computed on (**a**) NDVI of airborne imagery (ANDVI) and panchromatic band of Pléiades imagery (PPAN) (**b**) ANDVI and NDVI of Pléiades imagery (PNDVI), (**c**) (PNDVI) and fusion derived NDVI of Pléiades imagery 142

6.8 Scatterplots of TG-2 scores computed on (**a**) NDVI of airborne imagery (ANDVI) and panchromatic band of Pléiades imagery (PPAN) (**b**) ANDVI and NDVI of Pléiades imagery (PNDVI), (**c**) (PNDVI) and fusion derived NDVI of Pléiades imagery 143

6.9 Co-variation of textural gradients derived from airborne imagery NDVI and Pléiades NDVI band : (a) Scatterplot of angular coordinates with two types of angular variations highlighted in orange: (1) from [45°, 225°] to [270°, 360°], (2) from [270°, 360°] to [0°, 135°], and (b) typical windows of each variation type. 145

6.10 Co-variation of textural gradients derived from NDVI of Pléiades before and after pansharpenning and : (a) Scatterplot of angular coordinates with two types of angular variations highlighted in orange: (1) from [180°, 315°] to [280°, 330°], (2) from [180°, 315°] to [200°, 250°], ; (b) histograms of characteristic vegetation structure of each angular variation type, metric distribution is plotted in blue when considering all windows and in orange when considering only windows within the variation type angular range values, and (c) typical windows of each variation type. 145

6.11 Co-variation of texture gradients derived from airborne imagery NDVI and Pléiades panchromatic band : (a) Scatterplot of angular coordinates with four types of angular variations highlighted in orange: (1) from [45°, 225°] to [270°, 360°], (2) from [270°, 360°] to [180°, 270°], (3) from [135°, 315°] to [0°, 90°] and (4) from [0°, 90°] to [135° to 270°]; (b) typical windows of each variation type and (c) histograms of characteristic vegetation structure of each angular variation type, metric distribution is plotted in blue when considering all windows and in orange when considering only windows within the variation type angular range values. 147

6.12 Maps of combined textural and radiometric indices of (**a**) ANDVI, (**d**) PNDVIFUS, PPAN(**c**) and (**d**) PNDVI using a RGB color composition (with R = VFTG, G = mean NDVI, B = TG-2). Main vegetation structure types are located on the maps by arrows with two structure types of highly mix of herbs and low ligneous with (1) early stage of encroachment of herbs by low ligneous (*Quercus coccifera*);(2) herbs and low ligneous (*Juniperus oxycedrus*); (3) dense cover of low ligneous (*Quercus coccifera*); (4) dry grassland and (5) forest. 149

6.13 Influence of the radiometric information for mapping vegetation structure on a transect of mixed LL (*Quercus coccifera*) and H strata containing a (**a**) gradient of vegetation structure in both terms of relative composition and configuration (LSI), derived from a (**b**) vegetation map. (**c**) RGB composite maps (with R = VFTG, G = NDVI, B = TG-2) and (**d**) the corresponding data source for textural analysis. . . . 150

6.14 Scatterplot of mean NDVI values of windows computed for 6 m resolution of SPOT imagery and 2 m resolution Pléiades imagery. 157

6.15 Correlation between spatial frequencies (expressed in cycles.km^{-1}) and Vegetation Fragmentation Gradient Texture (VFTG) and Canopy Grain Gradient Texture (TG-2) derived from (**a**) NDVI band of airborne imagery, (**b**) NDVI band of Pléiades imagery, (**c**) panchromatic band of Pléiades imagery and (**d**) fusion derived NDVI of Pléiades imagery; after optimal rotation of 30° original principal component 1 and 2 for (**a**, **b**, **c**) and 60° for (**d**). 158

6.16 PLAND and LSI distribution for bare soil (BS), herbs (H), low ligneous (LL), high ligneous (HL), on the 2D plane defined by (**a**) the VFTG and mean NDVI and (**b**) the TG-2 and the mean NDVI computed on airborne images. 159

7.1 Location of the study area and the point-counts. 165

7.2 General workflow to compare (**a**) the proposed approach and (**b**) the reference approach for modeling bird distribution. NDVI : Normalized Vegetation Index; FFT : Fast Fourier Transform; PCA : Principal component Analysis; VFTG : Vegetation Fragementation Textural Gradient; TG2 : Textural gradient 2; PLAND : proportion of landscape; GAM : Generalized Additive Model 168

7.3 Interpretation of VFTG, TG2 and Mean NDVI scores in terms of vegetation structure. 170

7.4 Response curve to percentage of G and HL cover for *Lullula arborea*. 172

7.5 Response plan to (**a**) VFTG and NDVI and to (**b**) TG2 and NDVI for *Lullula arborea*. Area whose coefficient of variation is higher than 0.3 is masked in semi-transparent white. 173

7.6 Predicted mean occurrence probability with (**a**) VFTG, TG and mean NDVI and with (**b**) land cover metrics. Red dot = presence, blue dot = absence for *Lullula arborea*. 173

7.7 Response curve to percentage of LL and HL cover for *Anthus campestris*. 174

7.8 Response plan to (**a**) VFTG and NDVI and to (**b**) TG2 and NDVI for *Anthus campestris*. Area whose coefficient of variation is higher than 0.3 is masked in semi-transparent white. 175

7.9 Predicted mean occurrence probability with (*a*) VFTG, TG and mean NDVI and with (*b*) land cover metrics . Red dot = presence, blue dot = absence for *Anthus campestris*. 175

7.10 Response curve to percentage of LL and HL cover for *Emberiza hortulana*. 176

7.11 Response plan to (**a**) VFTG and NDVI and to (**b**) TG2 and NDVI for *Emberiza hortulana*. Area whose coefficient of variation is higher than 0.3 is masked in semi-transparent white. 176

7.12 Predicted mean occurrence probability with (*a*) VFTG, TG and mean NDVI and with (*b*) land cover metrics . Red dot = presence, blue dot = absence for *Emberiza hortulana*. 177
7.13 Response curve to percentage of LL and HL cover for *Sylvia undata*. 178
7.14 Response plan to (**a**) VFTG and NDVI and to (**b**) TG2 and NDVI for *Sylvia undata*. Area whose coefficient of variation is higher than 0.3 is masked in semi-transparent white. 178
7.15 Predicted mean occurrence probability with (*a*) VFTG, TG and mean NDVI and with (*b*) land cover metrics . Red dot = presence, blue dot = absence for *Sylvia undata*. 179
7.16 Textural ordination of the NDVI of windows of 100 m size after loading rotation. All displayed windows have a low score in the TG2 gradient, comprised between -2.34 and -2. 182
7.17 Textural ordination of the NDVI of windows of 100 m size after loading rotation. All displayed windows have a high score in the TG2 gradient, comprised between 3 and 4. 183
8.1 Compilation des gradients de texture obtenus pour huit études avec la méthode FOTO. La flèche en rouge exprime un gradient entre des basses fréquences et des fréquences intermédiaires, et la flèche en vert le gradient exprime la dominance des hautes fréquences. La flèche en pointillées indique la rotation à effectuer pour obtenir ces gradients. Les fréquences spatiales sont soit exprimées cycles.fenêtre^{-1} (**a**, **b**), soit en cycles.km^{-1} (**c**, **d**, **e**, **f**, **g**), soit par rapport à leur longeur d'onde et donc en mètres (**h** , **i**) . Cercle des corrélations d'après (**a**) Couteron (2002), (**b**) Couteron et al. (2005), (**c**) Couteron et al. (2006) , (**d et e**) Proisy et al. (2007), (**f**) Ploton et al. (2012), (**g**) Bastin et al. (2014), (**h**) Barbier and Couteron (2015) et (**i**) Ploton et al. (2017). 194
8.2 Signature spectrale (**a**) du NDVI et (**b**) de la bande Rouge pour les échantillons des strates de sol nu, d'herbes, de ligneux bas et ligneux hauts qui ont été utilisés dans le Chapitre 4. La liste des échantillons est disponible dans la table 4.1. 197

8.3 Corrélations entre le premier plan factoriel et les fréquences spatiales (exprimées en cycles.km^{-}1) pour l'application de la méthode FOTO sur le NDVI de la BD ORTHO IRC 2012 avec une fenêtre de 50 m (Chapitre 4) avant rotation (**a**) et après rotation (**b**), pour l'application de la méthode FOTO sur le NDVI de la BD ORTHO IRC 2015 avec une fenêtre de 100 m (Chapitre 6) avant rotation (**c**) et après rotation (**d**). 201
B.1 Exemple de cliché aérien acquis en 1996. 242
B.2 Images aériennes de 2015 en composition infrarouge couleur pour les trois causses étudiés. 243
B.3 Exemple de différence de contraste au sein de la BD ORTHO IRC de 2015 du département de l'Hérault. 244
B.4 Imagettes utilisées pour déterminer les paramètres de segmentation sur les images de 1996. Taille des imagettes : 100 m par 100 m. 246
B.5 Exemple de zone hétérogène avec une structure complexe bien classée. Image aérienne à gauche et classification à droite. 251
B.6 Exemple de zone bien classée avec du sol nu avec de nombreux buissons. Image aérienne à gauche et classification à droite. 251
B.7 Exemple de zones d'herbes mal classées en buissons pour le causse de Campestre. Image aérienne à gauche, classification à droite. 251
B.8 Exemple d'une zone avec des erreurs de commission pour la classe LB à la place de LH ou d'H. Image aérienne à gauche et classification à droite. 252
B.9 Exemple d'une zone avec des erreurs de classification liées aux effets de bordure entre des clichés assemblés. Image aérienne à gauche et classification à droite. . . 252
B.10 Exemple d'une zone avec des ombres qui sont bien classées sur la classification des images 2015. Image aérienne à gauche et classification à droite, avec les ombres apparaissant en rouge. 254
B.11 Exemple d'une zone avec des erreurs de commission pour la classe ombre la classification des images 2015. Image aérienne à gauche et classification à droite, avec les ombres apparaissant en rouge. 254
B.12 Corrélations entre les fréquences spatiales (en km^{-1}) et les deux premiers axes de l'ACP après rotation (noté ici PC1 et PC2). 257

B.13 Position des fenêtres dans le plan factoriel composé des deux premiers axes de l'ACP après rotation pour (**a**) le causse de Blandas, (**b**) le causse de Campestre et (**c**) le causse du Larzac. Le cercle en noir illustre des différences de distribution des fenêtre selon le causse considéré. 257
B.14 Exemple de 50 fenêtres sélectionnées aléatoirement dans la zone identifiée par un cercle noir pour le causse de Blandas dans la FigureB.13.a. 258
B.15 Exemple de 50 fenêtres sélectionnées aléatoirement dans la zone identifiée par un cercle rouge pour le causse du Larzac dans la FigureB.13.c. 258
B.16 Carte des indices de texture et du NDVI moyen en composition colorée (R = Axe 1, V = NDVI moyen, B = Axe 2) pour (**a**) le causse de Campestre, (**b**) le causse de Blandas et (**c**) le Causse du Larzac. 259

LISTE DES TABLEAUX

4.1 Number of samples per vegetation strata digitized for assessment of the vegetation map validation. BS: bare soil; H: herbaceous vegetation; HL: high ligneous; LL: low ligneous. 78

4.2 List of metrics used in the study. 79

4.3 Confusion matrix of the vegetation map of the following the strata : bare soil (BS), herbs (H), low ligneous (LL), and high ligneous (HL). The classification was computed with with unique threshold values for the whole scene. 83

4.4 Confusion matrix of the vegetation map of the following the strata : bare soil (BS), herbs (H), low ligneous (LL), and high ligneous (HL). The classification was computed with locals thresholds. 83

4.5 Confusion matrix of the vegetation map of the grouped classes bare soil and herbs (BS + H) and ligneous (LL + HL). The classification was computed with unique threshold values for the whole scene. 83

4.6 Confusion matrix of the vegetation map of the grouped classes bare soil and herbs (BS + H) and ligneous (LL + HL). The classification was computed with locals thresholds 84

4.7 Coefficient of determination r^2 of regression models predicting landscape metrics for each strata from texture axis 1 and texture axis 2, for a window size = 100 m. Empty space means that metrics could not be computed for the corresponding strata or combination of strata. 87

4.8 Coefficient of determination r^2 of regression models predicting landscape metrics for each strata from texture axis 1, texture axis 2, and mean NDVI, for window size = 100 m. Empty space means that metrics could not be computed for the corresponding strata or combination of strata. 90
4.9 Coefficient of determination r^2 of regression models predicting landscape metrics for each strata from texture axis 1, texture axis 2, and mean NDVI, for a window size = 25 m. Empty space means that metrics could not be computed for the corresponding strata or combination of strata. 108
4.10 Coefficient of determination r^2 of regression models predicting landscape metrics for each strata from texture axis 1, texture axis 2, and mean NDVI, for a window size = 50 m. Empty space means that metrics could not be computed for the corresponding strata or combination of strata. 109
5.1 Liste des types de surfaces masquées et la surface masquée correspondante. 118
6.1 Characteristics of the images used in this study. 129
6.2 List of the habitats of community interest that are present in *Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas* site (Hérault, 2014) 130
6.3 List of the acronyms used in the study. 135
6.4 Confusion matrix of the vegetation map (BS: bare soil, H: herbs, LL: low ligneous, HL: High ligneous). 138
6.5 Number of samples regions per vegetation stratum. BS: bare soil; H: herbs; LL: Low ligneous; HL: High ligneous. 156
7.1 Percentage of explained deviance and mean AUC scores for models performed with FOTO_SET and PLAND_SET variables. Standard deviation of AUC scores are in brackets. 171
7.2 AIC scores of each individual stratum proportion for the prediction of the four bird species. The two best models for each bird specie are in bold. 183
B.1 Date d'acquisition des clichés de 1996 par zone. 241
B.2 Valeurs optimales des paramètres de segmentation pour chaque année. 245
B.3 Nombres de segments échantillonnés par classe et par zone pour les images de 1996. 246
B.4 Nombres de segments échantillonnés par classe et par zone pour les images de 2015. 247
B.5 Nombres de segments échantillonnés par classe regroupée et par zone pour les images de 1996. 247
B.6 Nombres de segments échantillonnés par classe regroupée et par zone pour les images de 2015. 247

B.7 Matrice de confusion pour la zone Larzac Nord. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur). 249
B.8 Matrice de confusion pour la zone Nord du causse du Larzac en 1996. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur). 250
B.9 Matrice de confusion pour le causse de Blandas en 1996. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur). 250
B.10 Matrice de confusion pour le causse de Campestre en 1996. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur). 250
B.11 Matrice de confusion pour le causse du Larzac en 2015. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur). 253
B.12 Matrice de confusion pour le causse de Blandas en 2015. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur). 253
B.13 Matrice de confusion pour le causse de Campestre en 2015. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur). 253

PARTIE I

Introduction, contexte et problématique

Introduction générale

L'érosion de la biodiversité qui a lieu à échelle mondiale est une menace majeure pour nos sociétés au même titre que le changement climatique (Rockström et al., 2009; Secrétariat de la Convention sur la diversité biologique, 2014; Reid et al., 2005). Sa préservation est devenue un enjeu prioritaire, aussi bien au niveau national, européen et international, comme peuvent en témoigner les différentes politiques de conservation mises en œuvre telles que la directive Habitats (Europe, 1992) ou les objectifs d'Aichi pour 2020 définis lors de la convention sur la biodiversité (CBD, 2010).

Afin de répondre aux ambitions de conservation de la biodiversité, et d'agir efficacement contre son érosion, il est nécessaire d'identifier les informations pertinentes à recueillir pour qualifier ou quantifier la biodiversité, et de mettre en place un système de suivi s'appuyant sur la collecte régulière de ces informations (MacArthur, 1984; Luque et al., 2018). Ces systèmes de suivi doivent alors permettre de dériver des indicateurs à partir des données collectées et de caractériser l'état de la biodiversité dans le temps et l'espace pour évaluer l'efficacité des politiques de conservation mises en œuvre (Niemelä, 2000; Osinski et al., 2003; Pullin et al., 2009).

Le concept de biodiversité est relativement récent, et s'avère complexe à définir en raison des composantes et niveaux d'organisation variés qu'il faut prendre en compte. La définition des systèmes d'indicateurs permettant de i) caractériser cette biodiversité, puis de ii) suivre son évolution et enfin de iii) comprendre les causes et conséquences de l'évolution des différentes composantes de la biodiversité / niveaux d'organisation.

L'hétérogénéité spatiale des milieux naturels est l'une des composantes clefs pour l'étude de la biodiversité (MacArthur, 1984; Collinge, 1996; Kreft and Jetz, 2007; Müller and Burkhard, 2007; Stein et al., 2014). Une des hypothèses de base en écologie est qu'il existe un lien positif entre l'hétérogénéité spatiale des paysages et la biodiversité spécifique, et ce, à différentes échelles. Cette hypothèse repose sur la théorie des niches écologiques (Elton, 2001; Grinnell, 1917; Hutchinson, 1957) qui stipule que chaque espèce est adaptée à des conditions abiotiques et des interactions biotiques spécifiques, et qui déterminent à plus long terme le maintien des populations. Les differentes niches écologiques auxquelles sont associées les différentes espèces représentent ainsi l'un des facteurs les plus importants dans la détermination de la co-existence entre especes au sein d'un paysage heterogene.

Le lien positif entre l'hétérogénéité spatiale et la biodiversité a par exemple été aussi bien montré dans son ensemble (Rocchini et al., 2010; Redon, 2012; Kati et al., 2010) que de manière plus spécifique pour : les oiseaux (Freemark and Merriam, 1986; Ewers et al., 2005; Hagan and Meehan, 2002), les mammifères (Kerr and Packer, 1997; Fraser, 1998), les invertébrés (Kerr et al., 2001; Barbaro and van Halder, 2009; Sirami et al., 2010), ou encore la flore (Redon et al., 2014; Rescia et al., 1994; Steiner and Köhler, 2003; Dufour et al., 2006; Burnett et al., 2008).

En écologie du paysage, l'hétérogénéité spatiale est ainsi au cœur de l'étude des interactions entre des patrons spatiaux abiotiques (type de sol, composition en eau et autres éléments minéraux), des patrons spatiaux biotiques (abondance et distribution des organismes), des processus biotiques (naissance, mort, flux d'espèces, productivité primaire, décomposition) et des processus abiotiques (feu, régime de tempête, pâturage, Fahrig, 2003, voir Figure 1). L'hétérogénéité joue alors un rôle ambivalent dans ces interactions, car elle correspond à la fois à une variable réponse et à une variable explicative des processus et patrons biologiques.(Herrault, 2015; Décamps and Décamps, 2004; Turner, 1989).

Précisons que l'objectif de cette thèse n'est cependant pas d'étudier le lien entre l'hétérogénéité spatiale et les différents processus et patrons biologiques. Il est toutefois nécessaire d'insister sur l'importance de l'hétérogénéité spatiale pour l'étude de la biodiversité : en permettant de mieux comprendre les interactions écologiques intervenant dans un écosystème, l'hétérogénéité spatiale peut alors servir d'indicateur de biodiversité.

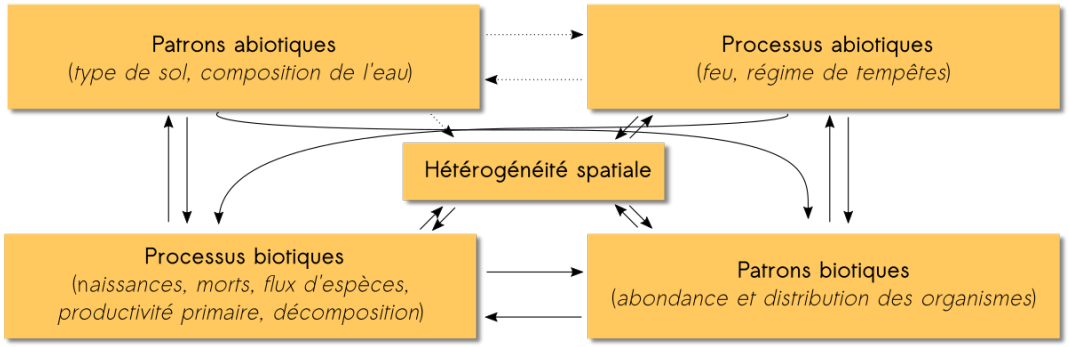


Figure 1 Place de l'hétérogénéité spatiale au sein des interactions écologiques en écologie du paysage. Adapté de Herrault (2015) d'après Fahrig (2005).

Le Bassin Méditerranéen est un *hotspot* de biodiversité (Blondel and Aronson, 1999; Myers et al., 2000; Medail and Quezel, 1997) pour lequel le lien entre biodiversité et hétérogénéité spatiale des paysages s'illustre particulièrement bien. Les paysages méditerranéens sont caractérisés par une mosaïque hétérogène de milieux ouverts et fermés propice à la biodiversité (Cowling et al., 1996; Thompson, 2005b). Cette importante biodiversité est historiquement liée aux activités humaines comme l'exploitation forestière et le pastoralisme qui ont façonnés cette mosaïque de paysages depuis des millénaires (Blondel, 2006). Cependant, un changement des pratiques agricoles traditionnelles entraîne aujourd'hui une fermeture et une homogénéisation des milieux naturels méditerranéens (Debussche et al., 1999; Sirami et al., 2010). Cette fermeture des milieux naturels entraîne une diminution de la biodiversité par la disparition de certains habitats et l'homogénéisation des paysages ; homogénéisation qui entraine par ailleurs une augmentation des risques d'incendies.

La compréhension de ces processus écologiques est étroitement liée à l'hétérogénéité spatiale et l'objectif général de la thèse est ainsi de développer une méthode de caractérisation de l'hétérogénéité spatiale des milieux naturels méditerranéens qui soit suffisamment générique pour répondre aux

enjeux multiples auxquels font face ces milieux. Nous expliciterons dans les chapitres de cette partie le contexte, les problématiques et les objectifs plus spécifiques de cette thèse.

Nous définirons dans un premier chapitre les notions importantes liées à l'hétérogénéité spatiale comme les notions d'échelle spatiale, de représentation continue ou discrète et enfin les différentes approches existantes pour la caractériser. Nous développerons dans un deuxième chapitre le cadre applicatif de la thèse. Nous décrirons plus en détails les milieux naturels méditerranéens, plus particulièrement les milieux de garrigue, ainsi que les enjeux auxquels ils font face, tout en prenant soin de préciser les échelles spatiales et les aspects de l'hétérogénéité qui permettent de répondre à ces enjeux. Nous présenterons également des exemples d'applications des principales approches utilisées en télédétection pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de milieux hétérogènes, et notamment les milieux méditerranéens. Dans un dernier chapitre nous détaillerons l'approche utilisée dans la thèse et les hypothèses de travail associées.

CHAPITRE 1

Notions d'hétérogénéité spatiale

En résumé :

- L'hétérogénéité spatiale est étroitement liée au fonctionnement des écosystèmes, à la biodiversité et aux services rendus par celle-ci à l'espèce humaine ;
- l'hétérogénéité est une propriété mesurable d'un paysage qui dépend de l'échelle et du mode de représentation du paysage ;
- l'échelle spatiale peut se définir par deux composantes : le grain, ou résolution spatiale, qui correspond à la précision de la mesure, et l'étendue, qui correspond à la taille du paysage dans lequel est mesuré l'hétérogénéité ;
- le paysage peut être représenté de manière discrète, c'est-à-dire sous forme de patchs, considérés comme homogènes, avec des frontières nettes avec ses voisins ;
  - l'hétérogénéité mesurée fait alors référence soit à la composition du paysage soit à la configuration spatiale des patchs ;
  - la composition fait référence à la nature des patchs et à leur proportion dans le paysage ;
  - la configuration fait référence à leur distribution spatiale ;
- le paysage peut être représenté de manière continue :
  - par la réflectance mesurée sur une ou plusieurs bandes radiométriques d'images de télédétection ;
  - l'hétérogénéité peut alors être mesurée par l'analyse de la texture de ces images ;
- le nombre de descripteurs de l'hétérogénéité existant est très important ;
- la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale dépend donc de la définition de l'échelle spatiale, du mode de représentation du paysage et du choix des descripteurs ;
- tous ces paramètres doivent être définis en lien avec les processus ou les patrons biologiques étudiés, car la caractérisation de l'hétérogénéité n'est pas une finalité.

1 Qu'est-ce que l'hétérogénéité spatiale ?

Il existe plusieurs définitions de l'hétérogénéité (Dutilleul, 1993; Dale, 1999; Turner and Gardner, 2015; Fahrig and Nuttle, 2005). En 1972, Smith définit un environnement comme hétérogène lorsqu'un processus écologique varie dans l'espace. Inversement, un environnement est homogène lorsqu'un processus est constant dans l'espace (Dutilleul, 1993). L'hétérogénéité fait alors référence à la quantification de la variation d'un processus dans l'espace. Cette définition générale peut s'appliquer à des individus, des espèces, des processus biologiques ou n'importe quelles variables écologiques.

Une autre définition se réfère à l'hétérogénéité structurelle (Turner and Gardner, 2015; Fahrig and Nuttle, 2005). L'hétérogénéité n'est plus considérée comme la variation d'une propriété dans

l'espace mais comme une propriété mesurable d'un paysage considéré. Dans ce sens-là, l'hétérogénéité spatiale est souvent appelée structure spatiale ou hétérogénéité mesurée (Kolasa and Rollo, 1991). On considérera dans la thèse cette définition de l'hétérogénéité spatiale. D'après ces deux définitions, l'hétérogénéité mesurée peut varier dans l'espace et on peut donc considérer l'hétérogénéité de l'hétérogénéité. On parlera plus simplement de variabilité de l'hétérogénéité dans la suite de la thèse.

L'hétérogénéité peut être mesurée et représentée comme une variable quantitative objective. L'hétérogénéité de deux paysages peut alors être comparée facilement. Il est cependant nécessaire de garder en tête que la caractérisation de l'hétérogénéité n'est pas une fin en soi. Elle est bien un moyen de comprendre les interactions entre des patrons spatiaux d'une part, et des processus et des patrons écologiques d'autre part (voir Figure 1). Elle vise à comprendre comment une entité écologique (une espèce d'oiseau par exemple) perçoit cette hétérogénéité (l'organisation de haies dans un paysage agricole) et comment elle y répond (présence/absence) (Kolasa and Rollo, 1991). Ainsi, la nature des patrons spatiaux et l'échelle spatiale de l'étude doivent être définis en accord avec les entités et les processus écologiques étudiés. Par exemple : si l'objet d'étude est la distribution spatiale des populations de loups dans les Alpes, il est peu probable que la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale des couches géologiques à l'échelle nationale soit pertinente dans la compréhension de ce processus, alors même que l'hétérogénéité mesurée des couches géologiques peut être précise ; elle n'est simplement pas adaptée à la question de recherche.

Ainsi, lorsqu'on parle d'hétérogénéité spatiale, il convient de bien définir la nature des patrons spatiaux que l'on cherche à caractériser, ainsi que l'échelle spatiale de l'étude. Il est également nécessaire de déterminer le mode de représentation du paysage pertinent pour la question d'étude. Ces notions sont explicitées plus précisément dans les paragraphes suivants.

2 Échelle spatiale

La mesure de l'hétérogénéité d'un paysage dépend de l'échelle spatiale considérée (Redon, 2012; Levin, 1992; Pickett and Cadenasso, 1995). Deux aspects sont à prendre en compte lorsqu'on parle d'échelle spatiale : le grain et l'étendue (Turner and Gardner, 2015). Le grain correspond à la précision de la mesure. Dans le cas de données au format raster (une image satellite ou une classification), le grain correspond à la résolution spatiale. Un grain fin correspond ainsi à un pixel de petite taille, c'est-à-dire à une haute résolution spatiale, et inversement. Dans le cas de données sous format de polygones (format vecteur), le grain correspond à l'aire minimale d'un polygone. L'échelle spatiale se caractérise également par l'étendue ou l'échelle d'analyse, qui correspond à la taille du paysage considéré pour la mesure de l'hétérogénéité. De manière générale, l'hétérogénéité spatiale diminue lorsque la taille du grain augmente et augmente avec la taille de l'étendue (Turner and Gardner, 2015, voir Figure 1.1).

L'étendue et le grain sont deux notions théoriquement indépendantes, mais résultent générale-

ment d'un compromis pour des raisons pratiques, techniques et thematiques : la description d'un processus nécessitant un grain fin est généralement réalisée sur une étendue limitée en raison de la quantité d'information augmentant linéairement avec la surface étudiée, ce qui implique des contraintes logistiques, financières et techniques. L'échelle des représentations cartographiques caractérisées par un grain fin est généralement définie comme une échelle fine, alors que l'on parlera d'une échelle large pour les représentations caractérisées par un grain grossier.

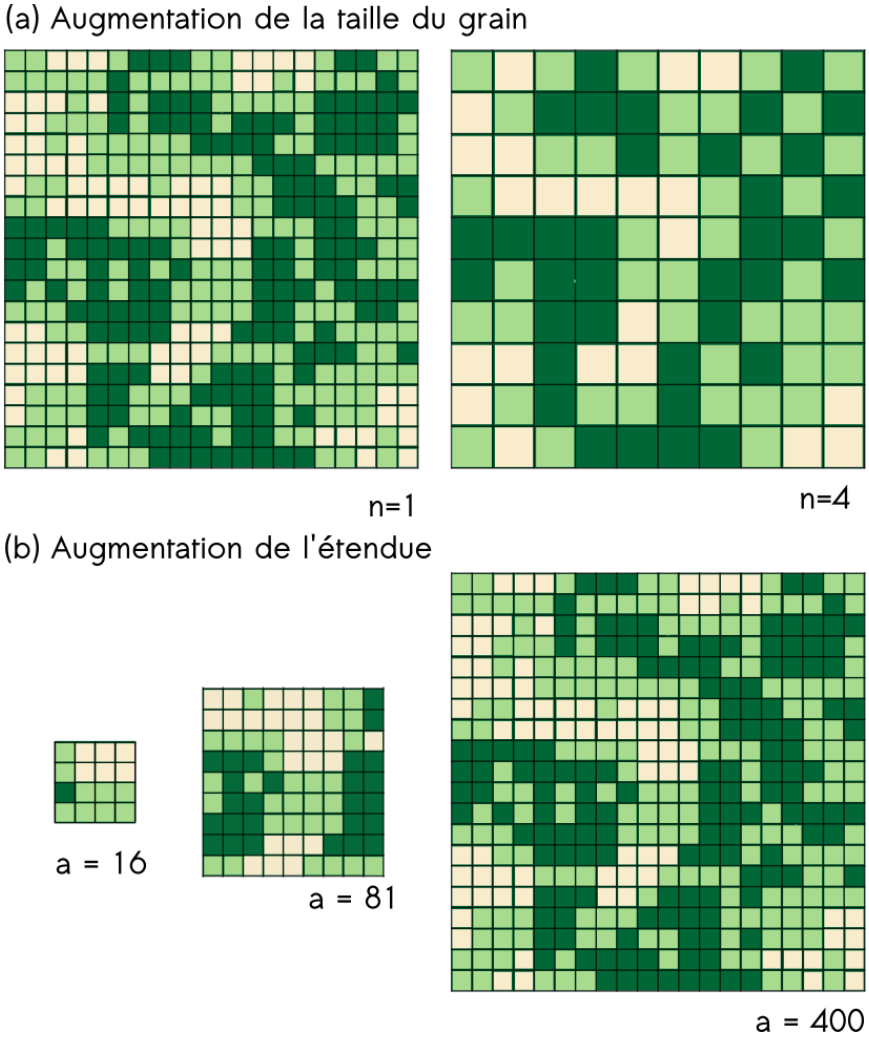


Figure 1.1 Illustration de la variation de l'hétérogénéité en fonction l'échelle spatiale : (**a**) l'hétérogénéité diminue avec la taille du grain et (**b**) elle augmente avec la taille de l'étendue. Le nombre de pixels agrégés constituant le nouveau grain est indiqué par *n* ; l'aire totale ou l'étendue est indiquée par *a*. Adapté de Turner and Gardner (2015).

Si l'hétérogénéité mesurée varie en fonction de l'étendue et du grain considérés, la plupart des processus et des patrons écologiques s'observent à une échelle spatiale distincte. Il convient donc de caractériser l'hétérogénéité à une échelle spatiale adaptée à l'objet d'étude (Turner and Gardner, 2015). Certaines études s'intéressent ainsi à des individus qui interagissent avec leur environnement à une échelle fine (Schreiber and Lloyd-Smith, 2009), tandis que d'autres études nécessitent une échelle plus large pour la compréhension de la distribution de populations dans un paysage

(Guisan and Thuiller, 2005).

3 Hétérogénéité et représentation discrète du paysage

3.1 Définition

Une représentation du paysage communément utilisée dans la littérature en écologie du paysage est le modèle tache-corridor-matrice (Turner and Gardner, 2015). Le paysage est considéré comme une mosaïque paysagère qui peut se définir comme un ensemble d'unités spatiales (ou patchs) voisines et distinctes (Pickett and Cadenasso, 1995). Chaque patch est défini par la composante du paysage qu'il représente (par exemple un bosquet) et les patchs peuvent être reliés par des entités que l'on nomme corridors (par exemple une haie entre deux bosquets).

La définition de l'hétérogénéité spatiale du paysage s'appuie alors sur une nomenclature plus ou moins détaillée des composantes représentant le paysage, elles-mêmes définies en fonction d'une thématique d'application : on parle alors de résolution thématique. La résolution thématique doit être définie en accord avec la question de recherche. Ainsi, une nomenclature associée à la végétation peut se limiter à une discrétisation du paysage en deux classes, les surfaces de forêt et le reste, dans le cas où la question porte sur l'étude de la fragmentation de la forêt (Vogt et al., 2007). Il est également possible d'affiner la nomenclature en différenciant les surfaces de forêt selon l'essence dominante si la question de recherche porte sur les structures de peuplement forestiers favorisant la biodiversité (McRoberts et al., 2008).

Dans cette représentation, les patchs peuvent être décrits selon leur nature, leur taille ou encore leur forme. De manière générale, l'hétérogénéité d'une mosaïque paysagère peut être appréhendée selon sa composition ou sa configuration (Fahrig and Nuttle, 2005). La composition fait ainsi référence aux différents types de patchs présents dans la mosaïque paysagère ainsi surface cumulée relative. La configuration fait référence à l'agencement spatial des patchs au sein de la mosaïque. Une mosaïque peut alors avoir une forte hétérogénéité de configuration et une faible hétérogénéité de composition si elle ne contient que deux types de patchs organisés de manière très complexe (voir Figure 1.2).

La discrétisation du paysage peut s'effectuer de plusieurs manières : par photo-interprétation, par digitalisation, à partir de relevés terrain ou encore par classification d'images satellites ou aéroportées. La description de ces différentes méthodes ainsi que leurs limites seront décrites de manière plus détaillée dans la section 2 du chapitre 2.

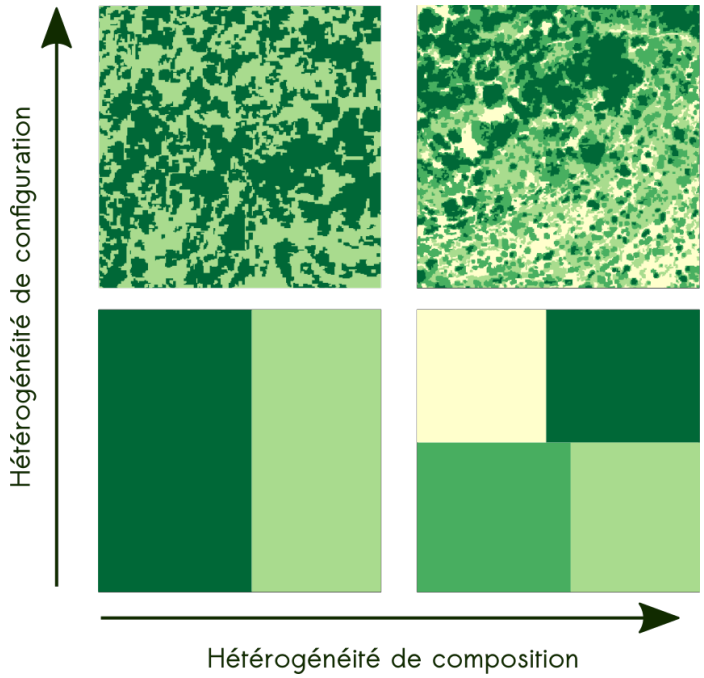


Figure 1.2 Exemple de différents degrés d'hétérogénéité de composition et de configuration, adaptée de Fahrig et al. (2011a).

3.2 Quels indicateurs de l'hétérogénéité à partir d'une représentation discrète du paysage ?

Plusieurs métriques sont disponibles pour caractériser l'hétérogénéité spatiale. Certaines sont spécifiques à l'hétérogénéité de composition tandis que d'autres sont spécifiques à l'hétérogénéité de configuration. La sélection des métriques paysagères à utiliser n'est pas toujours aisée. À titre d'exemple, le logiciel FRAGSTATS (McGarigal et al., 2012), qui est l'un des logiciels les plus utilisés pour le calcul de métriques paysagères, permet de calculer plus d'une centaine de métriques (Turner and Gardner, 2015), et nombre d'entre elles sont corrélées. La Figure 1.3 illustre les fortes corrélations existantes entre des métriques calculées par FRAGSTATS et communément utilisées pour caractériser le paysage (Turner and Gardner, 2015). Ainsi, par leur nombre important et leur forte corrélation, le choix des métriques à utiliser n'est pas toujours simple, d'autant plus que chaque métrique peut être calculée pour chaque classe thématique qui constitue le paysage.

Il n'existe pas une métrique universelle qui permette de décrire un paysage. Le nombre et la nature des métriques à définir dépend fortement de la question sous-jacente à la caractérisation de l'hétérogénéité. De manière générale, il est recommandé de minimiser la redondance entre les métriques tout en incluant des métriques relatives à la composition et à la configuration tout en minimisant leur nombre afin de faciliter leur interprétation (Turner and Gardner, 2015). Des études ont tenté de définir un set minimum de métriques permettant de répondre aux maximum de questions écologiques (e.g. Cushman et al., 2008) mais dans la pratique, le choix des métriques

est toujours dépendant du contexte applicatif (Uuemaa et al., 2009, 2013).

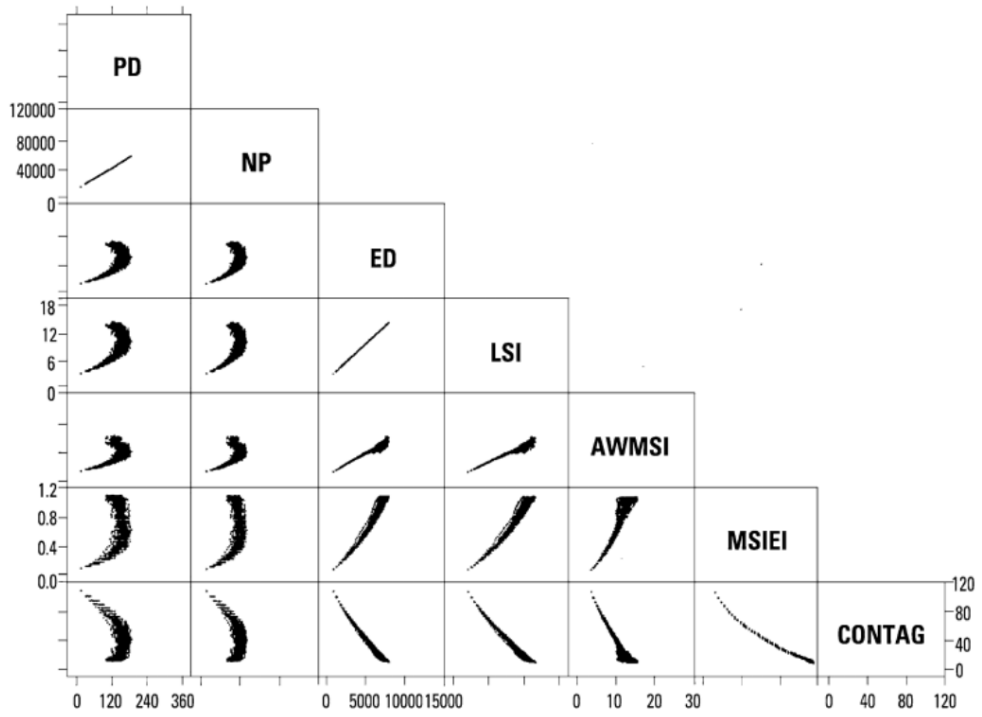


Figure 1.3 Corrélations de sept métriques paysagères dérivées à partir de 1000 simulations aléatoires paysages binaires. PD : patch density, NP : number of patches, ED : edge density, LSI : landscape shape index, AWMSI : area-weighted mean shape index, MSIEI : modified Simplson's evenness index, CONTAG : contagion. Source : Turner and Gardner (2015), adapté de Fortin et al. (2003).

4 Hétérogénéité et représentation continue du paysage

4.1 Définition

À l'inverse des classes d'habitat ou de types de végétation qui correspondent à des catégories discrètes, certaines données écologiques peuvent être représentées par des variables continues. Par exemple, au lieu de représenter le paysage comme une mosaïque paysagère de buissons et de pelouses, le paysage peut être représenté de manière continue en considérant la hauteur de la végétation, ou la densité des buissons parmi les autres strates de végétation. Les données de télédétection optique sont elles aussi une forme de représentation continue du paysage. Dans le cas de l'imagerie optique, le paysage est représenté de manière continue par la réflectance mesurée sur une ou plusieurs bandes radiométriques[1]. Dans ce cas, les métriques paysagères décrites précédemment ne sont pas adaptées et d'autres méthodes sont nécessaires pour quantifier l'hétérogénéité spatiale d'un paysage représenté de manière continu.

[1] ou par la luminance énergétique ou le compte numérique, dépendamment des pré-traitements réalisés sur l'image.

Les méthodes d'analyse de texture d'une image peuvent être utilisées pour quantifier l'hétérogénéité spatiale de données continues. Ces méthodes ne requièrent pas de catégorisation discrète du paysage et ne présupposent pas une représentation en patchs, ni la présence de frontières nettes entre ceux-ci. L'objectif des analyses de texture est de représenter statistiquement les dépendances spatiales d'une image, à différentes échelles et pour un voisinage considéré. L'hypothèse sous-jacente dans le contexte de l'étude de l'hétérogénéité des milieux naturels est que les dépendances spatiales sont des descripteurs de l'hétérogénéité de la végétation. Il existe de nombreuses méthodes pour représenter les dépendances spatiales mais toutes dépendent des trois paramètres suivants :

- la taille de la fenêtre d'analyse w qui correspond à l'étendue considérée pour la caractérisation de la texture. Elle doit être suffisamment grande pour inclure les motifs que l'on cherche à caractériser.

- la distance d pour laquelle sont analysées les dépendances spatiales. Elle dépend de la taille des objets que l'on cherche à caractériser. Une faible distance (e.g. un pixel) permet d'analyser les dépendances spatiales de motifs texturaux très fins (petits objets) tandis qu'une plus grande distance permet de caractériser des motifs texturaux plus grossiers (i.e. des objets plus gros).

- l'orientation θ pour laquelle sont analysées les dépendances spatiales. Dans le cas où les motifs texturaux à caractériser sont isotropes[2], ce paramètre n'a pas d'importance et une valeur de $\theta = 0°$ est choisie. En revanche, il peut être déterminant lorsqu'il s'agit de caractériser des motifs anisotropes tels ceux formés par les rangs d'une parcelle de vignes.

4.2 Quels indicateurs de l'hétérogénéité à partir d'une représentation continue du paysage ?

Plusieurs descripteurs texturaux sont disponibles pour caractériser l'hétérogénéité spatiale. Une première approche pour caractériser les dépendances spatiales est le calcul de matrices de co-occurence. Le principe général de cette approche est présenté dans la figure 1.4.a. Il est basé sur l'analyse des valeurs de *paires de pixels* dans un voisinage w, séparés par une distance d, pour une orientation θ. Dans ce voisinage, les co-occurences des paires de valeurs sont référencées dans une matrice de co-occurence (*Gray Level Co-Occurence Matrix* ou GLCM). Des indices texturaux peuvent ensuite être calculés à partir de cette matrice. Les plus couramment utilisés sont ceux proposés par Haralick et al. (1973). Cette approche est généralement utilisée pour caractériser des dépendances spatiales à une échelle fine. La taille de la fenêtre d'analyse w est souvent petite et correspond à quelques pixels ou quelques dizaines de pixels. Il est en effet souvent admis que le calcul des GLCM est plus pertinent pour de courtes distances d et dans la majorité des études, cette distance est fixée à 1 (Regniers, 2014).

[2] qui présente les même propriétés pour toutes les directions

Une autre approche basée sur l'analyse des valeurs de *paires de pixels* est le calcul de variogrammes. Son principe est présenté dans la figure 1.4.b. Dans un voisinage local w, on calcule la semi-variance de la différence des valeurs de paires de pixels espacés par une distance d, selon une direction θ (Curran, 1988). Notons que le variogramme est un cas particulier de la GLCM où le descripteur textural correspond à un indice d'Haralick particulier, le contraste. Plus précisément, le contraste correspond à la variance au lieu de la semi-variance. Dans le cas du variogramme, la semi-variance est calculée pour une gamme de valeurs de d. D'autres descripteurs texturaux peuvent ensuite être dérivés à partir du variogramme ; par exemple le *palier*, qui correspond à la valeur maximale atteinte par le variogramme ou la *portée* qui correspond à la distance d à laquelle le palier est atteint, c'est-à-dire la distance à partir de laquelle deux pixels sont significativement différents. La portée peut ainsi être utilisée pour estimer la taille de fenêtre d'analyse à utiliser pour une analyse de texture (Franklin et al., 2000; Regniers, 2014)

Pour les deux précédentes approches, les calculs des descripteurs texturaux sont basés sur l'analyse de paires de pixels. Dans une autre approche, l'analyse de lacunarité, le calcul des descripteurs se base sur une fenêtre d'analyse glissante d'une taille d, au sein d'un voisinage w (Figure 1.4.c). Une statistique comme la somme, le plage de valeur (*range* en anglais)[3] ou l'écart-type, est calculée pour chaque fenêtre d'analyse, au lieu du référencement de paires de valeurs comme pour le calcul d'une GLCM. Chaque statistique est ainsi stockée dans une nouvelle matrice et un indice de lacunarité peut être calculé à partir de celle-ci (Hoechstetter et al., 2011). La lacunarité peut être vue comme une mesure de la distribution de "trous" dans un voisinage local (Han et al., 2011). Une faible lacunarité se traduit par des trous de taille homogène, invariant en translation (Kaye, 2008). À l'inverse, plus la variabilité de la taille des trous est grande, plus la lacunarité est grande. La lacunarité est de fait dépendante de l'échelle à laquelle elle est mesurée et on calcule généralement sa valeur pour différentes valeurs de d afin d'obtenir un diagramme de lacunarité (Henebry and Kux, 1995; Dougherty and Henebry, 2001). Notons que pour cette approche, il n'y a pas de définition d'orientation puisqu'elle est basée sur des fenêtres d'analyse carrées.

D'autres approches modélisent les dépendances spatiales par des fonctions périodiques. La transformée de Fourier permet de décomposer une image de taille w comme une somme de fonctions cosinus et sinus. Cette décomposition permet de représenter et de quantifier la présence de motifs se répétant avec une fréquence f, selon une orientation particulière, avec $f = 1/d$. L'application de cette transformée de Fourier à une image permet ainsi de quantifier la contribution de la fréquence spatiale f de direction θ à la variance totale de l'image. La part de variance expliquée en fonction de f et θ est représentée sous la forme d'un périodogramme (Figure 1.4.d). Plus on s'éloigne du centre du périodogramme, plus le périodogramme correspond à des fréquences élevées. Une texture grossière affichera donc des valeurs élevées au centre du périodogramme, tandis qu'une texture fine affichera des valeurs plus éloignées du centre. Il est également possible de moyenner les valeurs d'un périodogramme pour toutes les valeurs de θ, afin d'obtenir un spectre radial, ou pour toutes les valeurs de f, afin d'obtenir un spectre angulaire.

[3] écart en la valeur minimum et maximum.

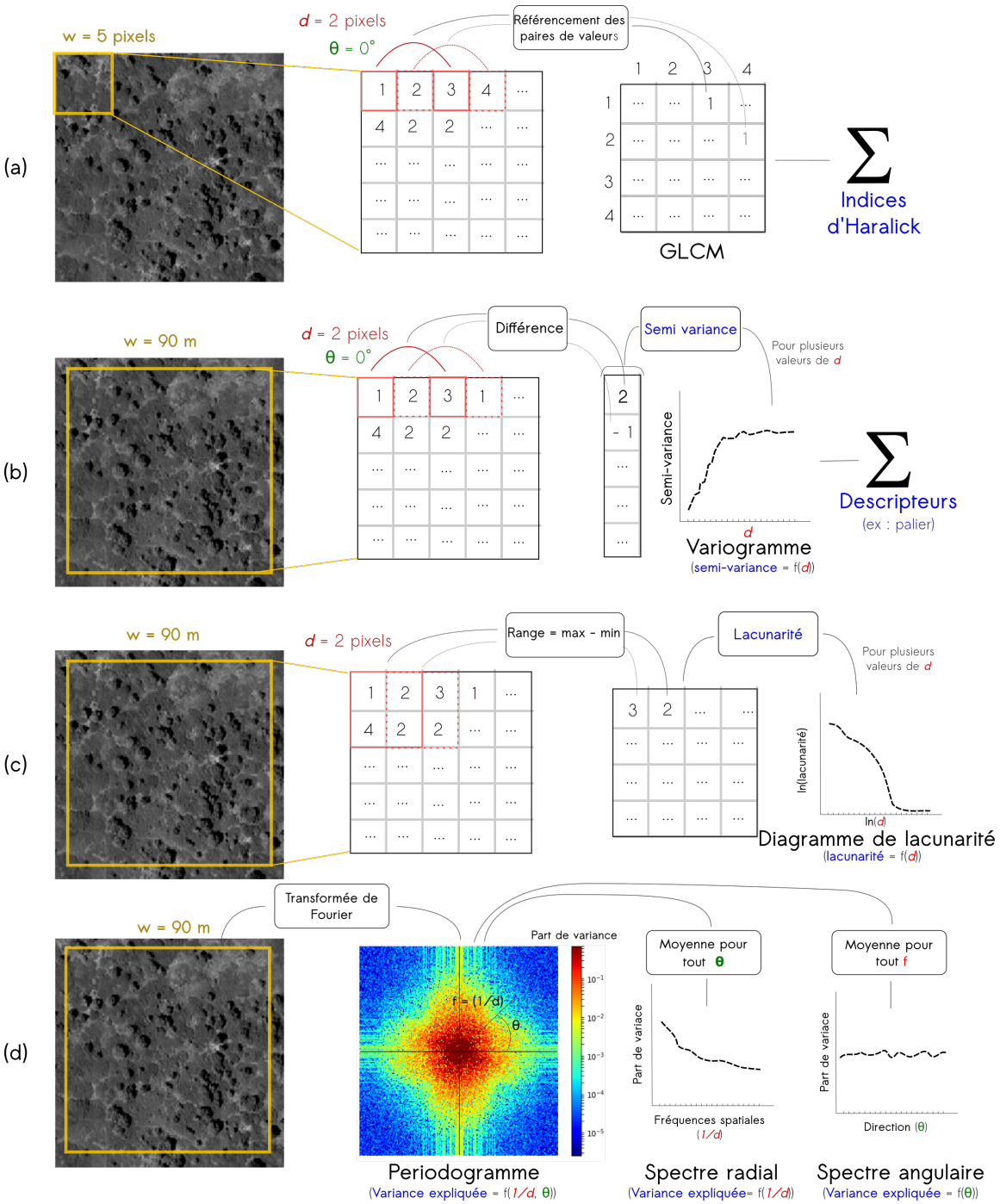


Figure 1.4 Illustration simplifiée de quatre méthodes d'analyse de texture : (**a**) la matrice de co-occurence, (**b**) le variogramme, (**c**) l'analyse de lacunarité et (**d**) la transformée de Fourier. Pour chaque méthode, la taille de la fenêtre d'analyse w est représentée en jaune, la distance d en rouge, la direction d'analyse θ en vert et les descripteurs texturaux en bleu.

La liste des méthodes présentées ici est loin d'être exhaustive. On peut également citer d'autres approches fréquentielles comme les filtres de Gabor (Manjunath and Ma, 1996), les transformées en ondelettes (Mallat, 1989), ou encore des approches dites géométriques avec notamment la caractérisation de motifs binaires locaux (*Local Binary Patterns*, Ojala et al., 1996). Cette description synthétique vise néanmoins à montrer qu'il n'existe pas de descripteurs texturaux universellement utilisés pour décrire l'hétérogénéité spatiale. En fin de compte, le choix de descripteurs texturaux dépend fortement du contexte applicatif (Regniers, 2014), et le principal problème est la multiplicité des variables disponibles pour décrire l'hétérogénéité (Gallardo-Cruz et al., 2018). Par exemple, il est possible de calculer des indices d'Haralick pour plusieurs voisinages w, plusieurs distances d et plusieurs orientations ; autant de variables à considérer pour l'analyse de l'hétérogénéité spatiale. De manière similaire, un diagramme de lacunarité ou un spectre radial de fréquences correspondent à autant de descripteurs que de distance d ou de fréquences f considérées. Des exemples d'applications de ces méthodes seront présentés dans la section 2.4 du chapitre 2.

5 Bilan

Nous avons souligné l'importance de la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale pour le suivi et la conservation de la biodiversité. Cette hétérogénéité se place au cœur des interactions entre les processus et patrons biologiques, à la fois comme variable explicative et comme variable réponse à ces interactions.

Nous avons ensuite précisé la définition de l'hétérogénéité spatiale : c'est une propriété mesurable du paysage qui dépend de nombreux facteurs. Elle dépend tout d'abord de l'échelle spatiale considérée, qui se définit par son grain et par son étendue. Ces deux aspects sont cruciaux car l'échelle spatiale d'une étude peut influencer la mesure de l'hétérogénéité. La caractérisation dépend ensuite du mode de représentation du paysage qui peut être représenté de manière discrète ou de manière continue. Quel que soit le mode de représentation, il existe une multitude d'indices qui permettent de quantifier l'hétérogénéité.

Enfin nous avons souligné tout au long de cette section que la caractérisation de l'hétérogénéité n'est pas une finalité mais qu'elle permet de comprendre le fonctionnement des écosystèmes et qu'elle peut être un indicateur de la biodiversité. Ainsi, une difficulté majeure est de définir l'échelle spatiale, le mode de représentation du paysage et le choix des indices d'hétérogénéité en fonction des écosystèmes étudiés et des processus ou patrons écologiques qu'on cherche à comprendre ou caractériser. Dans cette thèse qui porte sur la caractérisation des milieux naturels hétérogènes, nous porterons une attention particulière à ces différents aspects.

Dans le prochain chapitre, nous aborderons le cadre applicatif de cette thèse qui se focalise sur les milieux naturels méditerranéens de garrigue. Ces milieux sont en effet particulièrement hétérogènes et riches en biodiversité. Nous décrirons donc plus en détails ces milieux ainsi que les enjeux auxquels ils font face, tout en prenant soin de préciser les échelles spatiales et les aspects de

l'hétérogénéité spatiale qui permettent de répondre à ces enjeux. Nous présenterons également des exemples d'applications des principales approches utilisées en télédétection pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de milieux hétérogènes, et notamment les milieux méditerranéens.

CHAPITRE 2

Cadre applicatif de la thèse

1 Hétérogénéité et milieux méditerranéens de garrigues

En résumé :

- les garrigues sont des milieux naturels méditerranéens ouverts, caractérisés par une végétation très hétérogène ;
- cette hétérogénéité se caractérise par l'assemblage en mosaïque de quatre strates verticales à une échelle très fine : le sol nu, l'herbe, les ligneux bas et les ligneux hauts ;
- l'hétérogénéité de cette mosaïque varie de manière continue dans le paysage ;
- cette hétérogénéité est associée à une très forte biodiversité floristique et faunistique ;
- cette hétérogénéité est la résultante :
  - d'une importante variabilité climatique et topographique ;
  - d'activités humaines qui ont façonné les milieux de garrigues ;
- on observe actuellement une tendance à la fermeture des milieux de garrigue, principalement en raison de la modification des activités humaines traditionnelles (diminution du pastoralisme, exploitation forestière) ;
- cette fermeture progressive des milieux participe ainsi à réduire leur hétérogénéité, et peut donc conduire à une diminution de la biodiversité en raison de la perte de certains habitats, ainsi qu'à une augmentation des risques d'incendies ;
- la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de quatre strates verticales est une information cruciale pour la prévention des risques d'incendie ainsi que pour la conservation de la biodiversité des milieux de garrigue.

1.1 Qu'est-ce que la garrigue ?

1.1.1 Un milieu avec une végétation hétérogène à une échelle fine

a. Une mosaïque de strates de végétation verticales

Parmi les différents milieux naturels méditerranéens, les milieux ouverts et semi-ouverts (matorrals, prairies et pelouses, périmètres de lagunes et zones de tourbières, etc.) représentent des habitats à fort intérêt écologique en raison de la flore et de la faune spécifique qu'ils abritent. Dans le cadre de cette thèse, on s'intéresse principalement aux milieux ouverts secs du Sud de la France, en particulier les milieux de garrigues.

La garrigue peut tout d'abord se définir comme un habitat naturel qui se réfère à une formation

végétale arbustive *xérophile*[1], *sempervirente*[2] basse qui contient généralement un peu de sol nu et d'herbacées avec un grand nombre d'espèces annuelles d'hiver et de géophytes [3] (Hill et al., 2004). De manière plus générale, le terme de "garrigue" fait également référence à une notion paysagère et s'utilise pour désigner des espaces ouverts, peuplés de buissons épars et de petits ligneux tels que le thym et le romarin, et plus généralement un assemblage de milieux secs. Les garrigues se trouvent dans les contrées à climat méditerranéen et sur sol calcaire. On trouve donc des milieux similaires partout dans le monde où règne un climat méditerranéen bien qu'ils n'aient pas la même appellation (voir Encadré 2.1).

Ces milieux ont pour caractéristique commune une forte hétérogénéité spatiale de la végétation. Ils s'organisent en une mosaïque de différentes strates de vegétation : une strate herbacée et de petits buissons (inférieurs à 50 cm), une strate buissonnante (inférieure à 2 m) et une strate arborée qui correspond à des arbres de plus de 2 m. La composition et l'organisation de ces quatre strates varie en fonction de l'histoire de l'utilisation du milieu, la topographie, la nature de la roche et du sol, les conditions micro-climatiques, etc.

Encadré 2.1 La garrigue dans le monde

Il existe des milieux semblables à la garrigue telle qu'on l'entend en France dans toutes les régions soumises au climat méditerranéen : on parle de matorral en Espagne et au Chili, de la phrygane en Grèce, de la bartha en Israël, du chaparral en Californie, du fynbos dans la région du Cap (Afrique du Sud), du kwongwan au sud-ouest de l'Australie (collectif des garrigues, 2013). En France, on parle de garrigue sur les roches calcaires et de maquis sur les sols acides. Dans tous ces milieux, les spécificités des conditions pédo-climatiques sont à l'origine d'une multitude d'adaptations des végétaux. On y trouve quasiment partout une végétation sempervirente (feuillage persistant), des feuilles coriaces, de nombreux ligneux bas, des plantes à bulbes, des plantes aromatiques Thompson (2005a).

b. Description des quatre strates de végétation principales

La strate herbacée s'organise souvent en mosaïque avec le sol nu. Les espèces majoritaires sont les graminées tels que le brachypode rameux (*Brachypodium retusum*), le brachypode de phénicie (*Brachypodium phoenicoides*) ou encore le brome érigé (*Bromus erectus*), avec parfois la présence de petits buissons comme le thym (*Thymus vulgaris*) ou le romarin (*Rosmarinus officinalis*). Cette strate de végétation est celle qui comporte la plus grande diversité floristique. Les espèces majoritaires présentes dans la strate buissonnante sont le genêt d'Espagne (*Spartium junceum*), le

[1] végétation à feuilles dures et épaisse, adapté à la sécheresse.
[2] qui ne perd pas ses feuilles en hiver.
[3] qui passe l'hiver dans le sol, par exemple sous forme de bulbe ou de tubercule.

genévrier (cade et phénicie) (*Juniperus oxycedrus* et *Juniperus phoenicea L.*), le buis (*Buxus sempervirens*), le ciste cotonneux (*Cistus albidus*), le chêne kermès (*Quercus coccifera*)[4]. Les espèces d'arbre présentes dans la strate arborée sont majoritairement le chêne vert (*Quercus ilex*), le chêne pubescent (*Quercus pubescens*) ou le pin d'Alep (*Pinus halepensis*).

Ces quatre strates forment rarement des groupements homogènes et sont souvent organisés en mosaïque hétérogène à une échelle très fine si bien que les milieux de garrigue peuvent être perçus comme un *continuum* entre des milieux totalement ouvert (les pelouses) et des milieux tout à fait fermés (les forêts). Des exemples de paysages méditerranéens organisés en mosaïque complexe sont présentés dans la Figure 2.1.

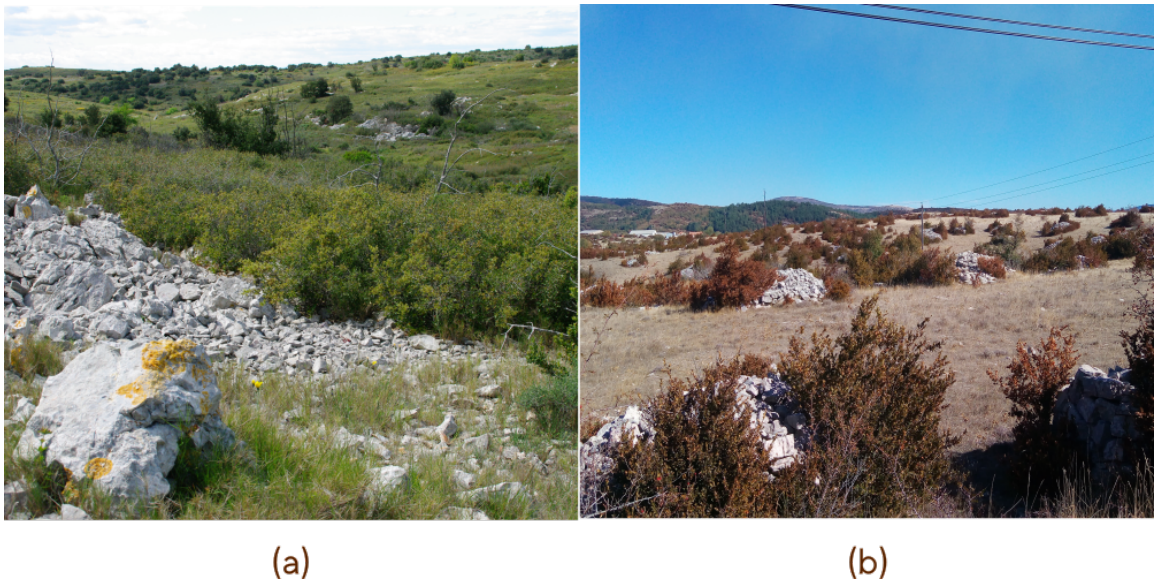


Figure 2.1 Exemples de paysages méditerranéens où le paysage s'organise en une mosaïque de strates de végétation avec (**a**) paysage du causse d'Aumelas et (**b**) un paysage de pelouse sèches en mosaïque avec des buis sur le causse du Larzac. Photos prises respectivement au printemps 2016 et à l'automne 2017.

1.1.2 Un milieu avec forte biodiversité

Le bassin méditerranéen est un des 25 hotspots de biodiversity mondiale (Myers et al., 2000), associé à un fort taux d'endémisme (Thompson, 2005c). Le bassin méditerranéen acceuille en effet près des trois quarts des espèces d'insectes présentes en Europe (Balletto and Casale, 1991), il presente un taux d'endémisme de 68% pour les reptiles et de 59% pour les amphibiens, (Poitevin and Cheylan, 1994) et on y trouve plus 64% des espèces d'oiseaux présentes en Europe (Covas and Blondel, 2008). Enfin, plus de 25000 espèces de plantes sont présentes dans le bassin méditerranéen, ce qui représente 10% de la richesse spécifique mondiale (Greuter, 1991) dont 4,3% des espèces endémiques mondiales (Myers et al., 2000).

[4] c'est d'ailleurs cette espèce qui a donné son nom à la garrigue (le nom occitan du kermès est le *garric*).

1.2 Pourquoi ces milieux sont-ils particulièrement hétérogènes et riches en biodiversité ?

L'hétérogénéité des paysages et des habitats des milieux méditerranéens joue un rôle déterminant dans l'origine et le maintien de la biodiversité (Blondel and Blondel, 2010). Cette hétérogénéité à échelle fine est la résultante de la variabilité climatique et topographique que l'on trouve dans les milieux méditerranéens (Cowling et al., 1996). Les activités humaines jouent également un rôle majeur dans le maintien de cette hétérogénéité. Enfin de manière générale, cette biodiversité importante trouve son origine dans les divers épisodes de glaciations qui ont eu lieu au quaternaire [5] (voir Encadré 2.2) .

Encadré 2.2 Aux origines de la biodiversité, les glaciations du quaternaire

La forte richesse spécifique et le fort taux d'endémisme associé des milieux méditerranéens trouve son origine lors des épisodes glaciaires du quaternaire. Pendant les épisodes de glaciation, les aires de répartition des espèces de milieux tempérés ont été repoussées vers le bassin méditerranéen, plus chaud. Le bassin méditerranéen a donc servi de refuge à des espèces venues du nord et qui ont cohabité avec les espèces originellement présentes. Durant les phases intermédiaires de glaciation, plus chaudes et humides, les espèces "nordiques" sont remontées vers le nord tout en restant présentes dans le bassin méditerranéen. De plus, certaines populations isolées ont alors évolué de manière indépendante en nouvelles espèces (Blondel and Blondel, 2010).

1.2.1 Conditions pédoclimatiques

a. Une saisonnalité importante

La spécificité des conditions pédoclimatiques du bassin méditerranéen est un des facteurs expliquant la forte biodiversité présente. La région méditerranéenne représente une transition entre les régions tropicales sèches et les régions tempérées. Elle est avant tout caractérisée par la saisonnalité de son climat avec des étés chauds et secs et des hivers froids et humides (Daget, 1977; Segrestin, 2018). L'été et l'hiver sont les deux saisons défavorables à la croissance de la végétation. Ils correspondent respectivement à une période de déficit hydrique et une période pendant laquelle des périodes de gels sont fréquentes. Le printemps et l'automne sont les deux saisons favorables à la croissance de la végétation (Thompson, 2005a).

[5] entre -2,6 millions d'années et -12 000 ans.

b. Un régime de précipitation irrégulier et intense

Outre sa saisonnalité, une caractéristique majeure du climat méditerranéen est la grande variabilité interannuelle du régime de précipitations. En moyenne, plus de 65% des précipitations annuelles ont lieu pendant les six mois d'hiver et se répartissent en événements irréguliers, peu fréquents et intenses (Aschmann, 1973). Ainsi, malgré des précipitations annuelles relativement élevées (en particulier dans le Sud de la France), les plantes souffrent d'un déficit hydrique estival plus ou moins long et intense selon les années.

c. Un sol alcalin, peu profond et pauvre en nutriments

Le sol joue également un rôle majeur dans la disponibilité en eau pour la végétation. En effet, le socle géologique de la région méditerranéenne du Sud de la France est majoritairement sédimentaire, avec de nombreuses régions karstiques. Le sol est alcalin et généralement peu profond, en raison de la forte érosion due aux épisodes pluvieux intenses qui entraînent une faible capacité de rétention de l'eau en surface et une faible disponibilité en nutriments minéraux. Ainsi, la plupart des précipitations alimentent des nappes profondes et l'eau de surface est rarement disponible. On observe cependant des variations de ces caractéristiques localement. Des configurations topographiques particulières ou la présence d'un socle géologique différent, peuvent mener à des accumulations locales de sol, entrainant ainsi une disponibilité en eau et en nutriments plus élevée ; ou à une modification du pH du sol, entraînant une forte modification de la composition en espèces des communautés végétales (Segrestin, 2018).

d. Des conditions prédoclimatiques favorisant une forte biodiversité et une végétation adaptée à la sécheresse

Cette mosaïque de configurations, en association avec des régimes de perturbation contrastés, fait ainsi de la région méditerranéenne l'un des *hotspot* de biodiversité végétale les plus importants de la planète (Myers et al., 2000). En effet, la région méditerranéenne représente seulement 1,6 % de la surface terrestre mais concentre 10% de la richesse floristique mondiale (Greuter, 1994).

1.2.2 L'influence des activités humaines

a. La garrigue, un milieu qui a co-évolué avec les activités humaines

Le climat méditerranéen tel qu'on le connaît aujourd'hui se stabilise au début du Néolithique, il y a environ 9000 ans. À cette époque, le Sud de la France est majoritairement recouvert d'une forêt à feuilles caduques (avec entre autres, la forte présence de chênes pubescents). La végétation méditerranéenne actuelle est alors limitée à des zones où les conditions de sols et de micro-climat

sont extrêmes, comme les abords de falaise calcaire qui n'ont pas ou peu de sol et qui présentent une forte exposition au soleil et au vent (et donc une forte évapo-transpiration). Avec la sédentarisation des populations humaines, l'agriculture et l'élevage font peu à peu leur apparition, entraînant ainsi une ouverture progressive des milieux. Cette ouverture favorise alors le développement des plantes xérophiles et héliophiles[6] typiques des milieux méditerranéens (Vernet, 1997; collectif des garrigues, 2013; Blondel and Blondel, 2010).

L'augmentation de la population humaine, accompagné par la diversification des pratiques agricoles et le développement urbain, entraine un profond changement des paysages forestiers, avec une part croissante de paysages ouverts et semi-ouverts, qui évolueront au cours du temps en paysages de garrigue. La place de la garrigue augmente progressivement dans les paysages méditerranéens et celle-ci atteint une surface maximale entre le 18ème et le 19ème siècle (Blondel, 2006; collectif des garrigues, 2013). La garrigue, qui peut apparaître aujourd'hui comme un milieu avec une forte "valeur de naturalité", est en fait un milieu qui a été façonné par les activités humaines depuis des millénaires.

b. La garrigue, une mosaïque en mouvement due aux activités humaines

Si la structure de la végétation est hétérogène dans l'espace, elle est aussi fortement variable dans le temps. Nombre d'auteurs parlent en effet de paysages organisés en *mosaïques en mouvement* (e.g. Médail and Diadema, 2006; Blondel, 2006). Par exemple, les stades forestiers peuvent retourner vers des milieux plus ouverts comme des pelouses ou des garrigues suite à des incendies ou des coupes (voir Figure 2.2). De la même manière, les stades de garrigues peuvent évoluer vers des pelouses par l'action du feu. Les pelouses peuvent être maintenues via du pastoralisme ou le brûlage dirigé des jeunes buissons. Lorsque l'entretien de l'ouverture des milieux de garrigues décline, la pelouse retourne progressivement à des stades de garrigue puis des stades forestiers (Arianoutsou, 2001; Carmel and Kadmon, 1999; Blondel, 2006). Les paysages méditerranéens du Sud de la France constituent ainsi un *continuum* de végétation. Un exemple de paysage présentant les différents stades de la dynamique de végétation est présenté sur la Figure 2.3.

c. Une fermeture progressive des milieux à partir de la deuxième moitié du 20ème siècle

Depuis la moitié du 20ème siècle, les milieux méditerranéens se sont fermés suite à plusieurs événements (voir un exemple de fermeture sur la Figure 2.4). Tout d'abord, plusieurs évènements ponctuels participent à cet embroussaillement progressif des milieux. En février 1956, un gel très important marque l'arrêt temporaire de la culture de l'olivier suivi de sa difficile reprise. Les lapins, qui participent à l'entretien des milieux ouverts, voient leur population se décimer suite à une

[6] espèces ayant un besoin important de lumière pour se développer.

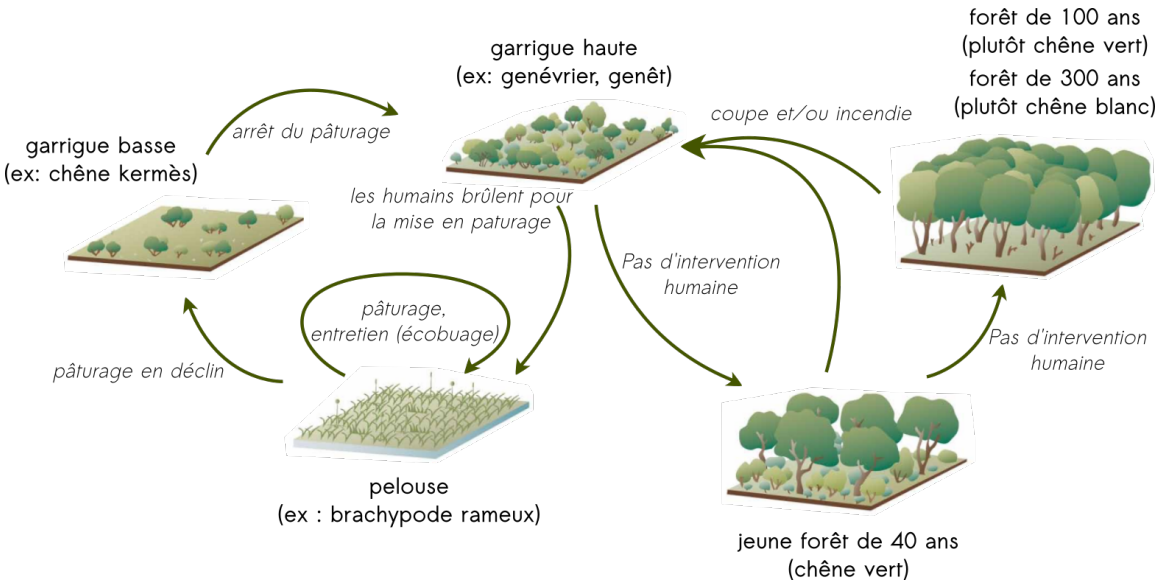


Figure 2.2 Lien entre les activités humaines et la dynamique de la végétation dans les milieux de garrigues. Adapté de Les écologistes de l'Euzière (2013)

Figure 2.3 Exemple de paysage illustrant un *continuum* entre (**1**) des pelouses, (**2**) une garrigue basse de chênes Kermès, (**3**) une garrigue haute avec en premier plan un ciste cotonneux et des genêts, (**4**) une forêt de chênes verts et (**5**) une forêt de chênes pubescents. Photo prise au printemps 2016 sur le causse d'Aumelas.

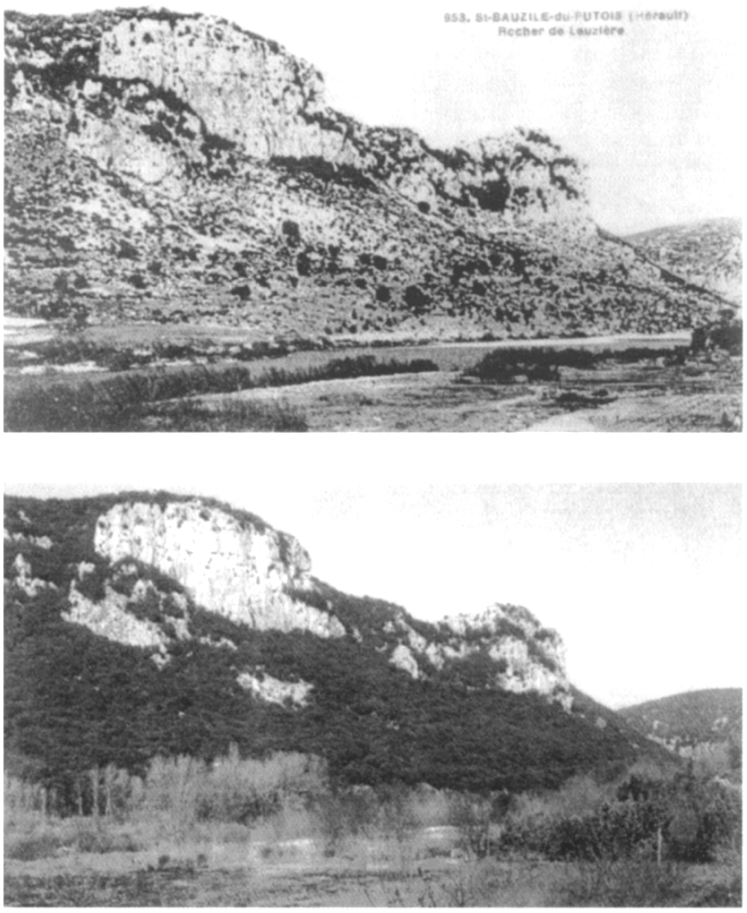


Figure 2.4 Exemple de fermeture de milieux dans un paysage de garrigues (Saint-Bauzille de Putois. Hérault) entre 1929 et 1992 (photos prises en hiver). En arrière-plan, les flans rocailleux ponctués de quelques chênes verts (*Quercus ilex*) et de genévriers cade (*Juniperus oxycedrus*) sont remplacés partout par des forêts de chênes verts à l'exception des falaises qui ne sont pas colonisées. D'après Debussche et al. (1999).

épidémie de myxomatose[7] en 1952 et plus tard, à la fin des années 80, suite une épidémie de VHD[8] (collectif des garrigues, 2013).

Mais le facteur principal de la fermeture des milieux est le changement des pratiques agricoles traditionnelles (Blondel, 2006; Debussche et al., 1999; Moreira et al., 2001a). En effet, avec la mécanisation de l'agriculture et l'abandon de l'utilisation des chevaux pour les travaux agraires, les surfaces exploitables diminuent, entraînant un abandon des surfaces difficiles d'accès. La diminution de la demande en bois de chauffage entraîne un déclin de l'exploitation forestière. L'activité pastorale, notamment l'élevage ovin, décline car il n'est plus assez compétitif suite à l'ouverture du marché à des grands pays producteurs comme l'Irlande, la Grande-Bretagne, l'Argentine, l'Australie et la Nouvelle-Zélande (collectif des garrigues, 2013).

[7] maladie virale mortelle qui touche particulièrement les lapins.
[8] maladie virale hémorragique, également mortelle pour les lapins

1.3 L'hétérogénéité spatiale au cœur des pressions actuelles et des enjeux de conservations

1.3.1 La fermeture des milieux, une pression majeure

Actuellement, la stabilité des milieux méditerranéens ouverts fait face à plusieurs pressions parmi lesquels : l'extension urbaine au détriment des milieux naturels, l'intensification des pratiques agricoles dans les plaines, le contexte de fermeture de milieux qui est toujours en cours (Debussche et al., 1999).

Aujourd'hui, les milieux méditerranéens montrent une tendance à la fermeture, principalement à cause du manque d'entretien des pelouses. L'activité pastorale, qui joue un rôle déterminant dans l'entretien des milieux, est en effet difficile à maintenir. Plusieurs facteurs peuvent expliquer cette déprise pastorale. D'une part, le foncier nécessaire au parcours des brebis ou des chèvres n'est en général pas la propriété de l'éleveur et le droit de passage n'est pas toujours aisé à obtenir. D'autre part, le métier de berger est aujourd'hui peu attractif en raison des conditions de travail. Enfin, la filière ovine fait face à la baisse de demande en laine et à la forte compétitivité internationale de la filière viande (collectif des garrigues, 2013).

Certaines solutions sont mises en œuvre pour palier à ces difficultés. Par exemple, des groupements pastoraux sont mis en place et permettent la gestion partagée des baux et emploient des bergers pour préserver ces milieux. Par ailleurs, l'activité pastorale, en particulier l'élevage caprin, se ré-organise depuis quelques années en filières courtes avec l'augmentation de la vente directe, des groupements d'achats et d'AMAP[9]. Le développement de filières de qualité comme l'AOC[10] "pélardon" contribue également à valoriser la production (collectif des garrigues, 2013).

Même si l'agriculture apparaît de plus en plus centrale dans les discours pour le maintien des paysages et de la biodiversité associée, son impact reste limité sur le territoire, loin de ce que fut l'activité autour des forêts, des garrigues et des cultures (collectif des garrigues, 2013). La dynamique de fermeture des milieux est ainsi toujours en cours et nous verrons dans les paragraphes suivant qu'elle a pour conséquences une perte de biodiversité et un risque accru des incendies.

1.3.2 Une biodiversité menacée par la fermeture des milieux

La fermeture des milieux méditerranéens ouverts entraîne une homogénéisation du paysage qui elle-même est susceptible d'entraîner une diminution de la biodiversité, aussi bien en termes d'habitats naturels que de faune, et notamment d'avifaune. Dans ces deux cas, la caractérisation de la structure des strates de végétation est une information clef pour comprendre et prévenir cette perte de biodiversité.

[9] Association pour le Maintien d'une Agriculture Paysage
[10] Appellation d'origine contrôlée

a. Structure et conservation des habitats naturels

Une première conséquence de la fermeture des milieux est la diminution de l'état de conservation des habitats naturels associés à ces milieux.

Le premier article de la Directive « Habitats, Faune, Flore » 92/43/CEE, définit l'état de conservation d'un habitat naturel comme suit : *« L'état de conservation d'un habitat naturel sera considéré comme « favorable », lorsque :*

1. *son aire de répartition ainsi que les superficies qu'il couvre au sein de cette aire sont stables ou en extension, et*

2. *la structure et les fonctions spécifiques nécessaires à son maintien à long terme existent et sont susceptibles de perdurer dans un avenir prévisible, et*

3. *l'état de conservation des espèces qui lui sont typiques est favorable… ».*

D'après cette définition, on comprend de manière intuitive que la fermeture des milieux a donc un impact direct sur l'état de conservation des habitats naturels ouverts en entraînant une diminution de leur superficie. Le deuxième point fait référence à la structure des habitats. La composition et l'organisation sont en effet des aspects cruciaux à prendre en compte lors de l'évaluation de l'état de conservation. Plus particulièrement, les gestionnaires des espaces naturels s'intéressent à la structure de quatre strates : le sol nu, l'herbe, les ligneux bas et les ligneux hauts. Leur pourcentage de recouvrement est un premier critère d'évaluation du bon état de conservation d'un habitat naturel. Par exemple, un pourcentage de ligneux bas supérieur à 20% dans un habitat de type pelouse est un critère indiquant un mauvais état de conservation (KLESCZEWSKI et al., 2010).

L'organisation de ces strates est également indicatrice de la dynamique de fermeture en cours. Si un pourcentage élevé de ligneux bas est indicateur d'un mauvais état de conservation d'une pelouse, il ne renseigne pas sur la stabilité de cet état de conservation. En revanche, la présence de ligneux bas très fragmentés dans une matrice de pelouse est indicatrice d'un stade précoce d'embroussaillement ou d'un régime de feu régulier (voir Figure 2.5.a). À l'inverse une organisation plus agrégée est indicatrice d'une colonisation qui a déjà eu lieu (voir Figure 2.5.b, Dureau et al., 2003).

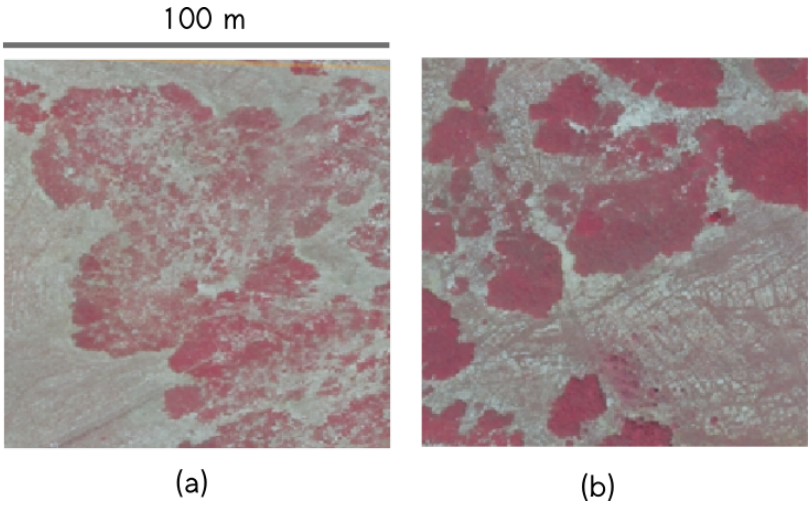


Figure 2.5 L'organisation spatiale de patchs (en rouge) de chênes kermès (**a**) très fragmentés, marqueurs d'un stade précoce de colonisation (**b**) agglomérés, marqueurs d'un stade avancé de colonisation. Imagettes issues de la BD OTHO IRC en infrarouge couleur.

b. Structure et conservation de la faune : le cas de l'avifaune

Si la présence d'espèces d'oiseaux est principalement conditionnée par des facteurs climatiques à une échelle globale (Gillings et al., 2015; Hitch and Leberg, 2007), l'hétérogénéité spatiale est un facteur clef qui explique la présence d'espèces à des échelles plus fines (Heikkinen et al., 2004; St-Louis et al., 2014). Nous avons souligné dans la section précédente (section 1.2) que l'hétérogénéité spatiale était l'un des facteurs majeurs à la source de la biodiversité dans les milieux méditerranéens. Ainsi l'homogénéisation de la végétation est une menace pour la biodiversité (Sirami et al., 2010), notamment pour certaines espèces d'oiseaux dont la présence est fortement associée à une mosaïque hétérogène à une échelle fine, comme le Pipit Rousseline (Cramp and Brooks, 1992), le Bruant ortolan (Fonderflick et al., 2005), la Fauvette pitchou (Martin and Thibault, 1996) et l'Alouette lulu (Fonderflick et al., 2005; Sirami et al., 2011).

1.3.3 Les incendies : des risques accrus à cause de la fermeture des milieux et le changement climatique

Le feu a toujours été présent et joué un rôle important dans la dynamique de la végétation méditerranéenne. L'histoire des incendies a influencé la structure de la végétation qui influe en retour sur les risques d'incendies (Schaffhauser et al., 2008). Au cours du temps, certaines espèces végétales se sont adaptées aux feux naturels et la reproduction de certaines espèces est devenue fortement reliée à la fréquence et l'intensité des feux (Trabaud et al., 1993). Cependant, une fréquence trop importante des incendies peut avoir des conséquences néfastes, à la fois pour les populations humaines avec des enjeux de sécurité (incendies qui peuvent atteindre des villes), ou des enjeux économiques avec par exemple la destruction de pinèdes. Enfin, des incendies trop rapprochés

dans le temps peuvent également entraîner une diminution de la biodiversité. En effet, des incendies trop répétés tendent à favoriser l'homogénéisation de la végétation (Moreira et al., 2011), c'est-à-dire diminuer l'hétérogénéité spatiale, source de biodiversité. La prévention et la gestion des incendies consituent donc un enjeu majeur dans les milieux méditerranéens.

Les enjeux liés aux incendies sont d'autant plus importants que la pression liée aux incendies risque d'augmenter à l'avenir. Une première raison à cela est le changement climatique. Les différents scénarios du changement climatique s'accordent à la fois sur une augmentation de la durée des épisodes de sécheresse et sur une augmentation de leur intensité, deux facteurs entraînant une amplification du risque d'incendie et de leur intensité (e.g. Moriondo et al., 2006; Pausas, 2004).

Un deuxième facteur expliquant l'augmentation des risques d'incendie est le contexte de fermeture des milieux qui a pour conséquence l'homogénéisation de la structure du paysage. Cette homogénéisation a été constatée dès la deuxième moitié du 20ème siècle, période pendant laquelle l'abandon de zones rurales a contribué à l'augmentation de la fréquence des feux dans le bassin méditerranéen, notamment en France (Debussche et al., 1999; Mouillot et al., 2005). La structure de la végétation apparaît alors comme un élément clef dans la compréhension des risques d'incendie. En effet, les risques d'incendies, leur intensité et leur propagation, sont influencés par la quantité de combustible et leur organisation dans l'espace, c'est-à-dire par la composition et la configuration de la végétation.

En termes de composition, toutes les strates de végétations n'ont pas la même inflammabilité et la même combustibilité. La strate buissonnante est par exemple la strate de végétation la plus sujette aux incendies. À titre d'exemple, les zones de buissons sont celles qui ont le plus brûlé relativement à leur superficie, en France (Mouillot et al., 2003, 2005), mais également dans tout le pourtour méditerranéen (e.g. González and Pukkala, 2007; Koutsias et al., 2009). À l'inverse, les zones de culture et de pâturage sont moins sujettes aux incendies (Nunes et al., 2005; Moreira et al., 2009). Entre les deux, les zones de forêts présentent des risques intermédiaires, risques qui dépendent de leur composition spécifique et de leur maturité (Moreira et al., 2011).

En termes d'organisation, les zones homogènes correspondent aux zones les plus à risques. Plusieurs études ont montré que les risques d'incendies sont d'autant plus grands dans les paysages homogènes présentant une forte continuité des différents types de végétation (Lloret et al., 2002; Vega-García and Chuvieco, 2006). À l'inverse, une forte hétérogénéité spatiale de la végétation au sein d'un paysage diminue la capacité de propagation des incendies (VéLez, 1990). De manière similaire, la variabilité de la combustibilité au sein d'un couvert de végétation (qui peut être due à la présence d'espèces variées ou de différents stades de maturité) diminue la vitesse de propagations des incendies (Gonzalez et al., 2008; Duguy et al., 2007).

Ainsi, la fermeture des milieux, en favorisant la dominance de strates de végétation les plus propices aux incendies et en diminuant l'hétérogénéité spatiale des paysages, augmente la pression liée aux incendies. La caractérisation de la composition et de l'organisation des strates de végétation

apparaît alors comme un élément clef pour la compréhension et la gestion des incendies dans les milieux méditerranéens.

1.4 Site d'étude : Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas

La plupart des informations utilisées pour décrire le site d'étude *Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas* proviennent du diagnostic écologique réalisé dans le cadre de la gestion du site dans le réseau Natura 2000 (Communauté de Communes de la Vallée de l'Hérault, 2012).

Le site *Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas* est un site d'importance communautaire Natura 2000, d'une superficie de 9369 ha et situé à environ 30 km à l'ouest de Montpellier (voir Figure 2.6). L'ensemble du site est un vaste plateau calcaire dont le relief n'est pas très marqué, avec une élévation comprise entre 60 et 349 m d'altitude. Le paysage typique du causse est celui d'une zone de pelouses sèches en mosaïque avec des formations basses de chênes kermès et de genévriers, et où les affleurements rocheux dominent partout. Les zones arborées sont rares et principalement situées au nord de la zone d'étude.

Les paysages de garrigues du site subsistent grâce à une pratique pastorale qui s'est particulièrement bien maintenue sur le causse. Ce grand ensemble de milieux ouverts à très ouverts est, par sa superficie, un espace remarquable tendant à devenir rare dans le département de l'Hérault. Sur le causse d'Aumelas, ces milieux demeurent assez peu occupés par les populations humaines et les principales activités sont aujourd'hui des activités de loisirs (forte activité de chasse, randonnée...) liées notamment à la proximité de Montpellier. L'activité viticole est également assez présente, mais ne représente qu'une emprise minime par rapport à l'étendue du site.

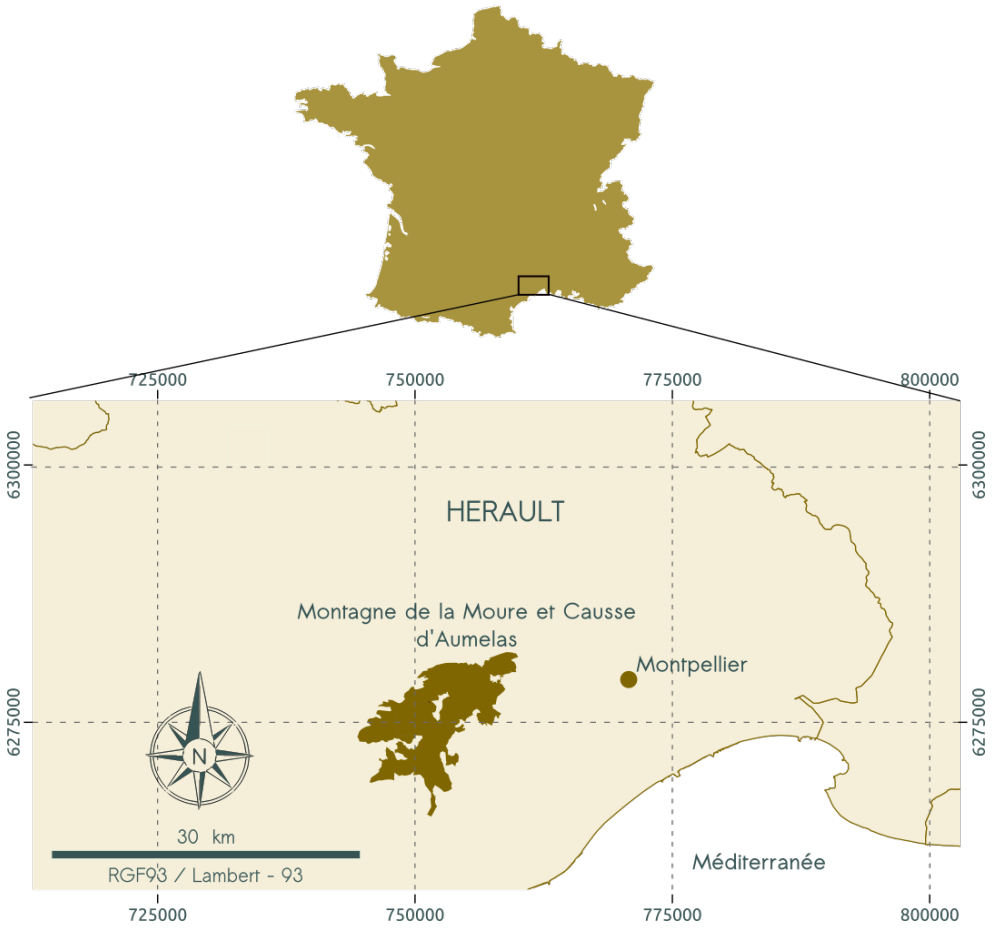


Figure 2.6 Localisation du site d'étude.

Les habitats d'intérêt communautaires représentent 31% du site. Les deux principaux habitats en termes de superficie sont les *forêts Quercus ilex et Quercus rotundifolia* (54%) et les *Parcours substeppiques de graminées et annuelles des Thero-brachypodietea* (42%). Ce dernier habitat présente un fort intérêt écologique. Il se présente sous la forme de pelouses dominées par le Brachypode Rameux (*Brachypodium retusum*) et est considéré sur le plan botanique comme l'un des plus riches en espèces du Sud de la France. Il est effet particulièrement riche en espèces de géophytes[11], avec la présence par exemple de l'Iris nain (*Iris lutescens*) ou de la Sternbergie à fleurs de colchique (*Sternbergia colchiciflora*), une espèce très rare. Ces pelouses sont souvent organisées en mosaïque plus ou moins fine avec le chêne kermès ou le genévrier cade (des exemples sont montrés dans la Figure 2.7). Ces pelouses peuvent évoluer progressivement vers des formations plus fermées en cas d'abandon du pastoralisme et sont donc menacées par une fermeture des milieux.

Sur le plan faunistique, cet habitat est également favorable à de nombreuses espèces, aussi bien chez les orthoptères que chez les oiseaux. De manière plus générale, le causse d'Aumelas, de par l'importante surface des milieux ouverts, est globalement favorable aux espèces de passereaux méditerranéens comme le Pipit rousseline (*Anthus campestris*), la Fauvette pitchou (*Sylvia undata*), le Bruant ortolan (*Emberiza orthulan*) et l'Allouette lulu (*Lullula arborea*) ; des espèces listées dans

[11] c'est-à-dire qui passe l'hiver dans le sol, par exemple sous forme de bulbe ou de tubercule.

l'Annexe I de la directive Oiseaux (directive 2009/147/CE). À titre d'exemple, la Fauvette pitchou, quasi-menacée à l'échelle mondiale, est très présente dans le causse d'Aumelas qui est ainsi un bastion majeur de l'espèce dans le département. Il existe une forte dépendance des espèces citées ci-dessus aux milieux ouverts, semi-ouverts ou cultivés et leur présence, au même titre que les habitats de pelouse à fort intérêt écologique, est menacée par la fermeture des milieux.

Ainsi, le site Natura 2000 de *Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas* est un site idéal pour étudier l'hétérogénéité spatiale de la végétation puisqu'il est un des sites les plus vastes de milieux de garrigues du département, où les enjeux de conservation de biodiversité, aussi bien faunistique que floristique, sont étroitement liés à la fermeture des milieux et donc, à la caractérisation de la structure de la végétation.

(a) (b)

Figure 2.7 Exemples de pelouses à brachypode rameux organisées en mosaïque avec (**a**) des genévriers cade et (**b**) des chênes kermès.

1.5 Bilan

Nous avons vu dans cette section qu'un enjeu majeur des milieux méditerranéens est la fermeture de milieux naturels qui entraîne une diminution de la biodiversité par la disparition de certains habitats et l'homogénéisation des paysages, homogénéisation qui entraîne elle-même une augmentation des risques d'incendies.

La compréhension de ces processus écologiques est étroitement liée à l'hétérogénéité spatiale relative à quatre strates : le sol nu, la strate herbacée, la strate buissonnante et la strate arborée. Ainsi, **l'objectif général de cette thèse est de produire des indices permettant de caractériser l'hétérogénéité liée à ces quatre strates**. Par ailleurs, nous avons vu que l'hétérogénéité de ces milieux s'opère à une échelle fine. Sa complexité peut s'observer sur de faibles étendues, de l'ordre de quelques dizaines de mètres, et nécessite une caractérisation avec un grain fin afin de

pouvoir détecter la présence de petits ligneux, larges de quelques mètres. Enfin, les milieux de garrigues sont des mosaïques en mouvement et les méthodes développées doivent permettre un suivi régulier de l'hétérogénéité spatiale afin de pouvoir rendre compte de cette variabilité temporelle.

Dans la section suivante, nous présenterons des exemples d'applications des principales approches utilisées en télédétection pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de milieux hétérogènes, et notamment les milieux méditerranéens.

2 Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de la végétation par télédétection

2.1 Critères de sélection d'une méthode de caractérisation

L'objectif général de cette thèse est de développer des indices qui caractérisent l'hétérogénéité spatiale des milieux naturels hétérogènes dans un contexte méditerranéen. Nous avons vu que l'intérêt de la caractérisation de l'hétérogénéité est de permettre de comprendre les interactions entre les patrons et les processus écologiques. Afin que les indices développés puissent être utilisés par des gestionnaires, leur interprétation doit être accessible par des non-spécialistes en télédétection et suffisamment générique pour répondre à des enjeux souvent multiples et à gérer conjointement. Dans le contexte méditerranéen, ces enjeux incluent la fermeture des milieux, l'érosion de la biodiversité et la gestion des incendies. Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, l'analyse de ces dynamiques nécessite la mise en place de méthodes de caractérisation de l'hétérogénéité relative aux quatre strates verticales qui sont le sol nu, la strate herbacée, la strate buissonnante et la strate arborée, aussi bien en termes de composition que de configuration.

Les indices proposés doivent donc permettre de caractériser l'hétérogénéité liée à plusieurs strates. Par ailleurs, ils doivent être peu nombreux car un nombre trop important augmente la complexité de leur interprétation écologique et réduit leur transposabilité à différents territoires. Enfin, la méthode de production de ces indices doit être la plus automatique possible, avec un paramétrage minimum afin faciliter son application et sa reproductibilité, et de limiter autant que possible le besoin de données *in-situ* dont l'acquisition est coûteuse et chronophage (Brummitt et al., 2017; Feld et al., 2010).

La télédétection est le seul outil qui permette de caractériser et suivre les milieux hétérogènes (Shoshany, 2000) sur de vastes étendues et de manière répétée dans le temps (Graetz, 1990; Nagendra, 2001; Skidmore et al., 2015). Aussi, nous examinerons les différentes approches existantes en télédétection pour caractériser l'hétérogénéité des milieux naturels méditerranéens à travers le prisme des critères suivants :

- la méthode caractérise la composition et l'organisation de plusieurs strates verticales ;

- la méthode respecte un principe de parcimonie : elle produit un nombre restreint d'indices d'hétérogénéité non redondants ;
- la méthode est automatique, avec un nombre limité de paramètres.

L'hétérogénéité des milieux méditerranéens s'opère à une échelle fine et sa caractérisation nécessite l'utilisation d'images avec une haute ou une très haute résolution spatiale (résolution décamétrique ou métrique voire sub-métrique). Dépendamment de la résolution des données, les approches utilisées pour caractériser l'hétérogénéité seront différentes. On distinguera trois types d'approches. Les méthodes caractérisant l'hétérogénéité :

1. De manière qualitative ;
2. De manière quantitative à partir de données discrètes ;
3. De manière quantitative à partir de données continues.

L'analyse qualitative de l'hétérogénéité caractérise l'hétérogénéité sous forme de classes discrètes, avec par exemple la distinction de grandes classes de degré de fermeture des milieux : les pelouses, les pelouses en mosaïque avec des buissons et les zones de buissons homogènes. Ce type d'approche permet ainsi l'utilisation de données avec une résolution spatiale décamétrique.

L'analyse quantitative des données discrètes est réalisée à partir d'une carte de végétation obtenue en premier lieu par un processus de classification. Dans ce cas, l'hétérogénéité est caractérisée sous forme de variables quantitatives. Cependant, nous verrons que le choix de la méthode de classification peut grandement influencer la valeur des indicateurs d'hétérogénéité. Cette instabilité limite dès lors leur utilisation pour le suivi temporel de la biodiversité.

L'analyse quantitative des données continue se base sur des analyses de texture directement réalisées sur des images, sans passer par une discrétisation préalable de l'image par une classification. Les incertitudes associées aux erreurs de classifications sont donc éliminées dans ce type d'approche. En revanche, l'interprétation écologique de tels indices n'est pas toujours évidente.

Ces trois approches sont présentées de manière plus détaillée dans les sous-sections suivantes.

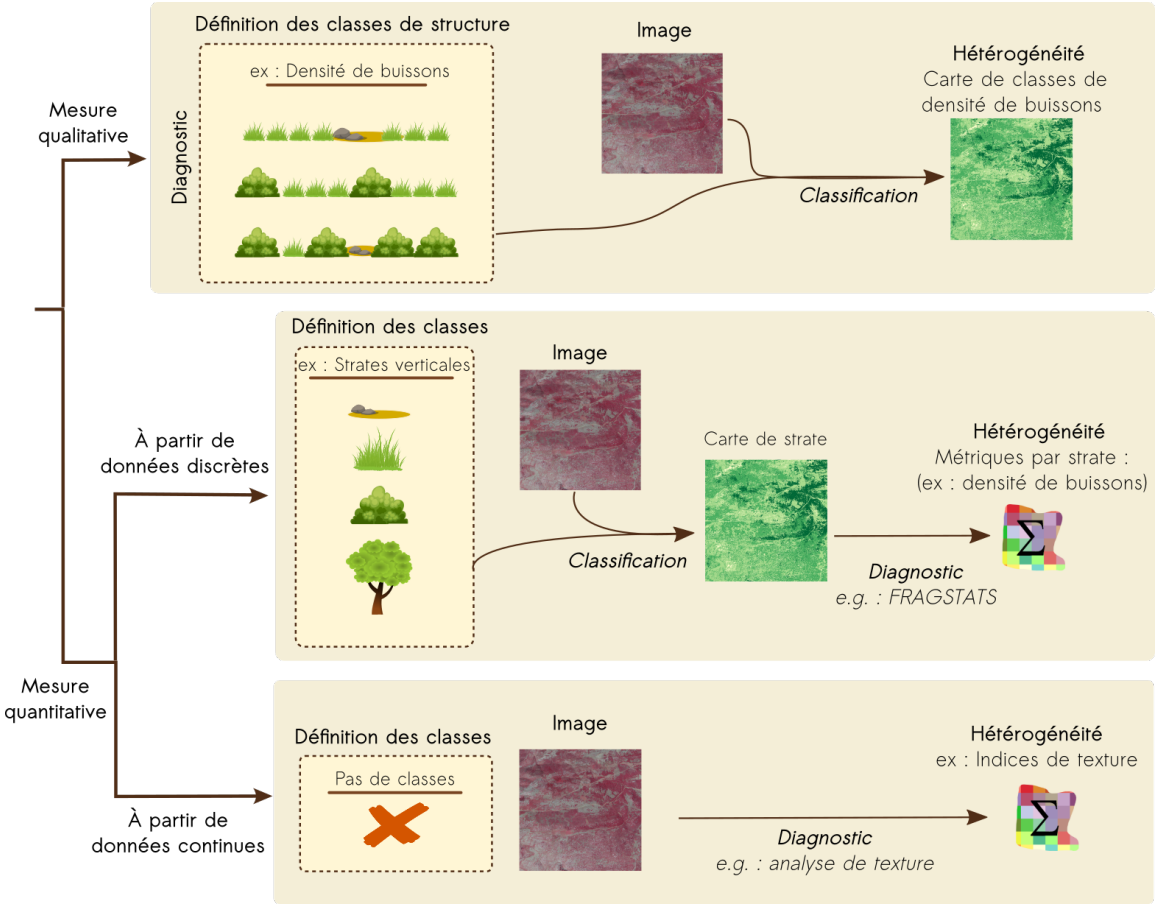


Figure 2.8 Illustration simplifiée des trois grandes approches pour caractériser l'hétérogénéité à partir de données de télédétection.

2.2 Caractérisation de l'hétérogénéité de manière qualitative à partir de données continues

Le principe de la caractérisation de l'hétérogénéité de manière qualitative à partir de données continues est illustré dans la Figure 2.8.a. Pour cette première approche, l'hétérogénéité n'est pas caractérisée par une mesure quantitative mais sous forme de classes discrètes de structure. La plupart des applications utilisant cette approche distinguent soit des habitats naturels caractérisés par des structures de végétation différentes (par exemple des pelouses, des landes ou des forêts ouvertes), soit plusieurs classes de densité de buissons. La caractérisation de l'hétérogénéité (nommée diagnostic dans la Figure 2.8) est en fait réalisée lors de la définition des classes d'intérêt. Ces classes d'hétérogénéité sont ensuite échantillonnées pour entrainer un modèle de classification, et le résultat de cette approche est alors une carte des classes d'intérêt définies en premier lieu.

De fait, avec une telle approche, il est possible d'utiliser des images de résolution spatiale décamétrique pour lesquelles la taille du pixel est supérieure aux éléments à caractériser. Dans ce cas, la réflectance d'un pixel peut être considérée comme un proxy de la densité de buissons, ou plus généralement de l'hétérogénéité spatiale. Schröter et al. (2009) ou Asner et al. (2003) cartogra-

phient par exemple plusieurs classes de degré de fermeture des milieux dans des régions arides et semi-arides à partir d'une classification d'images LANDSAT à 30 m de résolution. Avec ces mêmes données, il est également possible de différencier des classes de pelouse, de lande ou de forêt dans des paysages méditerranéens en utilisant des séries temporelles (Senf et al., 2015), des indices de textures dérivés de GLCM, ou encore des variogrammes (Rodriguez-Galiano et al., 2012).

D'autres études utilisent des analyses de texture appliquées sur des images à très haute résolution spatiale. Han et al. (2011) distinguent différentes classes de végétation dans des milieux naturels en Chine, en réalisant une analyse de lacunarité sur un indice de végétation NDVI dérivé d'une image multispectrale IKONOS (4 m). D'autres études parviennent à classer des imagettes issues du satellite Quickbird (0.7 m) selon plusieurs classes de densité de buissons. Pour celles-ci, l'hétérogénéité de la végétation est caractérisée à partir d'indices dérivés de GLCM, de filtres de Gabor ou encore de différents types d'ondelettes (Fdez-Sarria et al., 2005; Ruiz et al., 2004).

Si la définition de classes de structure en amont du processus de classification permet d'obtenir simplement des cartes discrètes de structure ou d'habitats, cette approche présente deux limites majeures. La première est la part de subjectivité dans la définition des classes. Quels critères utiliser pour distinguer une pelouse ouverte d'une pelouse en mosaïque avec des buissons ? À partir de quelle proportion de buissons ? En outre, les milieux de garrigues se caractérisent par un *continuum* de strates de végétation se traduisant par des variations continues de l'hétérogénéité, ce qui complexifie la délimitation de zones homogènes d'hétérogénéité. La part de subjectivité est grande lorsque il s'agit simplement de distinguer des pelouses ouvertes de pelouses contenant des buissons, mais elle est encore plus importante lorsqu'il s'agit de définir des catégories de densité de buissons. Une solution pour éviter la délimitation arbitraire des zones présentant des variations continues d'hétérogénéité pourrait être l'utilisation de méthodes de classification floues. Ces méthodes permettent d'attribuer une probabilité d'appartenance d'un pixel à une classe, des faibles probabilités indiquant ainsi des milieux de transition (Wagner and Fortin, 2005).

Une deuxième limite de cette approche est le caractère qualitatif de l'hétérogénéité obtenue. Dans la Section 1 du chapitre 1, nous avons souligné que la caractérisation de l'hétérogénéité n'est pas une fin en soi mais qu'elle vise à comprendre les interactions entre processus et patrons écologiques. Dans les exemples ci-dessus, les principales applications sont la distinction de grand types d'habitats naturels, tels que les prairies ou les landes, ou la cartographie du degré de fermeture des milieux à travers la distinction de plusieurs classes de densité de ligneux. En revanche, la caractérisation plus fine de l'hétérogénéité au sein de ces classes n'est pas accessible alors même que cette information peut être cruciale pour la compréhension de la distribution spatiale de certaines espèces (Legendre and Fortin, 1989) ou la condition des habitats (Gallardo-Cruz et al., 2018). Ainsi, la définition de classes discrètes d'hétérogénéité en amont d'un processus de classification apparaît trop spécifique pour répondre aux multiples enjeux auxquels font face les milieux méditerranéens.

2.3 Caractérisation de l'hétérogénéité de manière quantitative à partir de données discrètes

Le principe de cette approche est illustré dans la Figure 2.8.b : les classes d'intérêts ne représentent plus des classes de structure mais correspondent aux quatre strates élémentaires de sol nu, d'herbes, de ligneux bas et de ligneux hauts. Ces classes sont échantillonnées pour entrainer un modèle de classification qui est ensuite utilisé pour produire une carte discrète. Dans le cadre du modèle Tache-Corridor-Matrice, il est alors possible de caractériser l'hétérogénéité de composition et d'organisation des classes d'intérêt de manière quantitative à partir du calcul de métriques paysagères.

Plusieurs auteur·e·s soulignent la difficulté de cartographier les milieux très hétérogènes comme les milieux méditerranéens et la nécessité de l'utilisation de données à très haute résolution spatiale (Berberoglu et al., 2000; Lloyd et al., 2004; Nagendra et al., 2013). Idéalement, la taille du pixel d'une image doit être de l'ordre du quart ou du tiers de la taille du plus petit patch à détecter (Nagendra, 2001). Cela implique donc l'utilisation d'images à une résolution sub-métrique et des techniques de classification adaptées. Citons quelques exemples de méthodes de classification utilisées pour la cartographie de strates de végétations dans des milieux présentant une forte hétérogénéité spatiale.

On peut tout d'abord mentionner les approches orientées pixel où l'élément sémantique de base est le pixel qui peut être caractérisé par sa radiométrie ou la texture de son voisinage local. Par exemple Whiteman and Brown (1998) utilisent différents seuils de valeurs de la bande panchromatique d'images aériennes pour cartographier des buissons dans des milieux arides. Redhead et al. (2012) cartographient les buissons dans des pelouses en cours d'enfrîchement dans le Sud de l'Angleterre à partir d'une combinaison d'indices d'Haralick et d'indices radiométriques. Strand et al. (2006) utilisent quant à eux une décomposition en ondelettes d'une image aérienne à 1 m de résolution pour cartographier les buissons dans des milieux de steppes semi-arides dans l'Oregon. Enfin, la distinction des buissons peut également être réalisée à partir de la moyenne, la variance et l'écart entre le minimum et le maximum d'un voisinage local de quatre pixels (Asner et al., 2003). Pour chacune de ces études, le nombre, la taille et la densité de buissons ont ensuite pu être estimés à partir des cartes produites.

D'autres études utilisent des approches orientées objet pour la cartographie des strates de végétation. Dans ce cas, l'élément sémantique de base est un objet qui correspond à un regroupement de pixels voisins ayant des caractéristiques spectrales ou texturales similaires. L'objet peut ensuite être caractérisé par sa radiométrie (moyenne ou écart-type d'une bande, etc.) ou sa texture. Hamada et al. (2011) ont comparé l'influence de la résolution, le type d'approche utilisé (objet, pixel et démélange spectrale) et le type d'algorithme de classification sur la précision de la cartographie de quatre strates et ont conclu que l'approche objet sur de données à très haute résolution produisait les cartes avec la meilleure précision. Cette approche a également été utilisée

pour cartographier des buissons à différentes dates et ainsi suivre l'évolution de la fermeture des milieux arides (Laliberte et al., 2004) ou déterminer le pourcentage de chaque strate de végétation (Hamada et al., 2013).

Dans les climats méditerranéens arides et semi-arides, la strate herbacée est sèche la plupart de l'année et présente donc une signature spectrale suffisamment différente pour que la distinction entre cette strate et les buissons soit possible. En revanche, cette distinction est moins aisée dans les milieux hétérogènes tempérés (Rokitnicki-Wojcik et al., 2011; Dillabaugh and King, 2008). Dans ce cas, l'utilisation de données lidar apporte une information de hauteur permettant à la fois une meilleure discrimination des strates de végétation (Waser et al., 2008) et d'étudier ainsi l'évolution de la fermeture des milieux (Hellesen and Matikainen, 2013). Les données lidar ont également permis de caractériser avec précision la hauteur et le pourcentage de buissons dans les milieux méditerranéens (Estornell et al., 2011). En outre, les données lidar apportent également une information sur la structure verticale en contexte forestier (Morsdorf et al., 2010), là où les données optiques ne peuvent caractériser que la strate la plus haute. À partir de l'information de structure verticale, il est alors possible d'estimer la biomasse (García et al., 2010) ou la richesse spécifique (Simonson et al., 2012; Lopatin et al., 2015). Toutefois, l'acquisition de telles données sur de vastes étendues demeure chronophage et coûteuse, rendant difficilement envisageable leur utilisation dans le cadre d'approches opérationnelles de suivi de l'hétérogénéité spatiale sur de vastes étendues (Nagendra et al., 2013).

Cet état de l'art montre qu'il est effectivement possible de cartographier différentes strates de végétation en contexte méditerranéen à une échelle fine. Il est donc ensuite possible de calculer des métriques paysagères à partir de ces cartes. Il faut toutefois préciser que le choix du processus de classification peut grandement influencer la valeur des métriques calculées (Turner and Gardner, 2015). Nous avons vu que plusieurs approches peuvent être utilisées pour la production de cartes discrètes, notamment des approches pixels et objets. Dans le premier cas, la carte finale est souvent bruitée par un effet *poivre et sel*. Il est possible de diminuer cet effet par l'application de filtres morphologiques (filtres d'ouverture/fermeture, filtre majoritaire, etc.). Sans filtrage, les pixels isolés conduisent à une surestimation du nombre de patchs détectés. À l'inverse, l'application d'un filtre peut modifier le contour des patchs et donc la caractérisation de leur configuration. Pour les approches objets, le choix de l'algorithme de segmentation et sa paramétrisation peut également influencer la forme des objets. À titre d'exemple, un des algorithmes de segmentation les plus utilisés, l'algorithme de Baatz et al. (2000), comporte un paramètre influençant directement la forme des objets segmentés.

Ainsi, le choix de processus de classification peut entrainer des grandes variations dans les valeurs des métriques. De manière plus générale, de faibles erreurs de classification peuvent entrainer des grandes variations dans les valeurs de métriques (Langford et al., 2006; Li and Wu, 2004). La précision des classifications, traditionnellement mesurée par les indices de KAPPA et de Précision générale (*Overall Accuracy* en anglais), ne permettent pas de conclure quant à la précision de l'hétérogénéité de configuration mesurée (Wagner and Fortin, 2005). Ces erreurs de mesure

de l'hétérogénéité peuvent alors entraîner une mauvaise interprétation du lien existent entre les processus étudiés et l'hétérogénéité spatiale (Shao and Wu, 2008).

2.4 Caractérisation de l'hétérogénéité de manière quantitative à partir de données continues

Dans les sections précédentes, nous avons montré que les méthodes de cartographie de classes de structure de végétation (section 2.2), ou plus directement des strates de végétation (section 2.3), utilisent parfois des méthodes d'analyse de texture. Les indices de textures sont dans ce cas des variables prédictives utilisées par des algorithmes de classification. Une alternative à cette approche est d'utiliser directement ces indices de texture comme des indicateurs de l'hétérogénéité spatiale, sans passer par une discrétisation des images (Figure 2.8.c).

Le principal avantage de cette approche est d'éviter l'intégration des erreurs de classification dans l'estimation de l'hétérogénéité spatiale (Li and Wu, 2004) tandis que le principal inconvénient est la faible interprétation écologique de ces indices (Kupfer, 2012). En effet, l'interprétation écologique des indices de texture est rarement faite dans le cadre de classification dans la mesure où ces indices ne sont souvent que des intermédiaires dans le processus de classification. Il est ainsi possible de réaliser des classifications sans comprendre le lien entre les descripteurs texturaux et les classes prédites par les algorithmes de classification. Recensons toutefois quelques exemples d'études dans lesquelles le lien entre la texture et l'hétérogénéité spatiale a été mis en avant.

Des indices d'Haralick dérivés d'images IKONOS ou WorldView-2 ont été utilisés avec succès comme indicateurs de la densité ou de la connectivité des arbres en contexte forestier (Kayitakire et al., 2006; Ozdemir and Karnieli, 2011). Les variogrammes ont également pu être utilisés comme des indicateurs de l'hétérogénéité spatiale. Il est par exemple possible d'utiliser directement la semi-variance à une ou plusieurs distances fixes (Chica-Olmo and Abarca-Hernández, 2000). Ainsi, Berberoglu et al. (2007) testent l'utilisation de la semi-variance pour plusieurs distances, calculée pour différents voisinages locaux, afin de caractériser l'hétérogénéité de zones naturelles du Sud de la Turquie. Hudak and Wessman (1998) ont quant à eux montré que le *palier* était un bon indicateur du pourcentage de buissons dans des milieux de savanes en Afrique du Sud. La *portée*, qui est liée à la taille des patrons spatiaux dominant dans l'image, peut être utilisée pour déterminer la taille de la fenêtre d'analyse à utiliser lors d'une analyse de texture (Regniers, 2014; Johansen et al., 2007; Franklin et al., 2000). D'autres indicateurs, comme ceux proposés par Balaguer et al. (2010), ont permis de caractériser la densité et la taille des ligneux dans des vergers ou des vignes présentant des variations d'hétérogénéité intra-parcellaire (Balaguer-Beser et al., 2013).

Heaton et al. (2003) ont utilisé une analyse de lacunarité fractale comme mesure d'hétérogénéité pour étudier l'effet d'épandage de différents herbicides sur la répartition d'espèces de buissons de savanes dans le Texas. D'autres études ont montré le potentiel des analyses de lacunarité pour étudier le lien entre l'intensité du pâturage et l'hétérogénéité spatiale dans des milieux méditer-

ranéens (Seifan and Kadmon, 2006; Alados et al., 2005). Saunders et al. (2005) ont comparé l'utilisation de transformées en d'ondelettes, de transformées de Fourier et d'analyses de lacunarité pour identifier à quelles échelles l'hétérogénéité spatiale était maximale dans différents jeux de données écologiques continues. Les performances de chaque méthode se sont avérées variables selon le contexte applicatif.

Ces exemples montrent que de nombreux descripteurs texturaux peuvent être utilisés comme des indicateurs de l'hétérogénéité spatiale de différentes strates de végétation. Cependant, une des difficultés rencontrées concerne la sélection d'attributs texturaux pertinents, souvent associée à une paramétrisation spécifique à un site d'étude (Beguet et al., 2014). La relation entre la structure de la végétation et les indices de texture utilisés est ainsi dépendante des spécifités du site d'études ou de caractéristiques des images utilisées. Il est donc délicat de transposer la paramétrisation choisie et les résultats obtenus d'un contexte à un autre (Regniers, 2014). Une méthode possible pour automatiser la sélection d'attributs est de calculer dans un premier temps de nombreux indices de texture puis de réduire leur dimensionnalité dans un second temps afin de produire de nouveaux indices synthétiques qui intègrent plusieurs échelles, plusieurs orientations et plusieurs aspects de la texture.

Une méthode communément utilisée pour réduire la dimensionnalité de variables descriptives est l'analyse en composantes principales (ACP). L'ACP permet en effet de déterminer des nouvelles variables décorrélées (appelées composantes principales) en nombre restreint et qui résument le mieux possible la variabilité des variables initiales. Ainsi, plusieurs auteur·e·s combinent des analyses de texture avec des ACP. Puissant et al. (2005) ont par exemple réalisé une ACP sur un ensemble d'indices d'Haralick afin d'intégrer la complémentarité des indices, et ce, à plusieurs échelles et plusieurs orientations. Balaguer et al. (2010) ont réalisé une ACP sur plusieurs descripteurs de variogrammes afin de sélectionner des descripteurs non corrélés. Frazer et al. (2005) ont quant à eux combiné des diagrammes de lacunarité avec une ACP afin de caractériser les variations continues de la couverture forestière. Enfin, Couteron et al. (2006) ont combiné des spectres radiaux de fréquences avec une ACP pour caractériser les variations continues de l'hétérogénéité spatiale dans des milieux de savanes. Cette dernière méthode, appelée méthode FOTO (FOurier based Textural Ordination) a également été utilisée pour quantifier la biomasse de forêt de différents écosystèmes (Couteron et al., 2005; Proisy et al., 2007; Ploton et al., 2017; Shili Meng et al., 2014).

2.5 Bilan

Nous avons vu dans cette section que de nombreux descripteurs texturaux peuvent être utilisés comme des indicateurs de l'hétérogénéité spatiale de différentes strates de végétation. Parmi ces méthodes, la combinaison d'une méthode d'analyse de texture avec une ACP est particulièrement intéressante car elle permet la production d'un nombre limité et complémentaire de descripteurs (principe de parcimonie). La méthode FOTO permet notamment la production de deux ou trois composantes principales qui constituent des nouveaux indices de textures correspondant à des

gradients de rugosité continue. De fait, ces gradients sont non corrélés, peu nombreux et permettent de caractériser les variations continues de l'hétérogénéité spatiale, et ce, à plusieurs échelles. De plus cette méthode a déjà été testée pour quantifier l'évolution de l'hétérogénéité spatiale de milieux de savane (Couteron, 2002). Cette méthode est ainsi particulièrement intéressante pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de la végétation méditerranéenne qui varie de manière continue dans le paysage et dans le temps. C'est donc cette méthode qui sera retenue dans cette thèse.

Ainsi le premier objectif de cette thèse est de tester le potentiel des indices de texture issus de la méthode FOTO pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de quatre strates verticales qui sont : le sol nu, l'herbe, les ligneux bas et les ligneux hauts. Le deuxième objectif est de tester la sensibilité de l'approche développée précédemment à des facteurs techniques et environnementaux, afin de s'assurer de sa réplicabilité pour favoriser son utilisation dans un contexte opérationnel de suivi des milieux méditerranéens. Enfin, le dernier objectif est de valider la pertinence écologique des indices d'hétérogénéité développés à travers un cas d'application : la caractérisation de la répartition spatiale d'espèces d'oiseaux sensibles à l'hétérogénéité de la végétation et sensible à la fermeture des milieux.

Dans le chapitre suivant, nous détaillerons le fonctionnement de la méthode FOTO afin de dégager plus précisément les hypothèses de travail et les questions de recherches associées à ces trois objectifs.

CHAPITRE 3

Fourier Based Textural Ordination : principes et hypothèses de travail

En résumé :

- la méthode FOTO comporte deux étapes : une transformée de Fourier suivie d'une analyse en composantes principales (ACP) ;
- la transformée de Fourier permet de quantifier la contribution d'une fréquence spatiale f (en m^{-1} par ex.) dans une image, autrement dit, la présence d'un motif qui se répète tous les $1/f$ m ;
- l'ACP résume l'ensemble des contributions à l'image de chaque fréquence en de nouvelles variables qui peuvent être interprétées comme des nouveaux indices de textures représentatifs de la *rugosité* de l'image ;
- on suppose que des structures de végétation différentes sont caractérisées par des fréquences spatiales différentes, et donc par des valeurs différentes des indices de textures ;
- la *taille de la fenêtre d'analyse* et la *résolution de l'image* définissent respectivement la plus basse et la plus haute fréquence échantillonnable, c'est-à-dire le plus gros et le plus petit motif détectable ; ces deux paramètres sont donc susceptibles d'influencer la caractérisation de la structure de la végétation ;
- l'information radiométrique contenue dans une image influence le constrate entre les strates de végétation ; elle donc susceptible d'influencer la caractérisation de la structure de la végétation.

La méthode FOTO comporte deux étapes principales. Lors de la première étape, l'image à analyser est découpée en fenêtres pour lesquelles un ensemble de descripteurs texturaux est calculé. Ces descripteurs correspondent à la part de variance de l'image expliquée par des fréquences spatiales élémentaires. À l'issue de cette première étape, le nombre de descripteurs est très élevé. Les variables fréquentielles sont donc soumises dans une deuxième étape à une analyse en composantes principales à l'issue de laquelle la sélection de composantes permet de résumer l'information fréquentielle en un nombre réduit de variables.

1 Décomposition fréquentielle

1.1 Principe

1.1.1 Structure de la vegétation et texture

La Figure 3.1 présente les valeurs de NDVI pour des imagettes de 200 m de côté illustrant différentes structures de végétation. On peut remarquer que la canopée de la forêt présente une texture fine caractéristique (Figure 3.1.a). On remarque également que la structure des autres imagettes est visuellement différente. Celles-ci produisent des motifs dont la finesse diffère. Une zone avec des buissons éparpillés (Figure 3.1.b) présente par exemple une structure plus fine qu'une zone avec des arbres éparpillés (Figure 3.1.c). Enfin, de larges amas de buissons présentent une structure plus agrégée et une texture encore grossière (Figure 3.1.d). On remarque dans cet exemple que la structure de végétation de chacune de ces illustrations se caractérise par une finesse de texture distincte. Une hypothèse est donc que la quantification de cette finesse peut servir d'indicateur de la structure de la végétation.

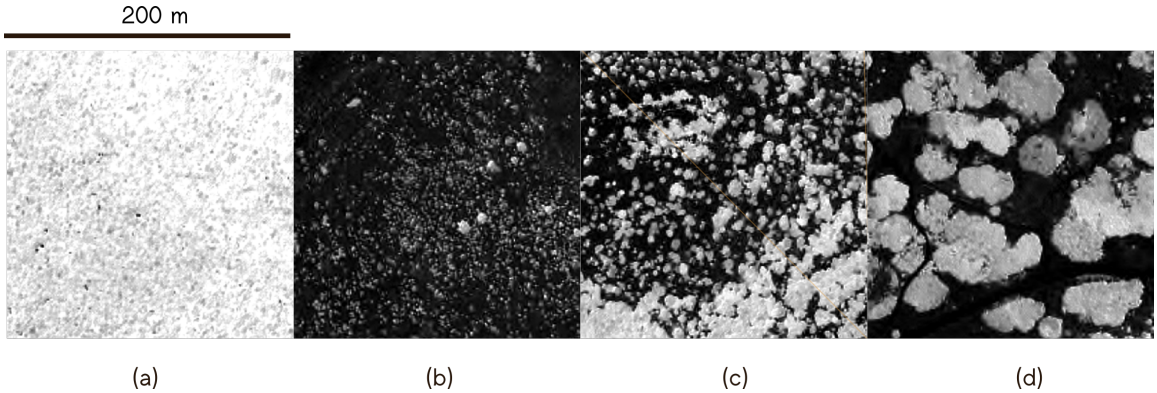


Figure 3.1 Exemple d'imagettes en valeurs de NDVI et présentant des textures différentes dues (**a**) au *grain* de la canopée, (**b**) à l'alternance de buissons et d'herbe, (**c**) à l'alternance d'arbres et d'herbe et (**d**) à l'alternance d'amas de buissons et d'herbe. Les zones claires correspondent des fortes valeurs de NDVI, i.e.. à la présence de végétation caractérisée par une forte activité photosynthétique.

1.1.2 Lien entre la structure, l'image et les fréquences spatiales

Dans une image, les différents motifs observables sont liés à des variations spatiales du signal. Le principe de la transformation de Fourier d'une image est de décomposer cette variation du signal sous forme d'une somme de fonctions sinusoïdales, chaque fonction sinusoïdale étant caractérisée par une fréquence spatiale notée f. Cette fréquence f correspond au nombre de fois qu'un motif se répète dans une image. On parle alors de basses fréquences quand un motif se répète peu dans une image et qu'il produit une texture grossière, et de hautes fréquences quand il se répète de nombreuse fois et produit une texture fine. Plus précisément, une transformation de Fourier permet de calculer la part de variance de l'image expliquée par chaque fréquence spatiale.

La Figure 3.2 illustre de manière schématique le lien entre domaine spatial (l'image) et le domaine fréquentiel (transformée de Fourier). Pour plus de simplicité, les variations spatiales d'une image NDVI sont représentées dans une seule dimension spatiale, pour image d'une taille totale $N = 20$ pixels. Dans la Figure 3.2.a, les motifs associés à l'alternance de buissons et d'herbe dans l'espace entraînent une variation spatiale du NDVI qui peut être modélisée par une fonction sinusoïdale de période $T = 8$ pixels, soit une fréquence spatiale $f = 1/8 \times N = 2.5$ cycles.image^{-1}. Dans cet exemple théorique, la végétation produit un seul motif "pur" et la part de variance expliquée par cette fréquence est alors égale à 1. Si on considère un motif produit par des buissons plus larges et plus espacés (voir Figure 3.2.b), la variation spatiale du NDVI est alors modélisée par une fonction sinusoïdale de période plus grande, $T = 10$ pixels, soit une fréquence spatiale $f = 1/10 \times N = 2$ cycles.image^{-1} plus basse. Dans le cas d'un couvert forestier continu (voir Figure 3.2.c), la variation du NDVI est due au grain de la canopée et peut être modélisée par une fonction sinusoïdale de période $T = 2$ pixels, soit une fréquence spatiale $f = 1/2 \times N = 10$ cycles.image^{-1} élevée. Enfin, on considère le motif produit par des arbres de même largeur que les buissons dans l'exemple de la Figure 3.2.b et espacés de la même manière (voir Figure 3.2.d). La variation du NDVI est dans ce cas liée à la fois au grain de la canopée et à l'alternance d'herbe et d'arbres. Elle peut ainsi être modélisée par la somme de deux fonctions sinusoïdales de période $T_1 = 2$ pixels et $T_2 = 10$ pixels, soient $f_2 = 2$ et $f_1 = 10$ cycles.image^{-1}, la fréquence $f_2 = 2$ expliquant une part de variance plus importante que celle liée au grain de la canopée.

L'hétérogénéité de la structure de la végétation est rarement caractérisée par des motifs purs, observée à une échelle unique. Dans les milieux méditerranéens, la structure de la végétation varie au contraire le plus souvent de manière continue dans l'espace, et ce, à plusieurs échelles. Les exemples simplifiés décrits précédemment permettent cependant d'illustrer le lien entre structure et fréquences spatiales et montrent le fort potentiel de l'analyse fréquentielle pour appréhender la complexité spatiale de l'hétérogénéité de la végétation à plusieurs échelles. Plus précisément les hypothèses associées à la caractérisation de la végétation par analyse fréquentielle sont les suivantes :

1. Les fréquences spatiales associées à des surfaces végétalisées permettent de différencier leur structure (Figure 3.2.a, b. c.) ;

2. Différents motifs produisant des variations du signal à plusieurs échelles au sein d'une même image sont caractérisés par des fréquences spatiales distinctes, associées à des contributions relatives à la variance totale de l'image différentes (Figure 3.2.d) ;

3. Des changements dans l'importance relative de motifs agissant à différentes échelles au sein d'une même image se traduisent par un changement dans la contribution relative à la variance totale de l'image des fréquences associées aux différents motifs.

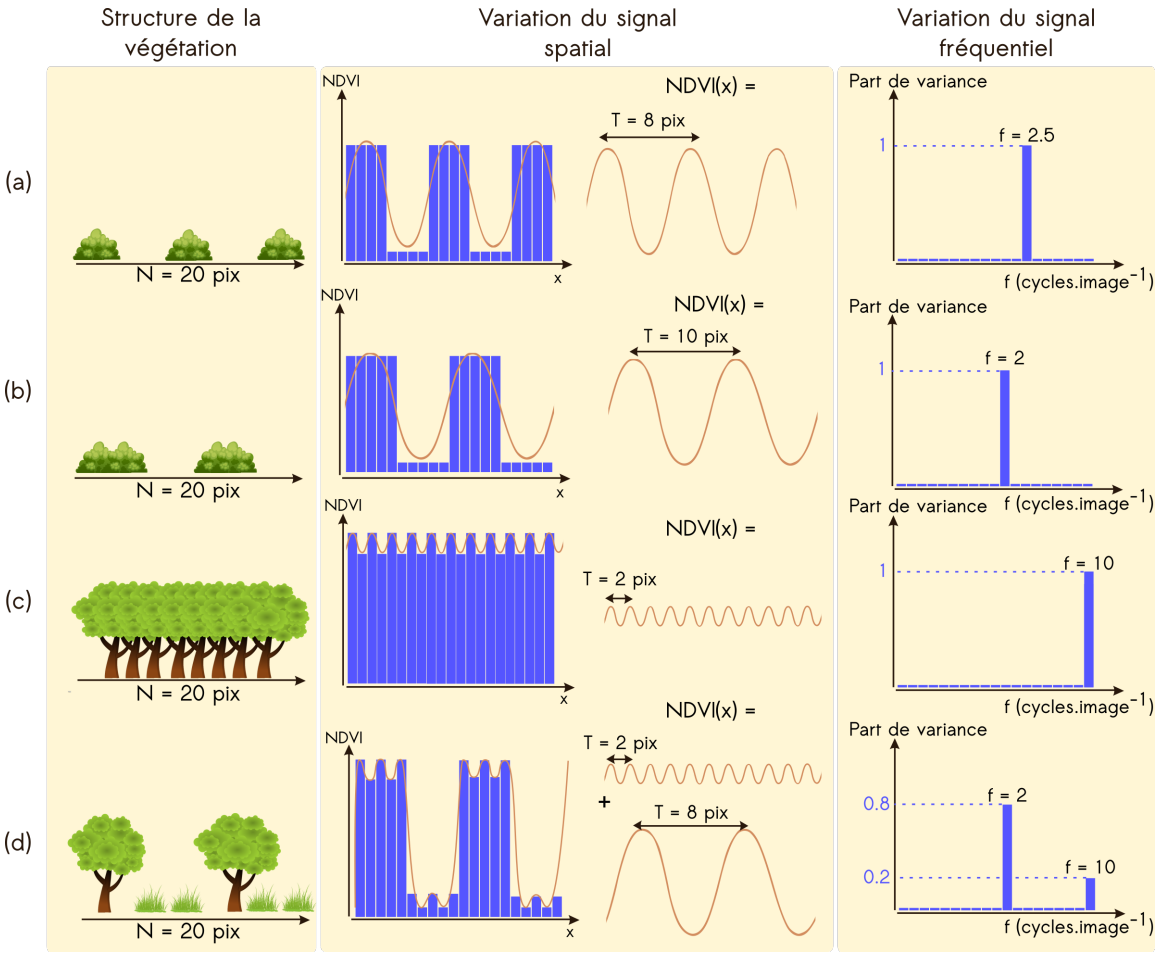


Figure 3.2 Exemple simplifié du lien entre structure de la végétation, la variation spatiale unidimensionnelle du signal de NDVI et le contenu fréquentiel associé pour (**a**) l'alternance de buissons et d'herbe, (**b**) l'alternance d'amas de buissons et d'herbe, (**c**) un couvert continu d'arbres et (**d**) l'alternance de d'arbres et d'herbe.

1.2 Obtention d'un spectre radial

1.2.1 Décomposition fréquentielle à une dimension

a. Développement en séries de Fourier

Les calculs nécessaires pour l'obtention d'un spectre de fréquences radial exprimant la part de variance expliquée par chaque fréquence spatiale sont expliqués succinctement dans cette partie. Plus de détails sont disponibles dans les articles suivants (Renshaw and Ford, 1983; Ford and Renshaw, 1984; Mugglestone and Renshaw, 1998).

Nous aborderons dans un premier temps le concept de décomposition fréquentielle pour un signal spatial périodique S_n à une dimension, de période $T = n$ pixels. Les séries de Fourier permettent d'exprimer tout signal périodique comme une somme de fonctions sinusoïdales tel que :

$$S_n(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{n}(a_k \cos(\frac{2k\pi x}{n}) + b_k \sin(\frac{2k\pi x}{n})) + \epsilon \tag{3.1}$$

avec $S_n(x)$ la valeur du signal pour le pixel x (avec $1 \leq x \leq n$), a_k et b_k les coefficients de Fourier associés à la fréquence spatiale k, et ϵ l'erreur associée aux fréquences $k > n$[1].

Soit :

- $d_k = \sqrt{a_k^2 + b_k^2}$;
- $\cos\theta_k = \frac{a_k}{d_k}$;
- $\sin\theta_k = \frac{b_k}{d_k}$.

On a donc tout signal périodique qui peut être décomposé de la manière suivante (voir démonstration dans l'encadre 3.3) :

$$S_n(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{n}(d_k \cos(\frac{2k\pi x}{n} - \theta_k)) + \epsilon \tag{3.2}$$

où :

- d_k représente l'amplitude associée à la fréquence k ;
- θ_k représente le décalage de phase associé à la fréquence k.

[1] En pratique cette somme est infinie (n=infini), ici le signal S_n est approximé car on néglige la contribution des très hautes fréquences ($k > n$).

Encadré 3.3 Démonstration

D'après les identités trigonométriques on a :

$$\cos(x+y) = \cos(x)\cos(y) - \sin(x)\sin(y)$$

Donc :

$$\begin{aligned}\cos(x-y) &= \cos(x)\cos(y) - \sin(x)\sin(-y)\\ &= \cos(x)\cos(y) + \sin(x)\sin(y)\end{aligned}$$

On a donc la relation suivante :

$$\begin{aligned}d_k \cos(\frac{2k\pi x}{n} - \theta_k) &= d_k(\cos(\frac{2k\pi x}{n})\cos(\theta_k) + \sin(\frac{2k\pi x}{n})\sin(\theta_k))\\ &= d_k\cos(\theta_k)\cos(\frac{2k\pi x}{n}) + d_k\sin(\theta_k)\sin(\frac{2k\pi x}{n})\\ &= a_k\cos(\frac{2k\pi x}{n}) + b_k\sin(\frac{2k\pi x}{n}) \qquad (3.3)\end{aligned}$$

Finalement :

$$(3.1), (3.3) \Rightarrow S_n(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{n} d_k \cos(\frac{2k\pi x}{n} - \theta_k)$$

Ici on ne s'intéresse qu'à l'information liée à l'amplitude associée à chaque fréquence. Plus précisément on s'intéresse à la part de variance expliquée par chaque fréquence spatiale. Elle peut être calculée par :

$$\frac{d_k^2}{n} \qquad (3.4)$$

En résume, la décomposition en série de Fourier décrit donc un signal spatial périodique sous la forme d'une somme pondérée de sinusoïdes dont les poids a_k et b_k décrivent son comportement fréquentiel, et *in fine* la part de variance expliquée par chaque fréquence k. Cependant, ce principe ne s'applique qu'à des signaux périodiques, or, le signal spatial contenu dans les images satellites ne l'est que très rarement.

b. Transformée de Fourier

La transformée de Fourier permet d'étendre le principe des séries de Fourier à un signal spatial non périodique en décrivant cette fois-ci le signal sous la forme d'un calcul intégral (et non plus

une somme) de sinusoïdes pondérées par une fonction $F(k)$, la transformée de Fourier, dont la variable k s'interprète comme une fréquence. Le signal spatial $S_n(x)$ s'exprime dans ce cas comme suit :

$$S_n(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(k)[\cos(2\pi kx) + j\sin(2\pi kx)]\mathrm{d}x \tag{3.5}$$

avec $F(k)$ contenant une partie réelle et une partie imaginaire tel que :

$$F(k) = a(k) - jb(k) \tag{3.6}$$

Dans ce cas, le comportement fréquentiel est décrit par la transformée de Fourier, notamment le module de la transformée de Fourier :

$$\mid F(k) \mid = \sqrt{a(k)^2 + b(k)^2} = d(k) \tag{3.7}$$

qui correspond à l'amplitude de la fonction sinusoïdale de fréquence k présente dans le signal S_n, et qu'on peut utiliser pour quantifier la présence de motifs de fréquence k. Explicitons maintenant le calcul de la transformée de Fourier pour un signal à deux dimensions.

1.2.2 Décomposition fréquentielle à deux dimensions

Les équations précédentes décrivent la décomposition fréquentielle d'un signal spatial à une dimension mais les principes sous-jacents restent les mêmes et s'appliquent également à un signal à deux dimensions, par exemple une image. Dans ce cas, considérons :

- une image M de taille $n \times n$ pixels ;
- M_{xy} la valeur du pixel de position (x, y) ;
- le couple de fréquences spatiales (p, q) dans les directions cartésiennes XY; la plus haute fréquence échantillonnable (fréquence *Nyquist*) étant $n/2$ tel que $1 \leq p \leq n/2$ et $1 \leq q \leq n/2$;
- $a_{p,q}$ et $b_{p,q}$ les coefficients de Fourier relatifs à la décomposition de l'image M en fonctions périodiques de fréquences (p, q).

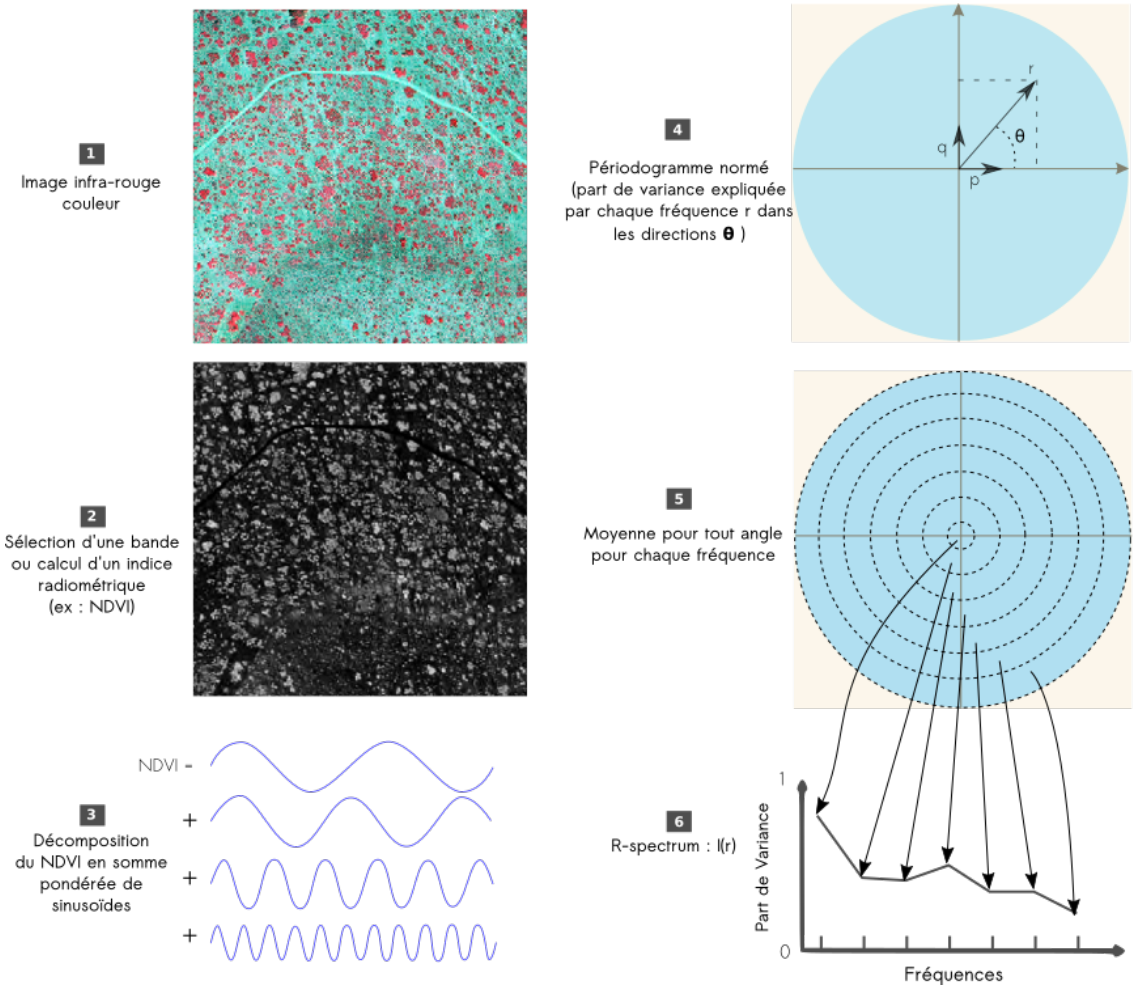


Figure 3.3 Principe de l'obtention d'un spectre radial de fréquence.

Les coefficients de Fourier peuvent être obtenus par une transformation de Fourier via l'algorithme Fast Fourier Transform (FFT, Frigo and Johnson (1998)) qui associe à chaque couple (p, q) la valeur complexe $F_{p,q}$ telle que:

$$F_{p,q} = a_{pq} - jb_{pq} \tag{3.8}$$

avec :

$$a_{pq} = \sum_{x=1}^{n}\sum_{y=1}^{n} M_{x,y} \cos[\frac{2\pi(px+qy)}{n}] \tag{3.9}$$

$$b_{pq} = \sum_{x=1}^{n}\sum_{y=1}^{n} M_{x,y} \sin[\frac{2\pi(px+qy)}{n}] \tag{3.10}$$

Le module de la transformée de Fourier correspond à l'amplitude associée à un couple de fréquences

(p, q) :

$$\mid F_{p,q} \mid = \sqrt{a_{pq}^2 + b_{pq}^2} = d_{pq} \tag{3.11}$$

On parle de spectre d'amplitude. La part de variance de l'image expliquée par chaque couple de fréquence (p, q) correspond au spectre de puissance, ou périodogramme. Le périodogramme correspond au spectre d'amplitude au carré divisé par les dimensions de l'image, soit :

$$n^{-2} \mid F(p, q) \mid^2 = n^{-2}(a_{pq}^2 + b_{pq}^2) \tag{3.12}$$

La somme de tous les modules au carré est donc égale à la variance σ^2 de l'image :

$$\sum_{p,q} n^{-2}(a_{pq}^2 + b_{pq}^2) = \sigma^2 \tag{3.13}$$

Le périodogramme est alors normé par σ^2 pour obtenir la part de variance de l'image I_{pq} (étape 4 dans la figure 3.3) associée à chaque couple de fréquences (p, q) tel que :

$$I_{pq} = \frac{a_{pq}^2 + b_{pq}^2}{\sigma^2 n^2} \tag{3.14}$$

et

$$\sum_{pq} I_{pq} = 1 \tag{3.15}$$

Il est plus pratique d'exprimer le périodogramme normé en coordonnées polaires où $I_{r\theta}$ exprime la part de variance de l'image associée à une fréquence spatiale r avec une direction θ avec $r = \sqrt{p^2 + q^2}$ et $\theta = \tan^{-1}(\frac{p}{q})$.

L'étape suivante de la méthode FOTO consiste à moyenner les valeurs $I_{r\theta}$ dans toutes les directions θ possibles pour obtenir un spectre de fréquences radial $I(r)$ appelé r-spectrum, tel que :

$$I(r) = k^{-1} \sum_{\theta} I_{r\theta} \tag{3.16}$$

où k est le nombre de valeurs du périodogramme normé correspondant à la fréquence r (étape 5-6 dans la figure 3.3). Pour une image, on calcule donc un ensemble de descripteurs qui correspondent à une part moyenne de variance expliquée par chaque fréquence, indépendamment de leur direction. L'éventuelle anisotropie de motifs liés à la structure de la végétation n'est donc pas prise en compte.

1.2.3 Influence de l'échelle spatiale

Dans le cadre de la méthode FOTO, le passage du domaine spatial au domaine fréquentiel implique une perte de l'information spatiale. Si le calcul du périodogramme permet de quantifier la part de variance de l'image expliquée par chaque fréquence spatiale, il ne permet pas de situer dans l'image le motif correspondant à ces fréquences[2]. Pour pallier cette limite, une étape préliminaire au calcul des r-spectra est donc de découper l'image à analyser en fenêtres de taille plus restreinte afin d'obtenir une caractérisation fréquentielle locale.

La taille des fenêtres a une influence sur le nombre de fréquences spatiales échantillonnées et son choix est dépendant de la taille des motifs à caractériser. Un exemple simplifié de l'influence de la taille de fenêtre est présenté dans la figure 3.4. Considérons une fenêtre de n pixels avec d la taille d'un pixel en mètres. La fréquence la plus basse échantillonnable correspond au plus gros motif détectable, soit un motif qui ne se répète qu'une fois dans l'image, modélisé par une fonction sinusoïdale de période $T = d \times n$ m. La fréquence maximale correspond quant à elle au plus petit motif détectable, soit un motif qui se répète tous les deux pixels, modélisé par une fonction sinusoïdale de période $T = 2p$ m. À une résolution spatiale constante, plus la taille de fenêtre diminue, plus la fréquence minimale échantillonnable augmente (voir Figure 3.4.a). En revanche, la fréquence maximale est uniquement dépendante de la taille du pixel et ne dépend pas de la taille de fenêtre (voir Figure 3.4.b). Plus la taille de fenêtre est petite, plus la caractérisation spatiale du contenu fréquentiel est fine. Cependant, les gros motifs seront mal caractérisés ou pas du tout caractérisés. Le choix de la taille de la fenêtre est donc un compromis entre la précision de la localisation de la caractérisation fréquentielle et la taille maximale des motifs à détecter. La résolution spatiale influe quant à elle sur la plus haute fréquence échantillonnable.

[2] Notons que la localisation des motifs est en fait contenue dans l'information de phase, θ_k (voir (3.2)), qui n'est pas utilisée ici.

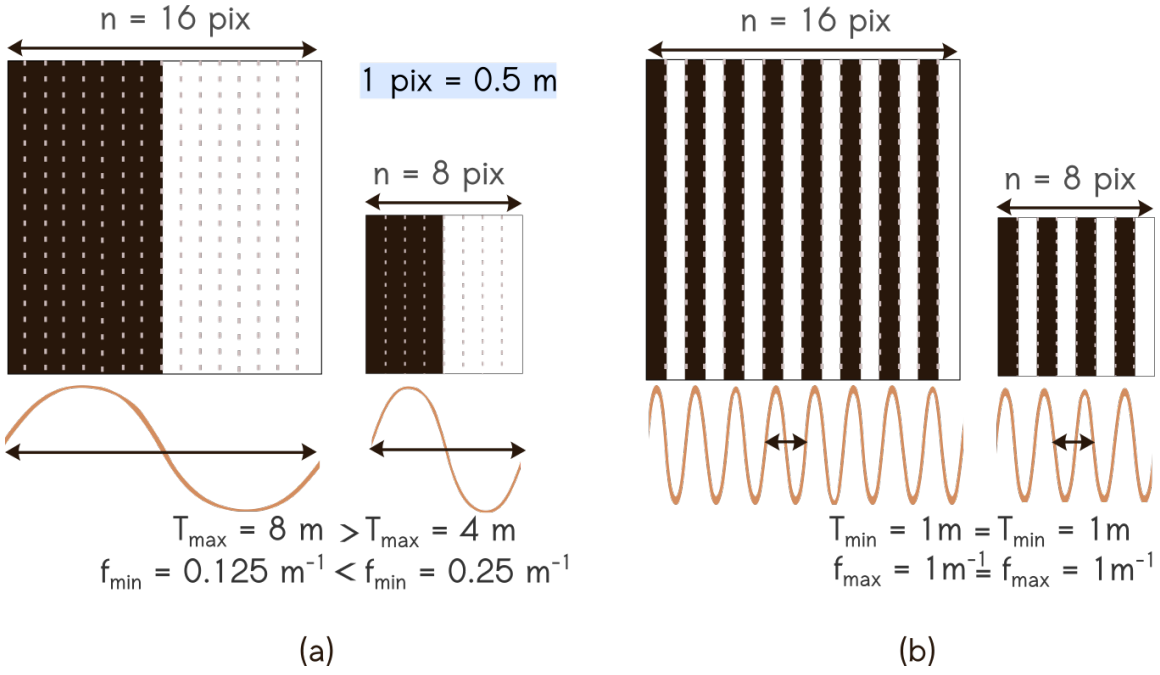


Figure 3.4 Effet de la taille de fenêtre sur (**a**) la fréquence minimale f_{min} et la période maximale T_{max} et (**b**) la fréquence maximale f_{max} et la pédiode minimale T_{min}. Dans cet exemple la taille du pixel est égale à 0.5 m

1.2.4 Information radiométrique et contraste des strates de végétation

Dans une image, les différents motifs observables sont liés aux variations spatiales du signal. Ainsi, il est possible que les motifs observables changent avec l'information radiométrique utilisée. La Figure 3.5 illustre les changements de contraste observables en fonction de la bande radiométrique utilisée. Avec la représentation en composition infrarouge couleur, les ligneux apparaissent en rouge, l'herbe en gris, la roche en blanc (Figure 3.5a.). En revanche, seul le contraste entre la roche et les autres strates est visible lorsque l'imagette est visualisée avec la bande infrarouge (Figure 3.5.b). Lorsque l'imagette est affichée avec les valeurs de NDVI, les arbres apparaissent avec une teinte très claire et les buissons avec une teinte un peu moins claire (Figure 3.5.c). On n'observe cependant pas de contraste entre le sol nu, la roche et l'herbe. Enfin, le contraste entre la roche et l'herbe est visible lorsque l'imagette est affichée avec la bande rouge mais la distinction entre les arbres et les buissons est moins évidente (Figure 3.5.d). Ces changements de contraste sont susceptibles d'influencer la décomposition fréquentielle du signal. Un exemple théorique est présenté dans le paragraphe suivant afin de mieux comprendre la nature de cette influence.

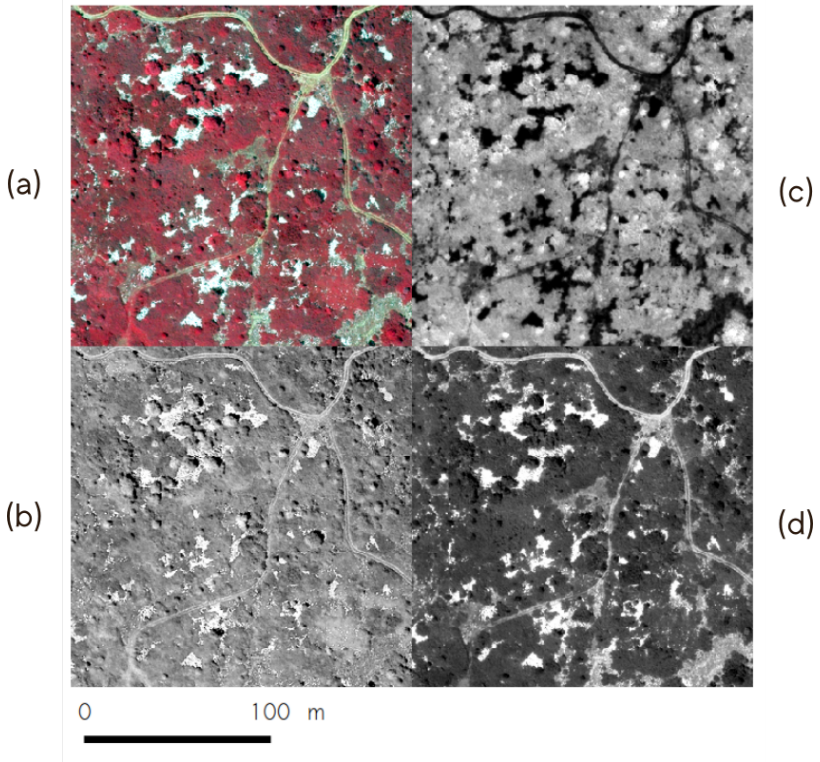


Figure 3.5 Exemple d'imagettes issues de la BD ORTHO-IRC de l'IGN (0.5 m de résolution) présentant une forte hétérogénéité spatiale de quatre strates représentées (**a**) en composition infrarouge couleur (RVB = infrarouge, rouge, et vert), (**b**) avec la bande infrarouge uniquement, (**c**) avec le NDVI et (**d**) avec la bande rouge uniquement.

La Figure 3.6 illustre de manière simplifiée l'influence de la radiométrie sur les valeurs des r-spectra. Dans ces exemples, la variation du contraste est étudié à travers la comparaison d'imagettes affichées avec les valeurs du NDVI et celles de la bande rouge. Dans un premier exemple, l'imagette ne contient que de l'herbe et des buissons (Figure 3.6.a). Le contraste entre les buissons et l'herbe est inversé dépendamment de si l'imagette est affichée avec les valeurs de NDVI ou les valeurs de la bande rouge. Cependant, la structure de la végétation, simplifiée dans l'exemple, peut être modélisée dans les deux cas par une fonction sinusoïdale de période de 10 pixels. Ainsi, la part de variance expliquée par une fréquence de $f = 1/10 \times N = 2$ cycles.image^{-1} est égale à 1 dans le deux cas. De fait, les r-spectra sont insensibles à la variance et à la moyenne de l'image (Couteron et al., 2006). Autrement dit, pour un motif "pur" correspondant à l'alternance de valeurs v_1 et v_2, les r-spectra résultants seront les mêmes indépendamment des valeurs v_1 et v_2.

En revanche, dans le cas d'une image contenant plusieurs motifs de fréquences r_1 et r_2, liés à l'alternance de strates différentes, l'intensité des contrastes de chaque motif va influencer les valeurs $I(r_1)$ et $I(r_2)$ correspondantes. Dans l'exemple illustré dans la Figure 3.6.b, les variations du signal correspondent à plusieurs motifs :

1. À l'alternance de buissons et d'arbres ;

2. À l'alternance d'herbe de sol nu ;

3. À l'alternance entre les buissons et les arbres d'une part, et l'herbe et le sol nu d'autre part ;

4. Au grain de la canopée des arbres.

Ces quatre motifs n'ont pas le même contraste lorsque les imagettes sont affichées avec les valeurs de NDVI ou de la bande rouge. Le motif 2 n'est par exemple pas visible avec le NDVI. Dans la représentation simplifiée de la structure de la végétation, le signal de NDVI peut se décomposer en trois fonctions sinusoïdales de période T = 16, T = 8 et T = 2 pixels, associées respectivement aux motifs 1, 3 et 4. En revanche, l'alternance d'herbe et de sol nu est visible avec la bande rouge (motif 2). Ainsi le signal de la bande infrarouge peut se décomposer cette fois-ci en quatre fonctions sinusoïdales de périodes T = 16, T = 8, T = 4 et T = 2, associées respectivement aux motifs 1, 3, 2 et 4. Le motif 2, qui correspond à une fréquence $f = 1/4 \times 16 = 4$ cycles.image^{-1}, est donc dans ce cas associé à une contribution à la variance supérieure à 0, ce qui influe sur les contributions à la variance des autres motifs. Dans cet exemple théorique, les contributions à la variance sont illustrées à titre indicatif, de même que le r-spectra sont en réalité beaucoup plus complexes. Cependant, cet exemple vise à montrer que la caractérisation de la structure de la végétation par une analyse fréquentielle est susceptible d'être influencée par l'information radiométrique de l'image sur laquelle est appliquée la méthode.

2 Analyse en composantes principales

2.1 Objectif

À ce stade de la méthode, chaque fenêtre est caractérisée par p variables fréquentielles. Ces variables sont des descripteurs de la texture des fenêtres qui ne sont pas suffisamment facile à utiliser. D'une part le nombre de variables est trop grand pour pouvoir interpréter facilement des différences de contenu fréquentiel entre les fenêtres et d'autre part, les variables fréquentielles sont souvent corrélées entre elles. Il est donc nécessaire de trouver des nouveaux descripteurs, moins nombreux, et qui contiennent autant que possible la même information que les variables initiales.

L'ACP permet de déterminer ces nouvelles variables, appelées alors *facteurs* ou *composantes principales* (PC), en nombre restreint et résumant le mieux possible la variabilité du contenu fréquentiel des fenêtres. Par construction les PC ne sont pas corrélés entre elles. Chaque PC porte donc une information complémentaire. Dans le cas d'une ACP appliquée à des r-spectra, les deux ou trois premières PC portent plus de 75% de la variabilité initiale (par exemple Couteron et al. (2006); Proisy et al. (2007); Bugnicourt et al. (2018)). Ces PC constituent donc de nouveaux descripteurs du contenu fréquentiel beaucoup plus facile à interpréter.

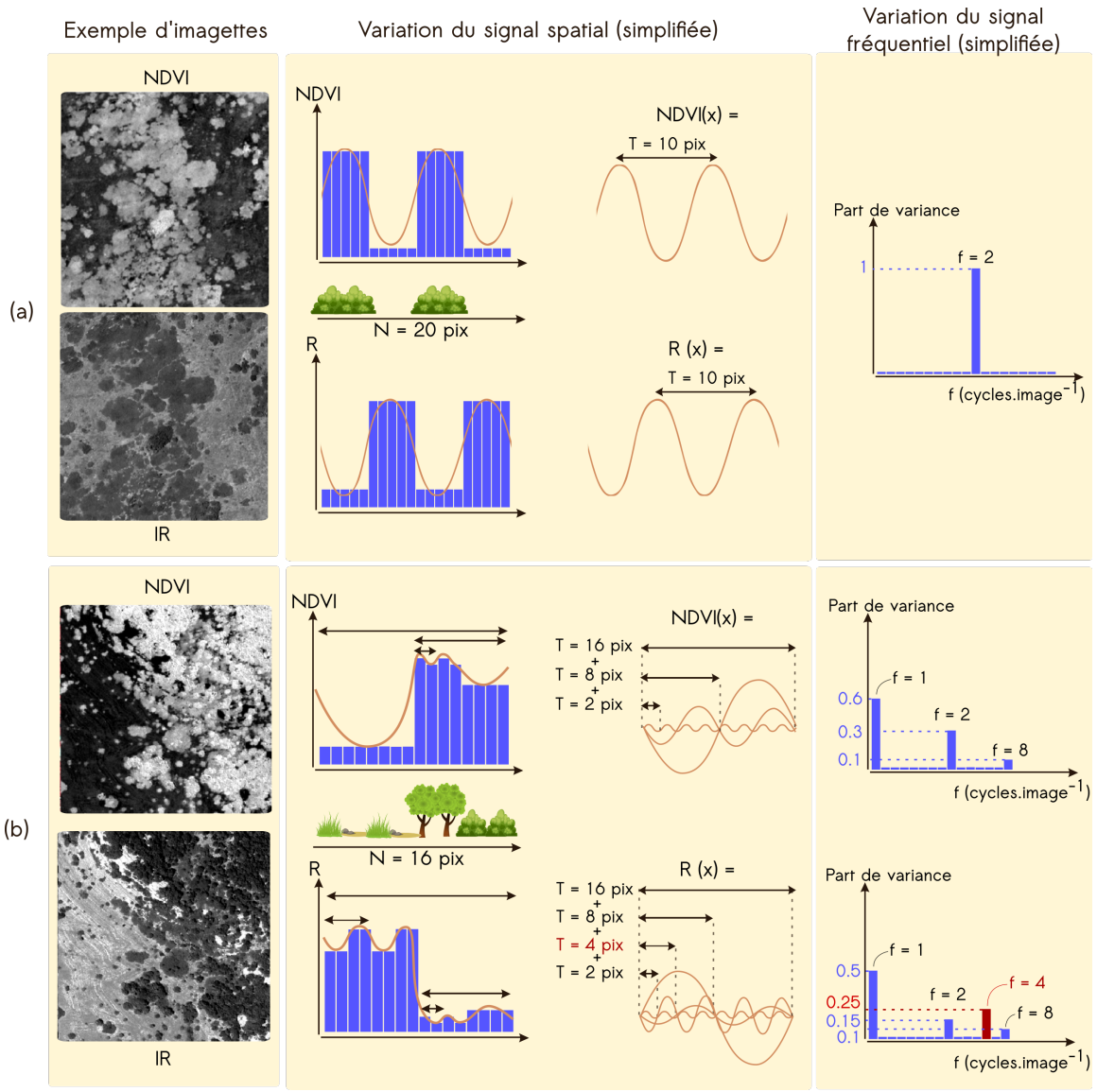


Figure 3.6 Exemple simplifié de l'influence de la radiométrie sur la variation spatiale unidimensionnelle du signal de NDVI et le contenu fréquentiel associé dans le cas (**a**) où deux strates, les buissons et l'herbe, sont présentes et, (**b**) où quatre strates, le sol nu, l'herbe, les buissons et les arbres, sont présentes

2.2 Formalisation mathématique

Sans entrer dans le détail des calculs, les grandes lignes des principes mathématiques et surtout leur interprétation est décrite dans cette partie d'après l'ouvrage de Baccini (2010).

2.2.1 Les données à analyser

On considère les p variables quantitatives X^1, ..., X^j, ...,X^p correspondantes aux variables fréquentielles d'un r-spectrum, observées sur n fenêtres. L'observation de la variable X^j de la fenêtre i sera plus simplement noté X_i^j. L'ensemble des r-spectra peut être formalisé sous forme d'une matrice M de taille (n, p), avec n le nombre de r-spectra.

2.2.2 Le critère à utiliser

L'objectif de l'ACP est de résumer (ou projeter) l'information des données initiales (M) dans un espace de dimension réduit q. Les q PC à définir doivent *maximiser la dispersion* des données initiales. Dans le cadre d'une ACP, la dispersion est mesurée par la *variance*. En passant de la dimension p à la dimension q, de l'information est obligatoirement perdu. L'idée est d'en perdre le moins possible.

2.2.3 Le problème

On cherche les combinaisons linéaires des variables initiales :

$$\begin{aligned} C^1 &= v_1^1 X^1 + ... + v_j^1 X^j + ... + v_p^1 X^p \\ &\vdots \\ C^k &= v_1^k X^1 + ... + v_j^k X^j + ... + v_p^k X^p \\ &\vdots \\ C^p &= v_1^p X^1 + ... + v_j^p X^j + ... + v_p^p X^p \end{aligned} \tag{3.17}$$

telles que :

- C^1 contienne le maximum d'information, c'est-à-dire disperser le plus possible les fenêtres ; on cherche donc les v_{j1} qui maximisent la variance de C^1 ;
- on fait la même chose pour C^2 avec pour contrainte supplémentaire que C^2 doit être décorrélée de C^1 ;

- et ainsi de suite.

Les variables C_k correspondent ainsi composantes principales de l'ACP et les vecteurs Vk des coefficients linéaires v_{jk} correpondant aux "axes" de l'ACP.

2.2.4 Centrer ou réduire les données ?

Les variables sont toujours centrées avant une ACP (pour une variable fréquentielle considérée, on retranche à la valeur de chaque fenêtre la moyenne de cette variable). Cette étape ne modifie pas les résultats de l'analyse mais permet une meilleure manipulation des données car les expressions sont plus simples à écrire. En revanche, la réduction des variables (pour une variable fréquentielle considérée, la valeur de chaque fenêtre est divisée par l'écart type de cette variable) n'est pas systématique. Elle est nécessaire seulement si les données ne sont pas homogènes, c'est-à-dire si elles n'ont pas la même signification, la même unité de mesure ou le même ordre de grandeur. On parle alors d'ACP normée. Dans le cas des r-spectra, on réduit les données pour éviter l'influence excessive des basses fréquences dont la part de variance de l'image est toujours plus importante que les hautes fréquences (Couteron et al., 2006).

2.2.5 La méthode

Les outils mathématiques mobilisés pour obtenir les coefficients v_j^k définissant les composantes principales relèvent de l'algèbre linéaire. Le détail des calculs nécessaires n'est pas présenté ici, seules les propriétés intéressantes pour l'interprétation des résultats sont présentées. Les lect·eur·rices intéressé·e·s peuvent se référer aux ouvrages suivants (Manly and Alberto, 2016; Escofier and Pagès, 2008) pour plus de précision.

a. Obtention des composantes principales

Soit $\tilde{M}$ la matrice M centrée-réduite. Le produit matriciel $K = \frac{1}{n}\tilde{M}^\top.\tilde{M}$ permet d'obtenir la matrice des corrélations linéaires K de taille $p \times p$ des variables initiales X^k.

Soit V^1, ..., V^k, ... et V^p les vecteurs contenant les coefficients linéaires v_j^k permettant d'obtenir les PC C^1, ..., C^k, ... et C^p à partir des variables X^1, ..., X^j, ... et X^p (voir équation (3.17)). V^1 correspond alors au vecteur propre orthonormé de K associé à la plus grande valeur propre λ_1, V^2 au vecteur propre orthonormé de K associé à la deuxième plus grande valeur propre λ_2, etc. Les coefficients linéaires s'obtiennent donc grâce à une diagonalisation la matrice de corrélation K dans le cas d'une ACP normée [3].

[3] Dans le cas d'une ACP non normée, les vecteurs propres sont obtenus à partir de la diagonalisation de la matrice des variances-covariances des variables K^j.

Les valeurs propres λ_k correspondent à la variance des vecteurs propres V^k. Ainsi, $\sum_k \lambda_k = \sum_j var(X^j)$. Dans le cas d'une ACP appliquée à des r-spectra, la plus grande partie de la variance est contenue dans les deux ou trois premières PC (Barbier and Couteron, 2015), elles serviront donc de nouveaux descripteurs du contenu fréquentiel.

De fait, les premières composantes sont des combinaisons linéaires des variables fréquentielles et ne représentent donc plus une contribution d'une fréquence spatiale à la variance d'une image. Il est donc nécessaire d'interpréter la nature de ces nouvelles variables, c'est-à-dire de comprendre leur relation avec le contenu fréquentiel des r-spectra.

b. Corrélations entre les variables fréquentielles et les composantes principales

Une première méthode pour interpréter les composantes principales est d'étudier leurs corrélations avec les variables fréquentielles initiales. Du point de vue vectoriel, la matrice des *loadings* L de taille $(p \times p)$ est définie par $L = V.\sqrt{S}$ avec S la matrice diagonale $p \times p$ des valeurs propres. Dans le cas d'une ACP normée, ils correspondent aux corrélations entre les variables fréquentielles et les PC [4]. Il est possible d'illustrer ces corrélations dans un cercle des corrélations.

La Figure 3.7 illustre un exemple de corrélations entre des variables fréquentielles de r-spectra et les deux premières composantes principales pour une étude dans laquelle la méthode FOTO a été appliquée sur des images aériennes, pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de milieux de savanes (Couteron et al., 2006). Dans cette étude, la première composante peut s'interpréter comme un gradient entre des très hautes fréquences et des très basses fréquences, et la deuxième composante peut s'interpréter comme la dominance de fréquences intermédiaires. Des fenêtres avec un faible score dans la première composante correspondent à des fenêtres avec une plus grande part de variance expliquée par des hautes fréquences que des fenêtres avec un score plus élevé, et inversement.

Le cercle des corrélations permet ainsi d'interpréter les composantes principales en termes de contenu fréquentiel. Il ne permet par contre pas d'interpréter la relation entre le contenu fréquentiel et le type de végétation. Pour ce faire, il est possible d'utiliser la projection des r-spectra dans le plan factoriel constitué des deux premières PC.

[4] Dans le cas d'une ACP non normée, les corrélations sont obtenues par les loadings divisés par l'écart-type des variables X^j.

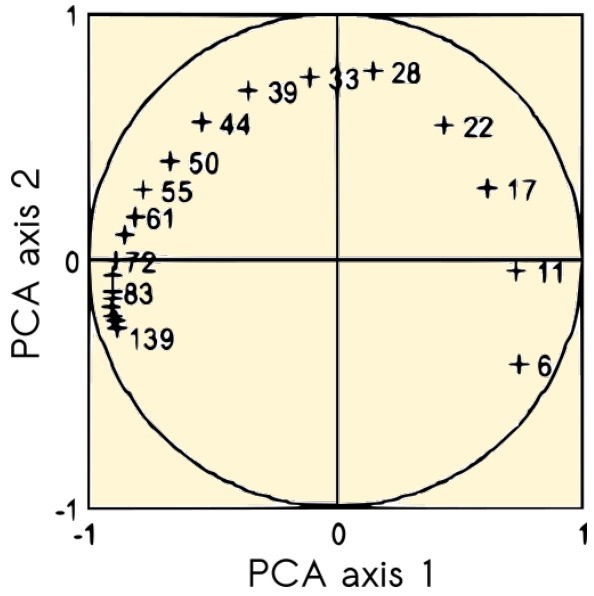


Figure 3.7 Cercle des corrélations entre les variables fréquentielles et les deux premières composantes de la méthode FOTO. Les fréquences sont exprimées ici en cycles.km^{-1}. Adapté de Couteron et al. (2006).

c. Projection des r-spectra dans l'espace factoriel

Afin de déterminer le score de fenêtres pour les deux premières PC, il est possible de projeter les r-spectra dans le plan factoriel correspondant aux deux premières PC. Du point de vue vectoriel, la matrice $C_{n,p}$ des PC correspond à la projection des r-spectra $\tilde{M}_{n,p}$ dans l'espace factoriel tel que : $C = \tilde{M}.V$ avec V la matrice $p \times p$ dont les colonnes correspondent aux vecteurs V^k. Il est alors possible d'afficher les coordonnées de chaque fenêtre dans le plan factoriel constitué par les deux premières composantes. Un exemple de projection de r-spectra de fenêtres issue de l'étude de (Couteron et al., 2006) est présenté dans la Figure 3.8. Dans, cette figure, la position d'une fenêtre dans le plan indique son score dans les deux premières PC, et donc les fréquences spatiales qui la distingue le plus de la majorité des autres fenêtres.

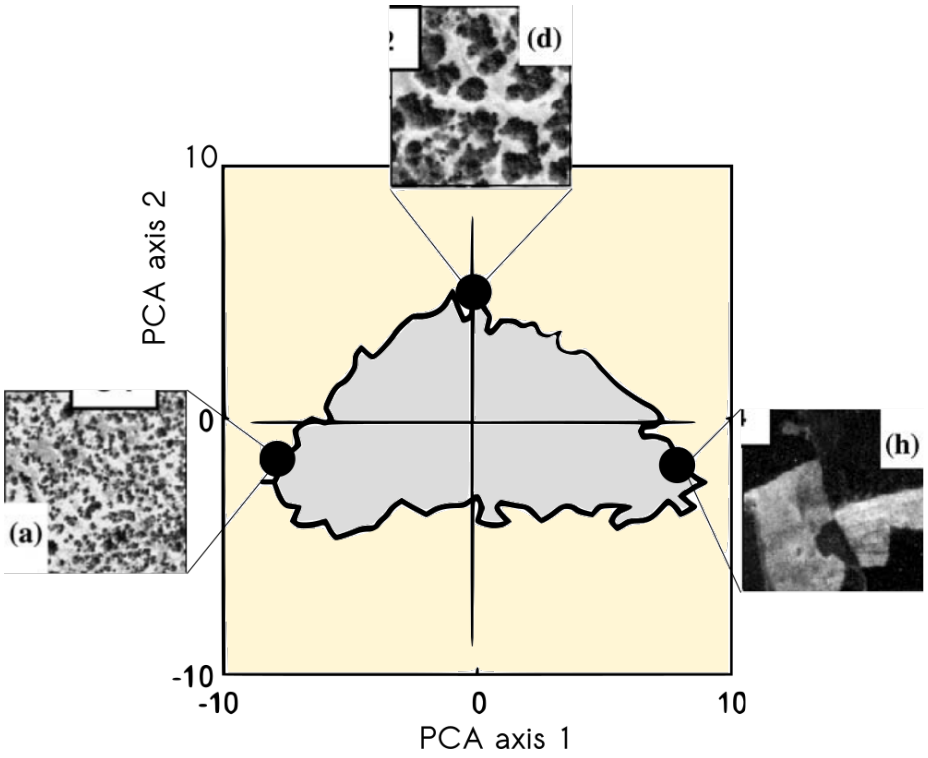


Figure 3.8 Exemple de projection des fenêtres dans le plan factoriel constitué des deux premières composantes principales. Seule l'emprise des points est affichée en gris à cause de leur forte densité. Un exemple de trois fenêtres avec une forte distance à l'origine sont affichées. Adapté de Couteron et al. (2006).

Une manière d'interpréter la signification d'une PC est ainsi d'observer les fenêtres qui sont les plus représentatives d'une PC, c'est-à-dire celles qui contribuent le plus à sa variance (à λ_k donc). La contribution d'une fenêtre e_i à la variance d'une PC C^k peut s'obtenir par :

$$\frac{{C_i^k}^2}{\lambda_k} \tag{3.18}$$

De fait, ce sont donc les fenêtres avec les valeurs les plus extrêmes pour une PC qu'on affichera pour interpréter une PC. Dans l'exemple de la Figure 3.8, la fenêtre la plus à gauche a un très faible score pour la première PC, et se distingue donc de la majorité des fenêtres par une plus grande part de variance expliquée par des hautes fréquences. Dans le cas des milieux de savane, la visualisation de cette fenêtre permet de conclure que les hautes fréquences sont reliées à des zones avec une forte densité de petits buissons. Les fenêtres avec un score élevé dans la deuxième PC correspondent quant à elles à des zones avec des arbres éparses, et les scores élevés dans la PC2 à des zones de culture qui se distinguent une plus grande variance expliquée par des basses fréquences. Cette interprétation succincte vise à montrer comment des fenêtres avec des scores extrêmes peuvent être utilisée pour interpréter les PC en fonction de la structure de la végétation. Une interprétation complète est disponible dans (Couteron et al., 2006).

Dans la majorité des cas, les fenêtres contribuant fortement à la variance d'une PC sont bien représentées par celle-ci, c'est-à-dire que la projection du contenu fréquentiel dans une PC résume bien l'information fréquentielle totale des fenêtres. Cependant, il est possible qu'il y ait des fenêtres avec une signature fréquentielle très différente de la majorité des fenêtres. Le contenu "atypique" de ces fenêtres particulières peut se traduire par une forte contribution à la variance alors qu'elle a une mauvaise qualité de représentation. Il est donc nécessaire de vérifier que la qualité de représentation des fenêtres avant de les utiliser pour interpréter des composantes. La qualité de représentation d'une fenêtre e_i pour la PC C_k peut s'obtenir par :

$$qlt_k(e_i) = \frac{c_{ik}^2}{\sum_k c_{ik}^2} \tag{3.19}$$

d. En résumé

Les composantes principales issues de la méthode FOTO sont des combinaisons linéaires des variables fréquentielles des r-spectra M. Ces combinaisons linéaires correspondent aux vecteurs propres orthonormés V de la matrice de corrélation K avec $K = \frac{1}{n}\tilde{M}^\top.\tilde{M}$. Les composantes principales peuvent être interprétées d'un point de vue fréquentiel grâce au cercle des corrélations qui s'obtient par le calcul des loadings L avec $L = V.\sqrt{S}$. Le score des fenêtres dans le plan factoriel C peut être calculé par $C = \tilde{M}.V$. Les fenêtres avec un score important peuvent être utilisées pour interpréter les PC en fonction de la structure de la végétation. Il est cependant nécessaire de vérifier au préalable que ces fenêtres aient une bonne qualité de représentation qui peut s'obtenir par $qlt_k(e_i) = c_{ik}^2 / \sum_k c_{ik}^2$ (équation (3.19)).

Nous avons vu également que la résolution spatiale et l'information radiométrique de l'image à partir de laquelle sont calculées les r-spectra sont susceptibles d'influencer ses valeurs. *A fortiori*, ces paramètres sont donc susceptibles d'influencer les corrélations entre les variables fréquentielles et les composantes principales ainsi que le score des fenêtres dans les premières PC.

3 Objectifs et hypothèse de travail

L'objectif général de la thèse est de développer des indices qui caractérisent l'hétérogénéité spatiale des milieux méditerranéens. Nous avons vu dans le Chapitre 2 que ces indices doivent idéalement respecter les critères suivants :

1. ils constituent des indicateurs de l'hétérogénéité des milieux méditerranéens à un niveau suffisamment détaillé pour caractériser l'hétérogénéité de quatre strates ;

2. ils respectent un principe de parcimonie : ils ne sont pas redondants et le moins nombreux possible ;

3. leur production est standardisée : c'est-à-dire qu'elle requiert un minimum de paramétrisation et qu'elle est la plus automatique possible.

La méthode FOTO semble particulièrement intéressante car elle permet la production non-supervisée (critère n°3) de deux ou trois composantes principales non corrélées (critère n°2) qui peuvent être interprétés comme des gradients de rugosités. Si le lien entre ces indices de texture et la structure de la végétation a été étudié pour des milieux de savane (Couteron et al., 2006) ou dans contexte forestier (Couteron et al., 2005; Proisy et al., 2007; Ploton et al., 2017; Shili Meng et al., 2014), ce lien n'a cependant jamais été étudié dans un contexte méditerranéen (critère n°1). **Ainsi le premier objectif de cette thèse est de tester le potentiel des indices de texture issus de la méthode FOTO pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de quatre strates verticales** qui sont : le sol nu, l'herbe, les ligneux bas et les ligneux hauts. Les questions des recherches associées à cet objectif sont :

- Les indices de texture issus de la méthode FOTO permettent-ils de caractériser l'hétérogénéité de la végétation méditerranéene ?
- Existe-t-il une complémentarité entre ces indices et un indice radiométrique ?

Ces questions de recherche seront abordée dans le chapitre 4 où la méthode FOTO sera appliquée sur une image NDVI calculée à partir d'images aériennes issus de la BD ORTHO de l'IGN avec une résolution spatiale de 0.5 m, et testée sur une zone restreinte de 3 km par 3 km ne contenant que des zones naturelles.

Le deuxième objectif de la thèse est de tester la sensibilité de l'approche développée dans le chapitre 4 à des facteurs techniques et environnementaux, afin de s'assurer de sa réplicabilité pour favoriser son utilisation dans un contexte opérationnel de suivi des milieux méditerranéens. Les questions des recherches associées à cet objectif sont :

1. Quelle est l'influence de la nature des systèmes analysés sur la caractérisation de l'hétérogénéité ?
2. Quelle est l'influence du type de capteur sur la caractérisation de l'hétérogénéité ? Cette question peut se décomposer en deux sous-questions de recherche :
   (a) Quelle est l'influence de la résolution spatiale sur la caractérisation de l'hétérogénéité ?
   (b) Quelle est l'influence de la radiométrie sur la caractérisation de l'hétérogénéité ?

La première question de recherche sera abordée dans le chapitre 5 dans lequel on cherchera à déterminer si les gradients de texture obtenus avec la méthode FOTO varient avec la nature des systèmes analysés. On cherchera plus précisément à évaluer si les gradients de texture obtenus sur une zone restreinte d'un milieu naturel sont stables lorsque l'emprise de la zone analysée est agrandie. Cet agrandissement implique en effet une potentielle diversification des types de surface, avec en particulier l'introduction de surfaces anthropisées.

La deuxième question de recherche sera abordé dans le chapitre 6. Dans ce chapitre, la méthode FOTO est appliquée sur quatre images : (1) la bande NDVI de la BD ORTHO (0.5 m de résolution), (2) la bande NDVI du satellite Pléiades (2 m de résolution), (3) la bande panchromatique du satellite Pléiades (0.5 m) et (4) le NDVI issue de la fusion de l'image multispectrale et de la bande panchromatique du satellite Pléiades (0.5 m). On cherchera donc à comprendre comment la résolution spatiale et la radiométrie influencent la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale.

Enfin, nous avons souligné dans le chapitre précédent que la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale n'est pas une finalité mais qu'elle vise à comprendre des processus ou des patrons écologiques. Dans le cas des milieux méditerranéens, certaines espèces d'oiseaux sont sensibles à l'hétérogénéité spatiale des milieux et sont menacés par la fermeture des milieux. **Le troisième objectif de cette thèse est ainsi de valider la pertinence écologique des indices développés en étudiant leur capacité prédictive et explicative de la répartition spatiale de quatre espèces d'oiseaux menacés par la fermeture des milieux** : l'Alouette lulu, la Fauvette pitchou, le Bruant ortolan et le Pipit rousseline. Les questions de recherches associées sont :

1. Les indices de textures et de végétation développés précédemment peuvent-ils expliquer la distribution spatiale d'espèces d'oiseaux sensibles à l'hétérogénéité de la végétation ?

2. Les performances prédictives et explicatives de ces indices sont-elles supérieures à celles d'indices communément utilisés dans la littérature ?

Ces questions de recherche seront abordées dans le chapitre 7 où la relation entre les indices d'hétérogénéité spatiale développés dans les chapitres précédents avec des données de présence/absence sera étudiée à partir de modèles additifs généralisés (Generalized Additive Model, GAM).

PARTIE II

Résultats

CHAPITRE 4

Monitoring and Characterizing Heterogeneous Mediterranean Landscapes with Continuous Textural Indices Based on VHSR Imagery

En résumé :

- l'objectif de chapitre est de tester la capacité d'indices de texture issus de la FOTO à caractériser la structure spatiale de quatre strates verticales : le sol nu, l'herbe, les ligneux bas et les ligneux hauts ;
- la méthode FOTO est appliquée sur la bande NDVI de la BD ORTHO de 2012, sur une zone restreinte de 3 km $\times$ 3 km et produit deux indices de texture ;
- la zone d'étude restreinte contient presque exclusivement des milieux naturels, l'influence des zones anthropisées n'est donc pas abordée ici mais dans le chapitre 5 ;
- des métriques paysagères sont calculées à partir d'une carte des strates de végétation produite à partir de la BD ORTHO ;
- la relation entre les indices de textures et les métriques de paysagères est étudiée grâce des modèles de regressions ;
- le premier indice de texture est relié à la *fragmentation* des strates de végétation et le deuxième indice est liée à la dominance des ligneux hauts ;
- les deux indices de texture combinés avec l'information du NDVI renseignent sur la composition et l'organisation de quatre strates.

Authors: Marc Lang[1], Samuel Alleaume[1], Sandra Luque[1], Nicolas Baghdadi[1] and Jean-Baptiste Féret[1].

[1]TETIS, AgroParisTech, CIRAD, CNRS, IRSTEA, Univ Montpellier, 34000 Montpellier, France.

Paper status: Published in *Remote Sensing* the 2 June 2018

Abstract: Remote sensing tools (RS) can contribute to a better understanding of the diversity of natural and semi-naturals habitats, their spatial distribution, and their conservation status. RS can also provide a generic set of derived indicators to support local to regional habitat monitoring. Here we propose a set of synthetic continuous textural indices computed from high spatial resolution airborne images for the characterization of vegetation structure in very heterogeneous landscape mosaics. These indices are based on Fourier-based textural ordination (FOTO) of very-high-resolution images. We investigate the relationship between textural indices and a set of common landscape metrics derived from vegetation maps, identifying four strata of interest: bare soil, herbs, low ligneous, and high ligneous. We identify two continuous textural indices, the first one being related to vegetation strata fragmentation and the second being related to the dominance of high ligneous. The combination of these two textural indices with the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) provides a synoptic and accurate overview of the spatial organization of the different vegetation strata. The methodological approach presented herein has a generic value in response to national conservation targets in the context of mapping relevant habitat indicators.

Keywords: habitat monitoring; landscape structure; FOTO; texture indices; landscape metrics; high-resolution airborne optical image

Résumé: La télédétection peut contribuer à une meilleure compréhension de la diversité des habitats naturels et semi-naturels, de leur distribution spatiale ainsi que de leur état de conservation. La télédétection peut aussi fournir des indicateurs pertinents contribuant au suivi des habitats à une échelle locale et régionale. Cette étude propose un jeu d'indicateurs synthétiques permettant la caractérisation de la structure de la végétation dans des mosaïques de paysage très hétérogènes. Ces indicateurs sont basés sur des indices de texture calculés à partir de la méthode Fourier-based textural ordination (FOTO) appliqué à des images à très haute résolution spatiale. Un jeu de métriques paysagères communément utilisées est caculé à partir d'une carte de végétation réprésentant quatre strates d'intérêt : le sol nu, les herbacées, les ligneux bas et les ligneux hauts. La relation entre ces métriques paysagères et les indices de texture proposés est analysée. Deux indices de textures ont été identifiés : un premier relié à la fragmentation des strates et un second lié à la dominance des ligneux hauts. La combinaison de ces deux indices avec l'indice de végétation Normalized Difference Index (NDVI) fournit un aperçu d'ensemble et précis de l'organisation spatiale des différentes strates de végétation. Le cadre méthodologique présenté

dans cette étude s'inscrit dans un contexte plus large de conservation des habitats naturels à échelle nationale et revêt un intérêt général pour la cartographie d'indicateurs pertinents pour le suivi de ces habitats.

Mot-clefs: suivi des habitats; structure du paysage; FOTO; indices de texture, métriques paysagères; images optiques aéroportées à très haute résolution spatiale

---

1 Introduction

Mediterranean regions host a wide diversity of habitats and ecosystems, characterized by a large amount of rare and endemic species, despite their restricted spatial extent (Cowling et al., 1996; Medail and Quezel, 1997; Greuter, 1994; Myers et al., 2000; Blondel and Aronson, 1999). Specifically, the Mediterranean Basin hosts about 25,000 plant species representing 10% of the world's total floristic richness concentrated on only 1% of the world's surface (Greuter, 1991). Additionally, a high level of narrow endemism is a major feature of this species richness (Thompson, 2005b). Endemism and richness result in very heterogeneous landscapes, and the understanding of the spatial patterns of plant distribution is crucial to give better insights into past and current processes shaping biodiversity (Quezel, 1999). Mediterranean landscapes are currently facing a major crisis due to climate change, combined with a series of direct anthropic factors leading either to changes in traditional management practices such as pasture and logging or to changes in land use driven by urban sprawl (Debussche et al., 1999). The rate of open landscapes such as grasslands or open shrublands is decreasing as a direct consequence of these factors, resulting in a loss of biodiversity (Sirami et al., 2010) and increasing risks of fire propagation (Lloret et al., 2002).

In light of the increasing pressures affecting this unique and complex landscape mosaic, the development of operational monitoring systems providing information on ecosystem changes is critical to support the implementation of international policies towards efficient conservation planning (Vihervaara et al., 2017). Such monitoring systems aim at linking ecological processes to environmental and anthropogenic factors, requiring repetitive and spatially explicit acquisitions performed over large extent. Remote sensing appears as a particularly appropriate technical solution to provide information supporting requirements for monitoring systems oriented to biodiversity conservation (Nagendra et al., 2013). The European Union Member States identified very high spatial resolution (VHSR) Earth observation data as an appropriate technique to contribute to the production of indicators on habitat structure and meet the requirements of the Habitats Directive (Borre et al., 2011). Monitoring the spatial and temporal dynamics associated with the degree of openness of Mediterranean ecosystems is key to analyzing and better understanding ecological processes. Herein, information is needed on the spatial distribution of vertical vegetation strata (e.g., herbaceous, shrub, or tree layer) from fine scale (identification of individual trees) to broader

scale (landscape analysis). This level of detail can only be achieved with VHSR images with metric to sub-metric spatial resolution.

The description of habitat structure usually follows two steps: i) the identification of different vegetation strata of interest leading to categorical maps, and ii) the computation of various landscape metrics aiming at summarizing the information provided by these categorical maps at various spatial scales. Categorical maps of the vegetation strata derived from remotely sensed data can be obtained either from photo-interpretation and manual delineation, or from automatic classification.

The discrimination between soil and vegetation is technically straightforward when visible and near-infrared information is available (Tucker, 1979), and the potential of VHSR imagery to map shrubs has also been demonstrated in various studies using either pixel-based image analysis (PBIA) or object-based image analysis (OBIA). The estimation of the fraction cover of shrubs and bare soil strata can be performed with PBIA with a simple thresholding on panchromatic gray level values (Whiteman and Brown, 1998) or with supervised algorithms based on multi-spectral imagery (Hamada et al., 2011). OBIA involves preliminary segmentation of the image followed by a classification, and led to improved delineation of vegetation strata (Laliberte et al., 2004; McGlynn and Okin, 2006), especially for sub-metric spatial resolution (Hamada et al., 2013).

Despite the existing methodological solutions for the identification of vegetation strata, the differentiation between shrubs and trees remains a major challenge, in particular when these vegetation strata are highly mixed, and even more complex when limited spectral information leads to confusion of herbs and grasslands (Rokitnicki-Wojcik et al., 2011; Dillabaugh and King, 2008). Promising results have been found on the characterization of heterogeneous habitat structures by combining LIDAR and optical data (e.g., (Waser et al., 2008; Hellesen and Matikainen, 2013; Estornell et al., 2011)). Nevertheless, we must highlight that such a combination of sensors is technically, logistically, and financially too demanding to be considered as an operational approach for monitoring purposes.

Once identified, the spatial distribution of vegetation strata can be used to compute higher-level landscape metrics and summarize spatial information. A variety of landscape metrics exists, providing complementary information about the spatial heterogeneity and organization of landscape patterns: shape, aggregation, and connectivity (McGarigal et al., 2012; Turner and Gardner, 2015). The conceptual straightforwardness and intuitive appeal of these metrics contribute to their widespread use (Turner and Gardner, 2015): they provide synoptic information which can then be directly related to natural habitat fragmentation (McGlynn and Okin, 2006) and can also be used as input and combined with other observations for higher level ecological applications such as identification of habit preference of endangered bird species (Hamada et al., 2011).

One limitation of structure indicators based on the classification paradigm is that both choice of the classification scheme and the associated error can dramatically impact the resulting metrics,

even for classification error rates considered as low as in the standards of remote sensing analysis (Turner and Gardner, 2015; Langford et al., 2006; Li and Wu, 2004). This variability inherent to the computation of these metrics sometimes results in misleading scientific conclusions (Shao and Wu, 2008). Therefore, continuous models have been increasingly proposed as an alternative approach to the discrete patch framework (Lausch et al., 2015). The aim of these continuous models is to provide a more accurate representation of the habitat heterogeneity, in particular for landscapes for which patch delineation is technically or conceptually too challenging. The main advantage of continuous approaches over the discrete patch framework is that they are not impacted by classification errors because they are based on spatial statistics of pixel values (i.e., textural information) as the indicator of habitat structure, and are not based on patchy structure representation or the presence of boundaries. McGarigal et al. (McGarigal et al., 2009) showed that indices derived from each approach provide complementary information about landscape structure and concluded that there is a need to further test the relevance of continuous models for ecological applications. Numerous textural indices such as Haralick indices (Ruiz et al., 2004), Gabor filters (Ruiz et al., 2004), or wavelet decomposition (Fdez-Sarria et al., 2005) proved to be useful for the identification of several classes of tree and shrub density, but their proper use requires careful parameterization. Direct measurement of autocorrelation also showed strong potential as an indicator of disturbance caused by grazing, fire, or shrub encroachment (Pearson, 2002; Hudak and Wessman, 1998).

Among this variety of methods taking advantage of textural information, the Fourier-based textural ordination (FOTO) developed by Couteron et al. (Couteron et al., 2006) shows particularly desirable advantages for the characterization of structural heterogeneity across landscapes. The method produces one or multiple textural continuous gradients with no a priori hypothesis about the underlying structure of the image, and only requires the selection of the size of the elementary spatial unit as parameterization. The method also proved its ability to characterize subtle variations in landscape structure with one or two indices (Couteron et al., 2006).

The identification of gradients derived from continuous models applied on VHSR data shows strong potential for the production of metrics related to habitat structure. However, such models are seldom used for habitat monitoring because of their limitation in the interpretation and implementation of continuous data products (Turner and Gardner, 2015). This study provides insights on the interpretation of continuous models in terms of spatial structures of heterogeneous vegetation. Discrete and continuous approaches were applied to VHSR imagery acquired over a Mediterranean landscape characterized by a heterogeneous structure. The FOTO method was applied to derive continuous gradients, and a selection of landscape metrics was computed from categorical maps differentiating bare soil (BS) from herbaceous vegetation (H), low ligneous (LL), and high ligneous (HL). Then we compared the information provided by each method, using a machine learning regression model to retrieve landscape metrics from two textural indices computed with FOTO. By this comparison, our aim was to understand the ability of FOTO to summarize information from multiple landscape metrics relevant for the characterization of habitat structure heterogeneity, while preventing drawbacks inherent to categorical maps. The methodology

and the results are discussed, as well as the potential of this framework to support continuous approaches as a surrogate of landscape structure metrics to provide insights towards habitat conservation monitoring.

2 Methods

The general workflow of this study was built around the comparison of discrete and continuous approaches (Figure 4.1). First, the spatial distribution of the four strata of interest (BS, H, LL, and HL) was identified from very-high-resolution coloured infrared (CIR) airborne images based on radiometric differences among strata in the visible and near infrared domains (Tucker, 1979) (Figure 4.1, step 1 and 2). We considered the four strata as pure and mutually exclusive. Next, we computed landscape structure metrics for individual vegetation strata and for grouped strata corresponding to ground strata (BS + H) and ligneous strata (LL + HL) considering homogeneous spatial units across the landscape (Figure 4.1, step 3). Then, we computed textural information from the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) layer of the CIR image (see Figure 4.1, steps 4-6). The textural information was obtained with the FOTO method, which is fully detailed bellow (Section 2.5). Finally, we tested the performances of the textural information as predictor variables for the estimation of landscape structure metrics when used with machine learning regression (Figure 4.1, step 7). Couteron et al. (Couteron et al., 2006) highlighted that textural attributes lead to poor discrimination ability between landscapes with opposite structural patterns, such as patches of bare soil and herbaceous vegetation included in a matrix of dense ligneous vegetation vs. patches of dense ligneous vegetation included in a matrix of bare soil and herbaceous vegetation. It is thus suggested that the combination of textural attributes with radiometric information may improve the discrimination in this situation (Couteron et al., 2006). Therefore, here we considered the synergy between these two types of information by comparing the performance of models aiming at estimating landscape structure metrics when trained with textural and radiometric information separated or combined (Section 2.5.3).

2.1 Study Area

Mediterranean ecosystems are characterized by a complex landscape of heterogeneous mosaics. This heterogeneity is key to their exceptional level of biodiversity (Blondel and Aronson, 1999) and results from long-term co-evolution of human activities associated with heterogeneous semi-open habitats (Blondel, 2006). However, the structure of these natural habitats is currently shifting due to changes in traditional management practices, as mentioned previously. Among the many Mediterranean open habitats, the pseudo-steppe with grasses and annuals of the Thero-Brachypodietea (Bensettiti et al., 2012) is threatened by the progressive encroachment of woody vegetation through natural successions due to the abandonment of grazing activities, and is also listed as a habitat of community interest by the European Council Directive 92/43/EEC, which aims

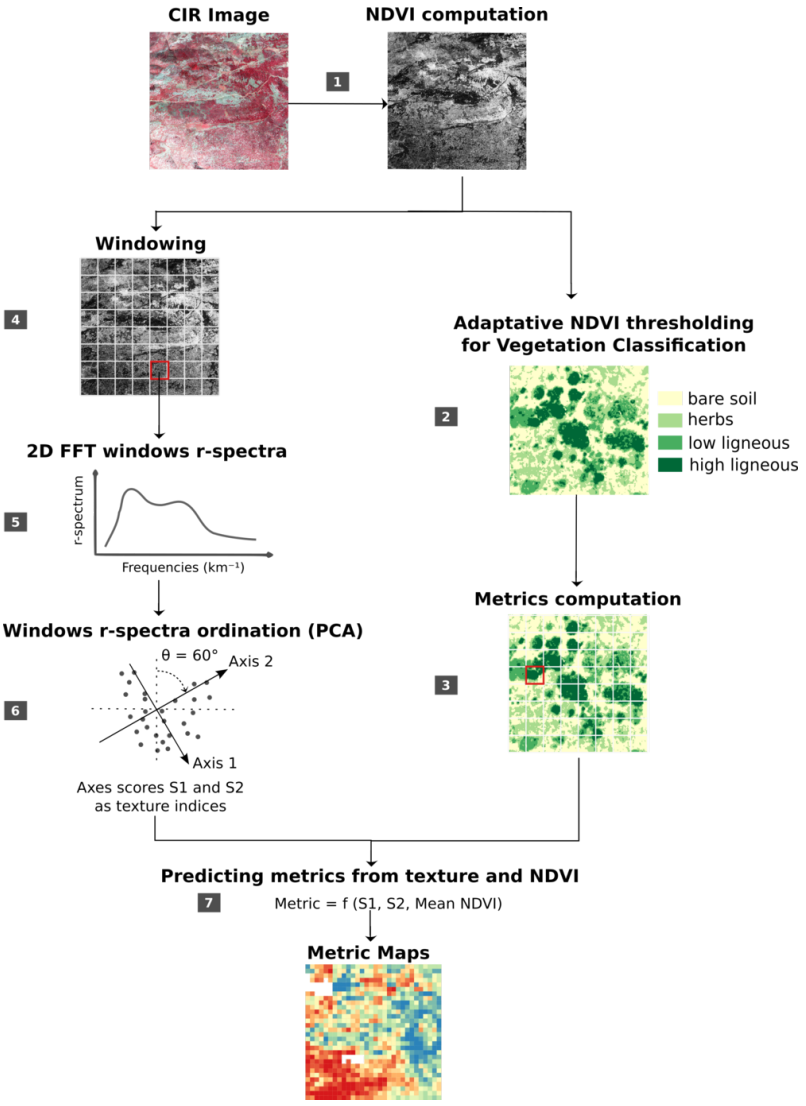


Figure 4.1 General workflow of steps to compare Fourier-based textural ordination (FOTO) indices to landscape metrics. CIR: coloured infrared; FFT: fast Fourier transform; PCA: principal component analysis.; NDVI : Normalized Difference Vegetation Index

to promote the maintenance of biodiversity. We focused on the site the *Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas*, which is located in France, 30 km West of Montpellier (43°34′N, 3°36′N) (see Figure 4.2a). It is part of the European Natura 2000 ecological network for natural habitat conservation, and it was selected for our study because it contains numerous habitats of high interest organized in landscape mosaics, including pseudo-steppe with grasses and annuals of the Thero-Brachypodietea.

Our study site was a section of 3 km × 3 km (see Figure 4.2b) within *Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas*. The area was carefully chosen to be representative of the diversity of vegetation types present on the whole site in order to test the generalizability of our approach. It is characterized by heterogeneous structure types, with a continuous openness gradient ranging from open pastures (e.g., *Brachypodium retusum* mixed with *Thymus vulgaris*) to degraded pastures with variable colonization rates of shrubs (*Quercus coccifera*, *Juniperus oxycedrus*, or *Genista scorpius*). There is a dynamic process of landscape closure by shrubs or forest (e.g., *Quercus ilex* and *Quercus pubescens*) (Figure 4.2c). The climate of this study site is characterized by hot dry summer with heavy rain events and a cold wet winter. Elevation is between 100 m and 349 m.

2.2 CIR Aerial Images

We used aerial images available through the BD ORTHO® IRC, a French CIR airborne image database. This image database, made available by the National Institute of Geographical and Forestry Information (IGN), is updated every three years and includes VHSR images (0.5-m spatial resolution) acquired over three spectral broad-bands with a radiometric resolution of 8 bits. These spectral bands correspond to the near-infrared, red, and green domains. It is a valuable source of information for vegetation structure at a fine scale over large areas at a reasonable cost (Thenkabail, 2015; Sirami et al., 2010). The image dataset used in the study was acquired on the 23th and 26th of June 2012, respectively, between 1 and 2 p.m. and between 11 a.m. and 12 p.m., when the area of trees' shadows was minimal. Vegetation seasonality is key to discrimination among strata: the photosynthetic activity of both herbaceous and ligneous strata in early vegetative season (spring) may reduce the ability of remote sensing to discriminate among these strata, while herbaceous vegetation dries first during early spring. Therefore, the period of image acquisition has a strong potential influence on the applications considered in this study. The data available for our study did not allow us to test the influence of seasonality, but the time of acquisition of our image dataset should reduce the risk of confusion between herbaceous and ligneous strata. Images are provided in 1 km^2 square tiles downloadable in GeoTiff format, in Lambert-93 projection.

2.3 Identification of the Vegetation Strata

The distinction between the four vegetation strata was based on NDVI thresholding . NDVI is mainly used as an indicator of vegetation photosynthetic activity and vegetation density. There-

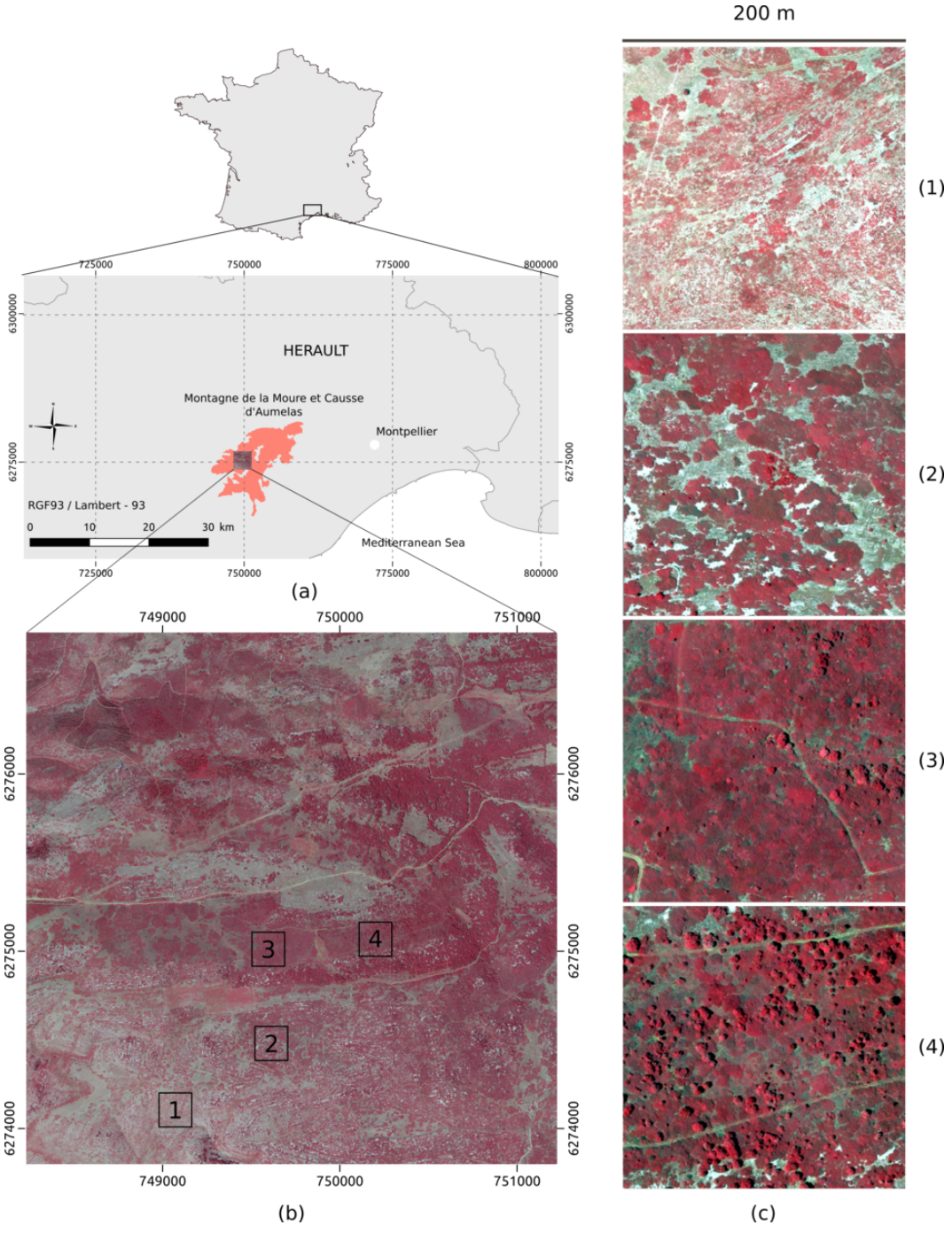


Figure 4.2 Study area: (**a**) general location of the Natura 2000 protected area; (**b**) the study area; (**c**) example of vegetation organization in mosaic with (1) degraded dry grassland at early stage of colonization by low ligneous, (2) low ligneous aggregated mixed with herbs, (3) low ligneous with few trees, and (4) low ligneous with dense trees.

fore, the choice of using it for the differentiation between BS and vegetated surfaces appeared particularly appropriate. Visual analysis of the NDVI images also highlighted that NDVI was relevant for the discrimination among vegetation strata, with NDVI values increasing with vegetation density, from H to LL to HL. However, the optimal threshold value allowing differentiating among strata varied substantially depending on the location on the site, leading to poor discrimination at the site scale when defining a unique threshold value to discriminate between pairs of strata.

We developed a graphical user interface in order to assist operators in the definition of the optimal local thresholds among strata based on visual interpretation. First, the image was split into 6.25 ha square windows. Then, thresholds between pairs of classes were defined sequentially—first between BS and H, then between H and LL, and finally between LL and HL. The presence of shadows may increase confusion when using NDVI as a criterion to discriminate among vegetation strata. We did not exclude shadows in our study, but image data was acquired around noon, in order to minimize these shadows. A 3×3 majority filter was finally applied on the vegetation map prior to computation in order to remove the salt and pepper effect, considered here as an artefact of the classification process. We validated the resulting strata maps based on the identification of a set of regions by an independent operator. For each spatial unit and each stratum (if present), a set of regions with minimum surface of 2.5 m^2 (i.e., 10 image pixels) with unambiguous identification was digitized after photo-interpretation and compared with the strata obtained from NDVI thresholding. In total, 524 regions representing 25,497 pixels (see Table 4.1) were identified. The accuracies of the global thresholding and the local thresholding methods were assessed using kappa coefficient, overall accuracy (OA), user accuracy (UA), and producer accuracy (PA) for each vegetation stratum.

Table 4.1 Number of samples per vegetation strata digitized for assessment of the vegetation map validation. BS: bare soil; H: herbaceous vegetation; HL: high ligneous; LL: low ligneous.

Vegetation Strata	Number of Polygon Samples	Number of Pixels	Mean Number of Pixels per Polygon Sample
BS	132	4117	31
H	126	6170	49
LL	139	5576	40
HL	127	9634	76

2.4 Metrics Computation

Various landscape metrics were computed with FRAGSTATS 4.2.1. software. The metrics were computed with a specific window size N for each stratum or combination of stratum (BS + H and LL + HL) individually and for all strata considered together (called "landscape level" in FRAGSTATS). FRAGSTATS enables the computation of a large number of metrics for categorical landscape patterns. These metrics are grouped according to landscape pattern features. This study focused

on three main groups, corresponding to area, shape, and aggregation metrics (McGarigal et al., 2012). Some of these metrics show strong collinearity, in particular metrics from the same class (Gustafson, 1998; Hargis et al., 1998). In order to minimize redundancy and computational cost, a correlation analysis was performed to select a limited set of uncorrelated metrics from each group of metrics. The final selection resulted in one area metric, three shape metrics, and five aggregation metrics. Area metrics are related to the proportion of a stratum in the landscape with no information on its spatial distribution. Shape and aggregation metrics are related to landscape configuration; the former in terms of the complexity of patch shape, and the latter in terms of spatial aggregation of the same patch type. Table 4.2 lists all the selected indices of landscape patterns. The landscape metrics were computed with the vegetation classes delineated applying the eight neighbours rule. Each window was analyzed separately, and the window boundaries were not counted as edges.

Table 4.2 List of metrics used in the study.

Group	Acronym	Metric Name	Description
Area			
	PLAND	Percentage of Landscape	Percentage of area occupied by a certain land cover class
Shape			
	PAFRAC	Perimeter-Area Fractal Dimension	Patch shape complexity measure from 1 for shapes with simple perimeters to 2 for complex shapes
	SHAPE_MN	Shape Index Mean	Mean of patch shape irregularity. From 1 for square patches, increasing without limit with irregularity
	SHAPE_AM	Shape Index Area-Weighted Mean	Area-weighted mean of patch shape irregularity
Aggregation			
	SPLIT	Splitting Index	Equal to the number of patches of a landscape divided into equal sizes, keeping landscape division constant
	IJI	Interspersion Juxtaposition Index	Measure of evenness of patch adjacencies, equals 100 for even and approaches 0 for uneven adjacencies
	AI	Aggregation Index	Measure of aggregation of a class: the percentage of neighbouring pixels being the same land cover class based on single-count method
	LSI	Landscape Shape Index	Ratio of the total edge to the minimum total edge
	COHESION	Patch Cohesion Index	Measure of the physical connectedness of the focal land cover class

2.5 Coarseness Gradient Computation

The textural gradients were generated with the FOTO method. FOTO combines two-dimensional Fourier transform and principal component analysis (PCA) techniques in order to ordinate image subsets according to their frequency content along a coarseness gradient (Couteron et al., 2006). First, a spatial sampling matching with the spatial sampling used to compute landscape metrics was performed, leading to elementary spatial units (or windows) of size N (Figure 4.1, step 4). Next, a Fourier transform was applied on each window and a radial spectrum (r-spectrum) was computed (Figure 4.1, step 5). Then, a PCA was performed and scores on the first prominent axes were used as textural indices after a loading rotation (Figure 4.1, step 6). In this study, the FOTO method was performed using the Matlab package used by Proisy et al. (Proisy et al., 2007).

2.5.1 2D Fast Fourier Transform and R-Spectra

Only broad outlines of the spectral analysis based on Fourier transform are provided here since many references describing the procedure are already available (e.g., (Couteron et al., 2006; Proisy et al., 2007; Couteron, 2002; Mugglestone and Renshaw, 1998)). First, the NDVI image was windowed into square windows of homogeneous size (Figure 4.1, step 4). Three percent of the study area corresponding to vineyard or tree plantations was masked, as they produce a very specific periodic pattern and bias the analysis. Then, a fast Fourier transform (FFT) was computed for each window of the original image. FFT aims at expressing the variance of an image as a weighted sum of cosine and sine waveforms of varying travelling direction and spatial frequency (Couteron et al., 2006). Following FFT, a periodogram I was computed for each window and defined by individual elements $I_{r\theta}$ corresponding to the portion of variance in NDVI explained by a given wavenumber r and travelling in direction θ (Mugglestone and Renshaw, 1998). The wavenumber is defined as the number of times a waveform signal is repeated in the window travelling direction θ (Couteron et al., 2006). For each spatial frequency, an azimuthally averaged radial spectrum (r-spectrum) $I(r)$ was produced by averaging values on all travelling directions (Figure 4.1, step 5).

FOTO provides a convenient way to quantify coarseness-related properties with no prior directional assumption by studying the decomposition of variance among spatial frequencies, and proved to be useful for analyzing landscape patterns (Couteron et al., 2006). We expressed wavenumber as spatial frequencies f in cycles per kilometer.

2.5.2 Textural Ordination

A table compiling the r-spectra was produced, each row corresponding to the r-spectrum of a given window, and each column corresponding to a spatial frequency. Then, a PCA was applied to this table (Manly and Alberto, 2016). The table was standardized prior to PCA in order to avoid excessive influence of low spatial frequencies (Couteron et al., 2006). The main axes resulting

from the PCA could be linked to the texture, and the first two are usually related to the following orthogonal coarseness gradients in the literature (Couteron et al., 2006; Proisy et al., 2007): the first axis usually corresponds to a coarseness gradient that evidences the contrast between coarse texture and fine/very fine texture, and the second axis to another coarseness gradient evidencing the contrast between intermediate–coarse texture and very coarse or very fine texture. Fine and very fine textures are generally linked to densely forested areas due to canopy grain, and the first gradient described previously is particularly useful when linking textural metrics with canopy structure of Amazonian forests (Barbier et al., 2010) or development stages in dynamic mangroves (Proisy et al., 2007). However, when studying the semi-open landscapes, the forest can be considered as secondary compared to intermediate–coarse or fine texture linked to patterns made by patches of dense ligneous vegetation included in a matrix of bare soil and herbaceous vegetation. In that respect, the first gradient was not the most relevant in the context of this study. Therefore, in order to simplify the interpretability of our results, we performed an orthogonal rotation aiming at defining a new first axis, evidencing the contrast between very coarse and intermediate or fine texture, which was thus better related to semi-open landscape structure.

The rotated axes remain orthogonal and explain the same global amount of variance as the initial coarseness gradients. However, as the rotation was performed for optimal interpretation, and the definition of the first rotated axis is arbitrary and application dependent, the variance explained by the first rotated axis may be lower than the variance explained by the second rotated axis.

2.5.3 Coupling FOTO Outputs with Landscape Metrics

In the final step of the process, the ability of textural information and radiometric information to predict landscape metrics was tested with regression models based on support vector machine (SVM). We used a nonlinear radial basis function kernel. The regression involved three steps. First, the full dataset was split into a training dataset and a validation dataset, and the optimal values of the free parameters of the SVM (cost (C) and gamma (γ)) were identified based on an exhaustive grid search strategy with cross-validation on the training dataset. The space defined by values ranging from 2^{-2} to 2^{3} was explored for both parameters. Then, the model was trained with the full training dataset and C and γ set to their optimal values defined in the first step. Finally, the resulting mode was applied on the validation data set. We used the coefficient of determination (Equation 4.1), with y_i the measured values, $\hat{y}_i$ the predicted values, and $\bar{y}_i$ the mean of measured values as fitness quality criterion for the models.

In order to test the synergy between the mean NDVI and FOTO indices, we adjusted regression models based on the two first rotated axes obtained from FOTO only, mean NDVI only, and the combination of the two first rotated axes and the mean NDVI. Indeed, the Fourier decomposition is insensitive to opposite patterns in terms of radiometric information: patches of bare soil and herbaceous vegetation included in a matrix of dense ligneous vegetation may show the same textural information as patches of dense ligneous vegetation included in a matrix of bare soil and

herbaceous vegetation (Couteron et al., 2006). Thus, two windows can have similar coarseness attributes but very different vegetation structure. Here, each metric was predicted from three different sets of variables: FOTO indices only, mean NDVI only, and a combination of both FOTO indices and mean NDVI. Regression models were finally used to spatially predict landscape metrics and produce a spatial representation of these landscape metrics.

$$r^2 = 1 - \sum_{i=1}^{n} \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{(y_i - \bar{y}_i)^2} \tag{4.1}$$

2.5.4 Mapping FOTO Indices Enhanced with Mean NDVI

We tested the potential of the combination of textural ordination and radiometry as a straightforward tool for characterizing vegetation organization with synoptic representations. We hence represented the two first rotated components of PCA and the mean NDVI as a composite red–green–blue image (Proisy et al., 2007), with the colours corresponding to window scores for the first rotated axis, the mean NDVI value, and the second rotated axis respectively.

The spatial resolution of the resulting maps corresponds to the window size used for the FOTO analysis and the computation of the landscape metrics. Increasing the spatial resolution of the maps to get more spatial details on vegetation organization implies reducing the window size for FOTO analysis and thus not taking into account low spatial frequencies that may be of interest for the characterization of vegetation strata structure. As window size is a compromise between spatial resolution of textural maps and the number of frequencies included in the analysis, we tested the influence of three different window sizes on the synoptic landscape maps: 25 m, 50 m, and 100 m.

3 Results

3.1 Classification Results

Classification using global thresholds showed an overall accuracy of 86.9% and a Kappa Coefficient of 0.818 (Table 4.3), with accurate identification of BS and H, whereas strong confusion between strata LL and HL was observed (37% of LL pixels misclassified into HL). This was expected given the distribution of NDVI for each class illustrated in Figure 4.3. The confusion between LL and HL was strongly reduced (commission error reduced to 14%) when using local thresholding (Table 4.4). However, the overall accuracy remained relatively similar. The definition of the LL stratum was particularly improved with local thresholding. Logically, the classification accuracy reached more than 99% classification accuracy when combining H with BS, and LL with HL (Table 4.5 and 4.6).

Table 4.3 Confusion matrix of the vegetation map of the following the strata : bare soil (BS), herbs (H), low ligneous (LL), and high ligneous (HL). The classification was computed with with unique threshold values for the whole scene.

	Classification Results					
Reference Data	**BS**	**H**	**LL**	**HL**	**Producer Accuracy**	**Number of Pixels**
BS	**3884**	293	0	0	0.93	4177
H	36	**6106**	28	0	0.99	6170
LL	0	27	**3495**	2054	0.63	5576
HL	0	0	899	**8735**	0.91	9634
User accuracy	0.99	0.95	0.79	0.81		

Overall accuracy (OA): 0.869; KAPPA: 0.818

Table 4.4 Confusion matrix of the vegetation map of the following the strata : bare soil (BS), herbs (H), low ligneous (LL), and high ligneous (HL). The classification was computed with locals thresholds.

	Classification Results					
Reference Data	**BS**	**H**	**LL**	**HL**	**Producer Accuracy**	**Number of Pixels**
BS	**3839**	330	0	8	0.92	4177
H	54	**6043**	62	11	0.98	6170
LL	0	146	**4673**	757	0.84	5576
HL	0	6	1630	**7998**	0.83	9634
User accuracy	0.99	0.93	0.73	0.91		

Overall accuracy (OA): 0.882; KAPPA: 0.839

Table 4.5 Confusion matrix of the vegetation map of the grouped classes bare soil and herbs (BS + H) and ligneous (LL + HL). The classification was computed with unique threshold values for the whole scene.

	Classification Results			
Reference Data	**BS-H**	**L**	**Producer Accuracy**	**Number of Pixels**
BS + H	**10,319**	28	0.99	10,347
LL + HL	27	**15,183**	0.99	15,210
User accuracy	0.99	0.99		

Overall accuracy (OA): 0.998; KAPPA: 0.996

Table 4.6 Confusion matrix of the vegetation map of the grouped classes bare soil and herbs (BS + H) and ligneous (LL + HL). The classification was computed with locals thresholds

	Classification Results			
Reference Data	**BS-H**	**L**	**Producer Accuracy**	**Number of Pixels**
BS + H	**10,266**	81	0.99	10,347
LL + HL	152	**15,058**	0.99	15,210
User accuracy	0.99	0.99		

Overall accuracy (OA): 0.991; KAPPA: 0.981

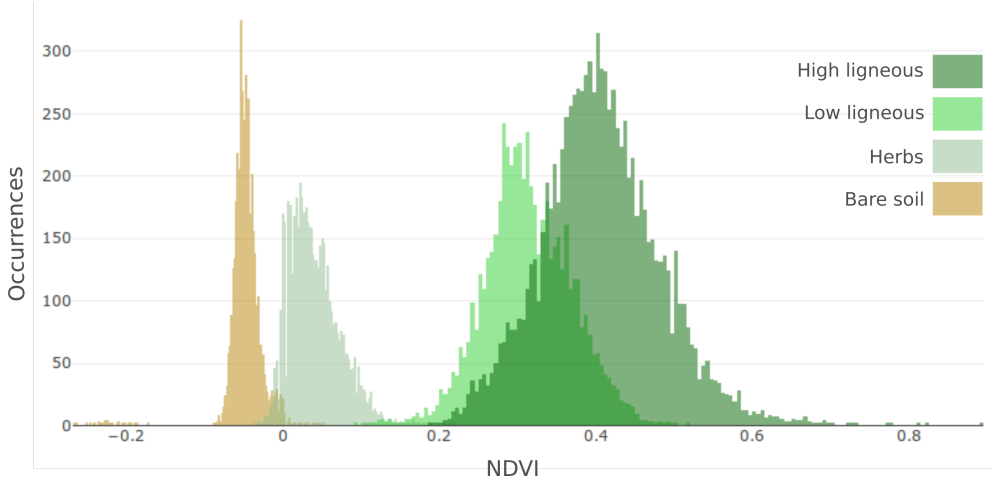


Figure 4.3 NDVI signature of vegetation strata samples used for validation (samples are listed in Table 4.1).

3.2 Interpretation of R-Spectra Ordination

The interpretation of the r-spectra was performed for a specific window size of 50 m in order to allow image subsets with more homogeneous frequency content and then facilitating the illustration of r-spectra ordination. PCA resulted in two principal axes accounting for 82% of the total variability of the r-spectra computed over the full landscape. A rotation of 60° was applied on these two axes in order to optimize the interpretation of the coarseness gradients produced by FOTO. Bellow, only the results for rotated axes are detailed, but further details on rotation can be found in the Appendix (see Figure 4.17).

The first rotated axis explained 27% of the total variability (Figure 4.4). It evinced a contrast between low (less than 40 cycles km^{-1}) and intermediate frequencies (greater than 120 cycles km^{-1}). That is, windows containing a higher share of the variance accounted for by low frequencies had a low score on axis 1 and windows containing a higher share of the variance accounted for by intermediate frequencies had a high score on axis 1 (Figure 4.4). The second rotated axis explained 55% of the total variability of the r-spectra. This axis evinced a contrast between low and intermediate (less than 200 cycles km^{-1}) and high frequencies (greater than 320 cycles km^{-1}).

The correspondence between landscape structure and position along the two rotated axes is illustrated in Figure 4.5. The selection of image subsets distributed along increasing values for the first axis and low values for the second axis highlight the transition from:

- coarse patterns corresponding to macro heterogeneity at window-scale, that is, patterns too large to be evinced at window-scale and resulting in windows partitioned by a few patches of vegetation such as edges between H and large mats of LL (Figure 4.5a);
- to intermediate patterns corresponding to LL mixed with H or BS (Figure 4.5b,c);
- to fine patterns due to highly mixed LL and H strata—a structure characteristic of the degradation of habitats such as the pseudo-steppe with grasses and annuals of the *Thero-Brachypodietea* habitat (Figure 4.5d).

The selection of image subsets distributed along increasing values for the second axis highlights a coarseness gradient ranging from the structures described for the first axis (low values on second axis), to image subsets containing finely textured groups of trees embedded in a matrix of coarser texture corresponding to BS, H, and LL strata (Figure 4.5e, intermediate values on second axis), to image subsets characterized by very fine texture overall corresponding to closed canopies, with possible differences among canopy structures along the first axis (Figure 4.5f,g, higher values on second axis). As shown in Figure 4.5b,c, two windows with similar coarseness attributes in terms of coarseness defined by the two axes may show very different vegetation structure because of the insensitivity of Fourier decomposition to mean radiometric information. These results show that the first axis was a relevant descriptor of the succession of different strata (inter-strata heterogeneity), whereas the second axis showed structures corresponding to windows mainly occupied by the HL strata (intra-strata heterogeneity).

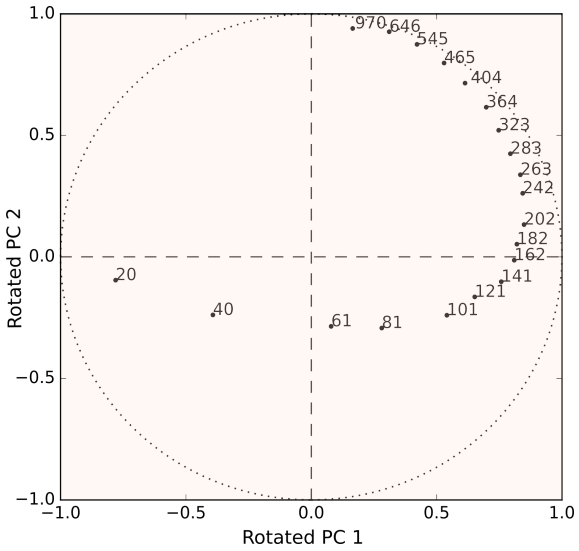


Figure 4.4 Correlation between spatial frequencies (expressed in cycles·km^{-1}) and rotated component axes for a window size of 50 m.

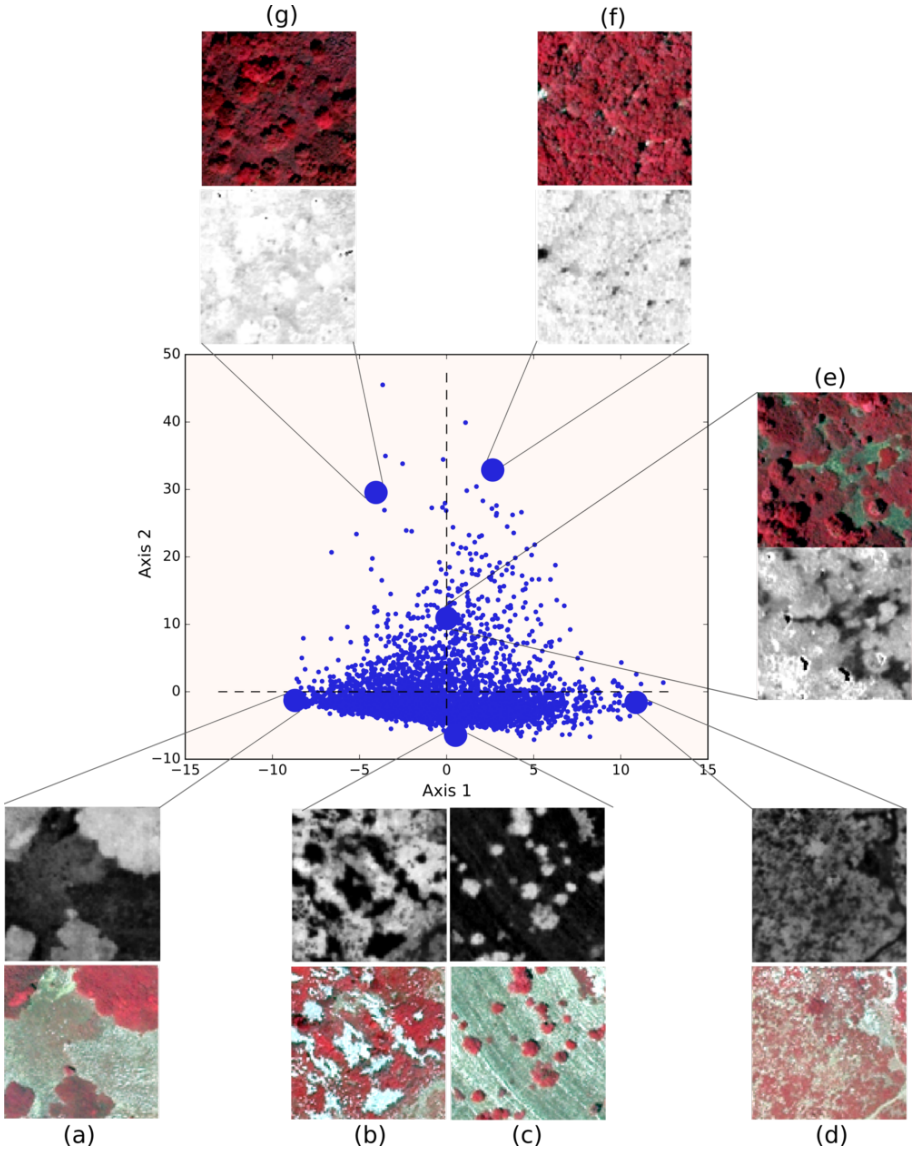


Figure 4.5 Window positions in the plane defined by rotated axes 1 and 2 for a PCA with a window size of 50 m. Windows are ordinated according to their frequency content from (**a**) very low frequencies due to very coarse pattern, to (**b**,**c**) coarse pattern due to low frequencies, to (**d**) fine pattern due to intermediate frequencies, and (**f**,**g**) to very high frequencies due to very fine pattern. Intermediate positions on the plane correspond to windows with a mix of fine and coarse patterns (**e**).

3.3 Linking Textural Gradient with Landscape Metrics

3.3.1 Predicting Landscape Metrics from FOTO Indices

SVM models were adjusted in order to estimate several landscape metrics from the values along the two first axes, and the corresponding coefficients of determination are detailed in Table 4.7. These results correspond to a window size of 100 m, because the best prediction power of the textural indicator was found for this window size. The influence of window size is discussed in

the following section. The regression models for the estimation of the area metric (percentage of landscape occupied by a given strata, PLAND) showed poor performances, with r^2 less than 0.27 for all strata, except for HL with $r^2 = 0.57$. The regression models for the estimation of the shape and aggregation metrics showed higher performances for grouped strata than for individual strata: the coefficients of determination between landscape metrics derived from the grouped stratum HL + LL and corresponding estimation based on textural indices reached 0.45 and 0.59 for perimeter-area fractal dimension (PAFRAC) and landscape shape index (LSI) respectively, whereas it reached 0.24 and 0.32 when computed for stratum LL only, and 0.22 and 0.20 when computed for stratum HL only. Indeed, only four models resulted in predictions with r^2 higher than 0.40, corresponding to the estimation of the following metrics: SHAPE_AM (shape index area-weighted mean) for stratum HL (0.46), LSI for stratum H (0.41), interspersion juxtaposition index (IJI) for stratum BS (0.57), and IJI for stratum LL (0.40). The models adjusted for the estimation of the splitting index (SPLIT) showed particularly poor performances, and negative r^2 values were obtained, which means that models fitted more poorly than a model predicting a constant value.

Table 4.7 Coefficient of determination r^2 of regression models predicting landscape metrics for each strata from texture axis 1 and texture axis 2, for a window size = 100 m. Empty space means that metrics could not be computed for the corresponding strata or combination of strata.

Metrics / Strata	Area	Shape			Aggregation				
	PLAND	PAFRAC	SHAPE_MN	SHAPE_AM	SPLIT	IJI	AI	LSI	COHESION
BS	0.03	0.06	0.03	0.04	−0.65	0.57	0.03	0.03	0.02
H	0.26	0.25	0.15	0.21	−0.25	0.05	0.23	0.41	0.35
LL	0.09	0.24	0.13	0.07	−3.20	0.40	0.18	0.32	−0.14
HL	0.57	0.22	0.33	0.46	−0.85	−0.00	0.39	0.20	0.34
BS + H	0.27	0.25	−0.01	0.25	−0.14		0.45	0.43	0.33
LL + HL	0.26	0.45	0.11	0.23	−0.63		0.32	0.59	0.03
All		0.25	0.22	0.38	0.01	0.18	0.25	0.20	0.05

3.3.2 Synergy of NDVI and Textural information

Regression models were then adjusted based either on mean NDVI value, or on the combination of mean NDVI and textural indices computed from each 100 m individual window, and the performance of the three types of models (texture-based, mean NDVI-based, and combined) were compared (Figure 4.6). Models with only mean NDVI used as predictor variable showed higher values of coefficient of determination than the models adjusted with textural indices as predictor variables for area metrics, with particularly high values for H, HL, and grouped strata ($r^2 > 0.6$). On the other hand, NDVI-based models were outperformed by texture-based models for the estimation of shape and aggregation metrics for most of the strata.

The models combining textural gradients and mean NDVI as predictor variable systematically led to equivalent or increased values of coefficient of determination when compared to models using the two types of information separately. In the case of area metrics, the combination of two types of information resulted in a noticeable increase of r^2 compared to NDVI only, for the

LL stratum only. In the case of aggregation and shape metrics, the agreement between metrics derived from discrete approaches and estimated from the combination of texture and NDVI was strongly improved for most of the grouped strata, and to a lesser extent for individual strata.

Detailed results of regression models based on textural information and NDVI corresponding to window size of 100 m are presented in Table 4.8. The best results were obtained for the prediction of aggregation index (AI) and LSI aggregation metrics and area metrics corresponding to grouped strata, with all coefficients of determination higher than 0.74. However, estimation of metrics computed at landscape level (i.e., all strata considered together) led to low coefficient of determination ($r^2 < 0.31$), except for the average mean shape index (SHAPE_AM) with $r^2 = 0.43$. Estimation quality of metrics corresponding to individual strata was more contrasted. For shape metrics, only SHAPE_AM were estimated with r^2 greater than 0.4 for H and HL. For the aggregation metrics, the best model was obtained with the patch cohesion index (COHESION) metric for H strata ($r^2 = 0.62$). The SPLIT metric still provided a poor prediction, with negative r^2. No aggregation metrics presented high correlations for all four strata, but all strata were predicted with a coefficient of determination higher than 0.4 for at least one metric. Results mainly depended on the interaction of strata and metric, and not on one of them taken individually.

The synergy between coarseness gradients and radiometric information is illustrated in Figures 4.7 and 4.8. Figure 4.7 shows the distribution of PLAND values corresponding to each of the four individual strata on 2D spaces defined either by the first texture axis and the mean NDVI or by the second texture axis and the mean NDVI. It highlights the ability of the mean NDVI to provide information for the estimation of strata proportion, while both textural gradients showed poor ability. Figure 4.8 shows the distribution of LSI values corresponding to the grouped HL + LL and BS + H strata in the 2D space defined the first texture axis and the mean NDVI, highlighting the added value of combining textural information with radiometric information. In the case of LSI, values higher than one indicate increasing total edge length density and corresponding decreasing aggregation of patch types. Then lower values correspond to high aggregation, and higher values correspond to low aggregation. Low values on texture axis 1 correspond to low LSI and increasing values on texture axis 1 correspond to an increase in LSI, hence lower aggregation according to LSI. In this particular case, Figure 4.8a shows that neither texture axes 1 nor NDVI alone allowed description of continuous gradients of LSI for LL + HL stratum, whereas the combination of both did. Continuous gradient of LSI for BS + H stratum was also evinced, but for a slightly lower range of NDVI values. The LSI metric was taken as an example because it was the optimal metric to illustrate the link between aggregation and the combination of NDVI and the first texture axis, but similar relations were found for other aggregation metrics (e.g., AI, COHESION) or shape metrics (e.g., SHAPE_AM and PAFRAC), as shown in Figures 4.13 and 4.14 in annex.

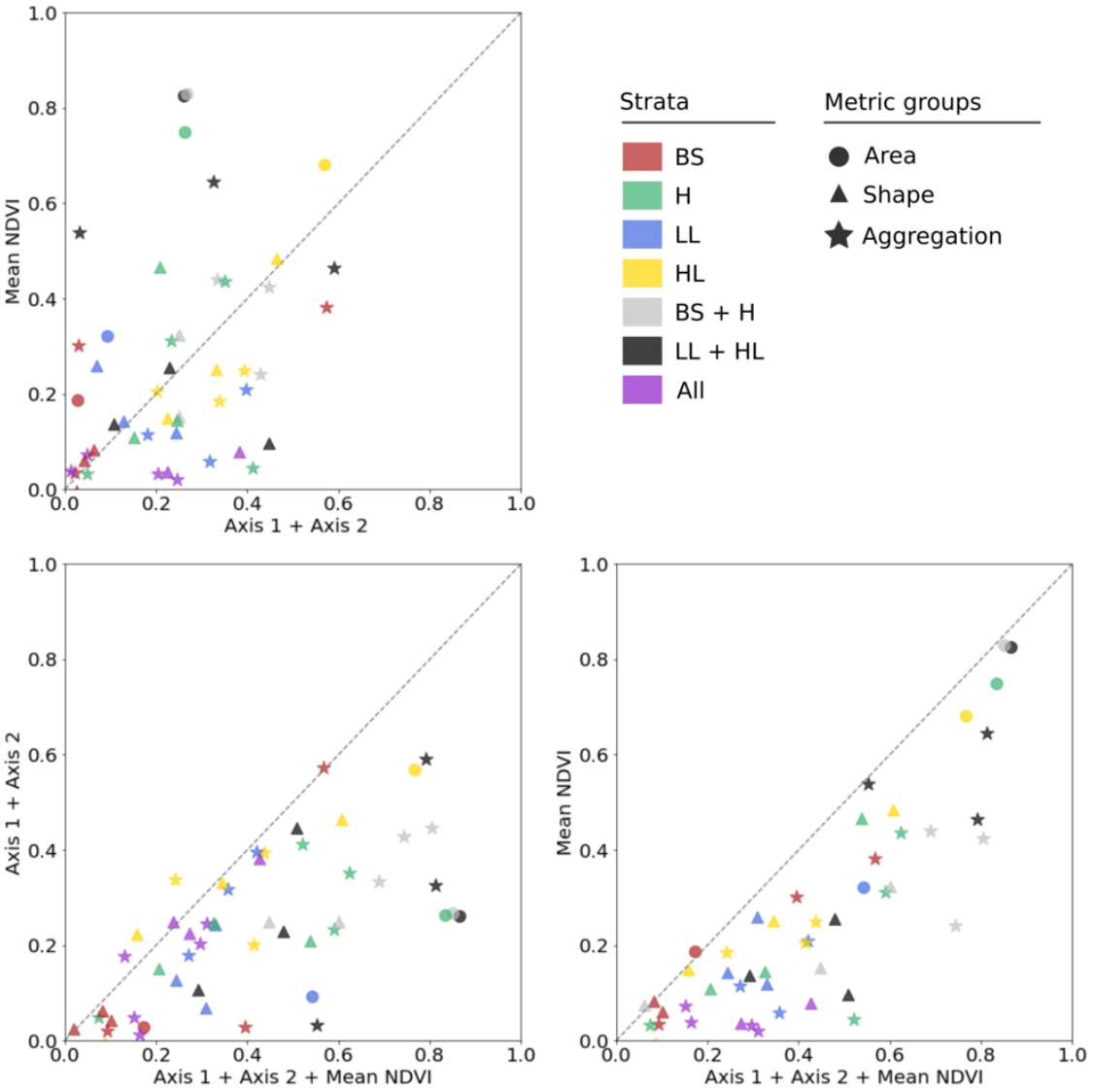


Figure 4.6 Comparison of coefficient of determination r^2 for window size of 100 m and different combination of predictive variables. For instance, for the top-left graph, points falling above the 1-to-1 line mean that models trained with only the mean NDVI had a higher r^2 than models trained with textural axis 1 and 2. A model's color corresponds to its corresponding stratum and a model's marker corresponds to its corresponding metric group.

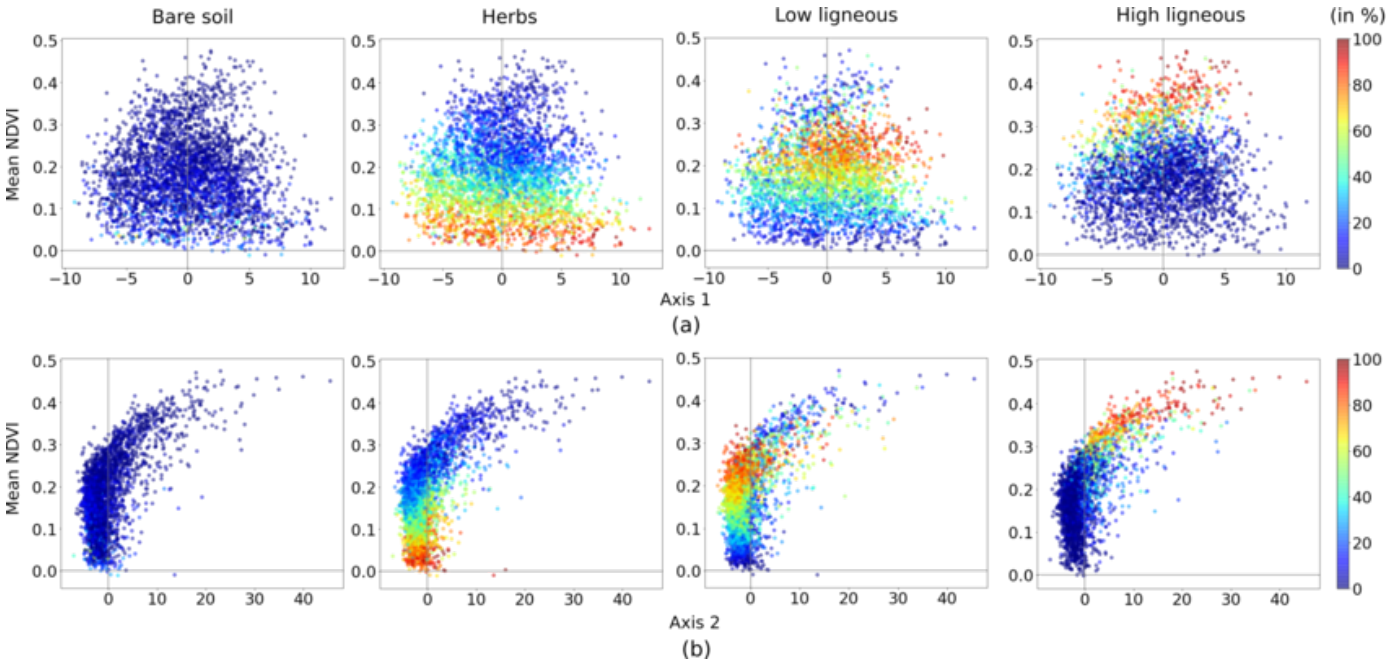


Figure 4.7 PLAND distribution in the 2D space defined by (**a**) texture axis 1 and mean NDVI and (**b**) texture axis 2 and mean NDVI.

Table 4.8 Coefficient of determination r^2 of regression models predicting landscape metrics for each strata from texture axis 1, texture axis 2, and mean NDVI, for window size = 100 m. Empty space means that metrics could not be computed for the corresponding strata or combination of strata.

Metrics / Strata	Area	Shape			Aggregation				
	PLAND	PAFRAC	SHAPE_MN	SHAPE_AM	SPLIT	IJI	AI	LSI	COHESION
BS	0.17	0.08	0.02	0.10	−1.10	0.57	−0.06	0.40	0.09
H	0.83	0.32	0.21	0.54	−0.90	0.07	0.59	0.52	0.62
LL	0.54	0.33	0.24	0.31	−3.37	0.42	0.27	0.36	0.01
HL	0.77	0.16	0.34	0.61	−111.32	0.09	0.44	0.41	0.24
BS + H	0.85	0.45	0.06	0.60	−4.63		0.80	0.74	0.69
LL + HL	0.87	0.51	0.29	0.48	−19.38		0.81	0.79	0.55
All		0.24	0.27	0.43	0.17	0.13	0.31	0.30	0.15

On the other hand, synergy between the second texture axis and mean NDVI was not found. The second texture axis was more related to HL dominance than other strata organization. Indeed, high values on axis 2 were related with a high proportion of HL (Figure 4.7b) and with high aggregation of HL, for example, with high values of AI or COHESION or low values of SPLIT (Figure 4.15). However, no link with shape or aggregation metrics was found for the other strata (Figures 4.15 and 4.16 in the Appendix).

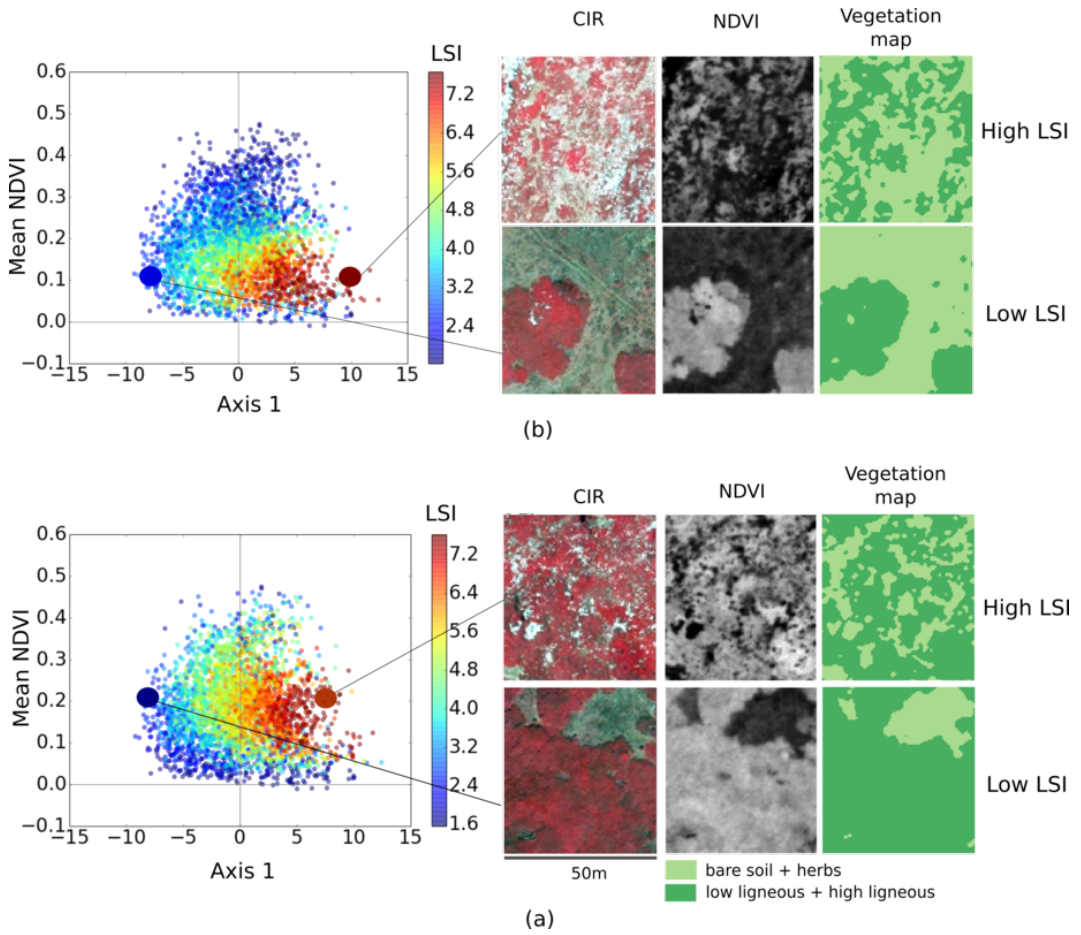


Figure 4.8 LSI distibution for (**a**) the grouped low ligneous and high ligneous strata and (**b**) the grouped bare soil and herbs strata on the 2D space defined by the first texture axis and mean NDVI. Particular windows of extreme LSI value are displayed on the right corresponding from left to right to colored infrared, NDVI, and vegetation map.

3.3.3 Spatial Prediction of Landscape Metrics

Regression models trained with a subset of the windows were then applied on the full landscape in order to map the structure of the different vegetation strata from textural and radiometric information. Figure 4.9a shows the performance of the regression model for the prediction of the LSI metric corresponding to the grouped strata LL + HL when applied to the windows which were not used in the string stage of the SVM regression. Figure 4.9b corresponds to the map of this metric for LL + HL derived from the discrete approach with NDVI thresholding; Figure 4.9c corresponds to the map of the same metric obtained with a regression model trained with a limited number of windows. This example corresponds to a situation for which the combination of textural and radiometric information led to regression models with particularly high performances for the estimation of landscape metrics. At the same time, it illustrates the ability of our approach to provide accurate maps of landscape metrics.

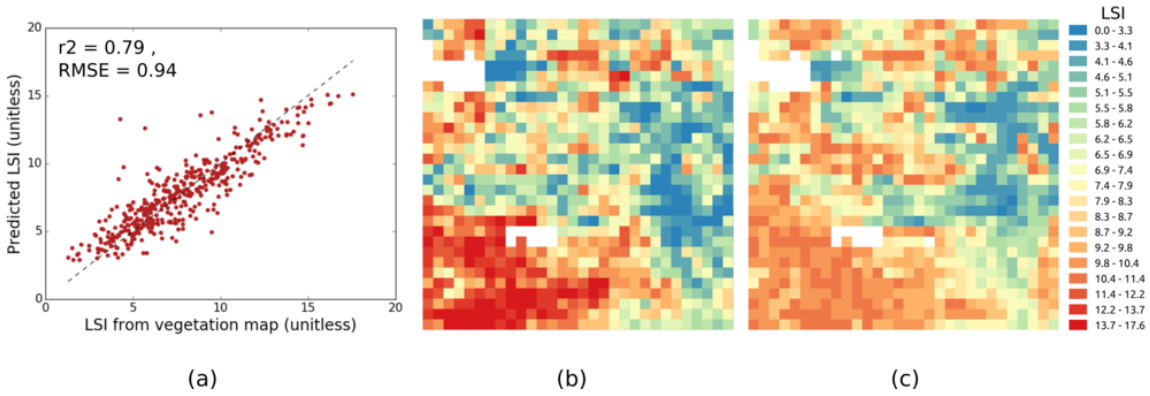


Figure 4.9 Inversion relationship between LSI of LL + HL computed from the vegetation map and LSI predicted by regression models for a window size of 100 m with (**a**) the inversion relationship plot; (**b**) LSI map derived from the vegetation map; and (**c**) LSI map derived the regression model. Blank areas correspond to masked vineyard and tree plantations. RMSE: root mean square error.

3.3.4 Mapping FOTO Indices Enhanced with Mean NDVI

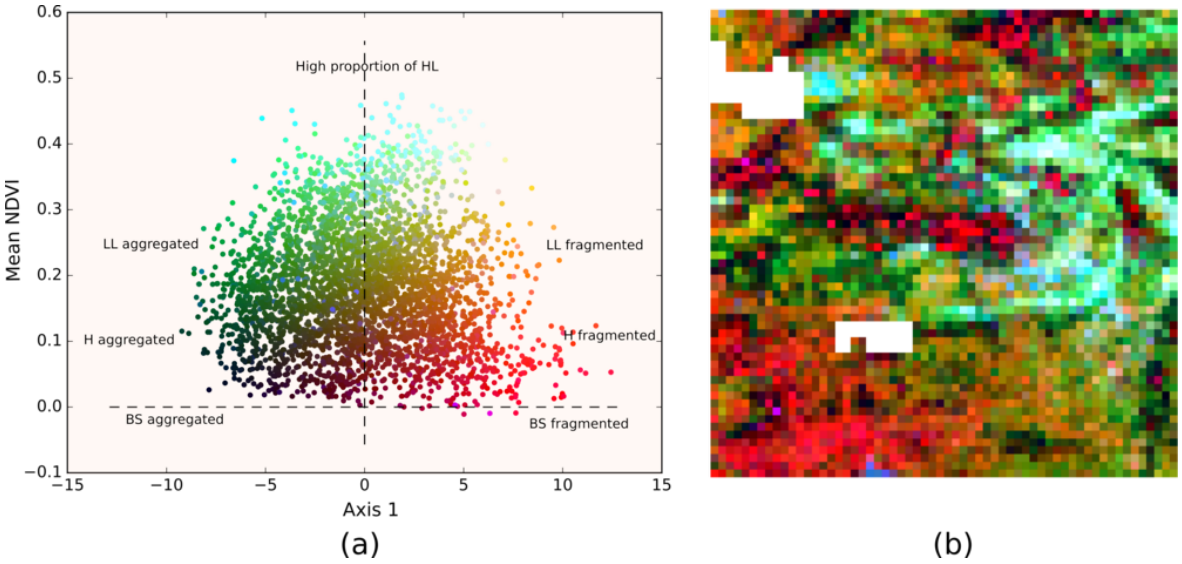
The information corresponding to the two textural indices and mean NDVI for each window was displayed as an image (with red, blue, and green colours corresponding to window scores for the first texture axis, second texture axis, and the mean NDVI value, respectively), in order to get a synoptic view of the spatial organization of vegetation structure. Figure 4.10a illustrates the resulting colours in the plane defined by the first texture axis and the mean NDVI, and Figure 4.10b shows the RGB composite image.

This spatial representation allowed for discrimination of different vegetation structures: for aggregated structures, low values of textural indices led to colours from black to bright green. The distinction between black and bright green was provided by mean NDVI values that brought information on vegetation composition. That is, it allowed for discrimination of windows with the same structure but for different strata. Thus, black colour was related to aggregated BS or H while

bright green was related to the aggregated LL. On the other hand, highly fragmented vegetation was characterized by red for BS or H strata to orange colour for the LL stratum (i.e., high values on texture axis 1 with different mean NDVI values). Cyan corresponded to high mean NDVI and high values on the second texture axis, and characterized windows with dominant HL strata. However, no discrimination on the amount of HL fragmentation was possible, neither with the first nor the second texture axis.

These RGB composite maps allowed for a rapid assessment and an overview of the spatial organization of the vegetation strata. Different levels of aggregation were well discriminated, as well as the stratum concerned by this organization. Overall, the maps provide a synoptic view in which colours summarize information corresponding to multiple metric indicators of strata characteristics (e.g., PLAND and LSI for each stratum).

Figure 4.10 (**a**) Windows' scores in texture axis 1 against their mean *NDVI* values and (**b**) Map of FOTO indices and NDVI mean values (RGB composite red = Rotated PC 1, green = Mean NDVI, blue = Rotated PC 2. Blank area corresponds to masked vineyards and tree plantations.



4 Discussion

4.1 Potential of the Approach for Habitat Conservation and Monitoring

4.1.1 Relating Continuous Textural Gradients to Specific Applications

Textural indices obtained with the FOTO method showed their ability to provide relevant information about continuous changes in landscape structure. The relevance of these textural indices is strongly application-dependent, as we showed that these textural indices describe the organiza-

tion of the vegetation at different spatial scales. In our study, we clearly identified the information corresponding to the canopy grain and described as "intra-HL heterogeneity" provided by these textural indices, which has been extensively used in the frame of applications focusing on forest biomass and on the monitoring of development stages in mangrove forests (Proisy et al., 2007; Couteron et al., 2005). However, this information was judged as secondary for our application. Here we made the decision to apply a rotation on the original axes defined by FOTO for easier interpretation of the results, and decided to favour the textural gradient corresponding to an optimal contrast between low frequencies and intermediate to high frequencies. This rotation redistributed the variance explained by the first two components into a first axis explaining less variability than the second one (27% vs. 55%). However, this first axis obtained after rotation proved to be more relevant for our analysis of the vegetation structure of Mediterranean landscapes. The information allowing distinction between aggregated vegetation structure and highly fragmented structure was mainly contained in this first axis, and the second rotated axis providing information about HL-dominated landscapes brought less information about the spatial organization of open and mixed habitats. However, we decided to keep this textural gradient in our analysis because it led to improved estimation for a limited number of metrics. These results illustrate the strong informative value of the frequency analysis derived from FOTO for landscape analysis. The thematic analysis of the results provided by the FOTO method is also crucial to better understand how to use this frequency content for specific purposes.

4.1.2 Synergy of Texture and Radiometry for Characterizing Vegetation Structure

This study highlights the importance of combining texture and radiometry to improve the characterization of vegetation structure. Radiometry provides information about the relative proportion of a stratum within a spatial unit, while texture provides information about the organization of the strata. These textural and radiometric indices proved their ability to predict several widely used FRAGSTATS metrics and then to produce fully explicit vegetation structure maps, especially when studying grouped classes. Indeed, NDVI contrast between grouped classes was enough to produce a pattern that was accurately evinced by the frequency analysis. Thus, most of the metrics computed for grouped classes (BS + H and LL + HL) were well explained by the combination of textural indices and radiometry. However, NDVI contrasts were lower between individual strata, especially between LL and HL strata. In the case of mixed LL and HL, the most discriminatory pattern was then linked to "intra-HL heterogeneity" more than inter-strata heterogeneity. Consequently, spatial organization for detailed vegetation strata was more difficult to explain than for grouped strata.

4.1.3 Application of Synoptic Maps for Habitat Conservation and Monitoring

The synoptic maps produced from the combined textural and radiometric information show potential for various applications, including the management of protected areas and the conservation of flora and fauna. We showed that these maps can be used as a tool helping to identify the areas evidencing a degradation of the pseudo-steppe habitats by the encroachment of low ligneous species. The potential of Fourier analysis for the monitoring of temporal changes in semi-arid vegetation has also already been reported (Couteron, 2002). This suggests that our approach, in particular the production of synoptic maps, may contribute to monitoring systems focusing on the conservation of bird communities, fire risk prevention, and grazing management. We also believe that our method can be used for the detection of some anthropic covers. In this study, we focused on semi-natural habitat and chose to simply mask vineyards and tree plantations, but their detection might be of interest per se for their management, or for a more comprehensive habitat monitoring. Delenne et al. (Delenne et al., 2008) reported that vineyards can be effectively detected using the FFT. Preliminary tests (not presented here) revealed that windows containing vineyards or tree plantations could be discriminated from the rest thanks to a distinct position on the PCA plane (i.e., a very specific texture). Here, anthropic covers only represented 3% of the study area, so it was not time-consuming to manually delineate these cover types. However, if deemed necessary, it would be possible to automate the extraction of windows with very specific periodic pattern in a preliminary round of the FOTO method. We are currently investigating the potential of this method for mapping potential habitats for bird communities and monitoring their evolution based on time series. The integration of this method into a time series analysis may also contribute to the long-term assessment of conservation programs, and they might be used for retrospective study since the FOTO method was initially designed for historical aerial imagery (Couteron et al., 2006).

4.2 Accuracy of Vegetation Maps and the Resulting Metrics

The accuracy of landscape metrics initially computed with the discrete approaches may strongly influence the performances of the regression models linking these metrics with the information obtained from continuous indices. Indeed, the influence of classification scheme on the computation of landscape metrics has been extensively reported (Turner and Gardner, 2015; Langford et al., 2006; Li and Wu, 2004). In our case, the strategy adopted is relatively straightforward, as it relies on the discrimination among strata based on NDVI. The definition of local threshold shows particular interest for the decrease in confusion between LL and HL by increasing the producer accuracy of the LL stratum (Figure 4.11a). However, local NDVI thresholding also showed limitations in areas covered with highly mixed LL and HL (Figure 4.11b). Visual inspections of the vegetation maps also evinced that strong confusions also occurred between H and LL strata when highly mixed (Figure 4.11c), but this confusion did not appear in the confusion matrices reported in Tables 4.3, 4.4, 4.5 and 4.6. This can be explained by the difficulty in identifying samples corresponding to this

particular structure of vegetation: the minimum size of the polygons was set to 10 pixels during the collection of samples for the different strata, and this was a clear limitation in our protocol, as this minimum sampling size could not be obtained in most situations corresponding to these highly mixed H and LL strata. Moreover, tree shadows were not considered in our validation data set, while their NDVI values can be similar to NDVI values of BS, regardless of the stratum that was covered by shadows. Even if such confusions were limited because acquisition occurred in June, around midday (when shadows' area was minimal), they did not appear in the confusion matrices either. Thus, the high overall accuracy obtained for the validation of our approach deserves further investigation and comparison with other classification methods. This step is particularly time-consuming and highlights the interest of our approach providing higher-level description of the landscape structure without minimum bias caused by inappropriate calibration/validation strategies. We are currently investigating different approaches, including OBIA, for strata classification as developed by Hamada et al. (Hamada et al., 2011), and alternative validation approaches in order to improve the description of structures corresponding to highly mixed strata at fine scale. Finally, the difficulty encountered for the delineation of homogeneous patches included in very fragmented habitats evidences the limitation of the discrete approach and the potential of continuous approaches. Our method shows particular potential in situations characterized by too-high heterogeneity.

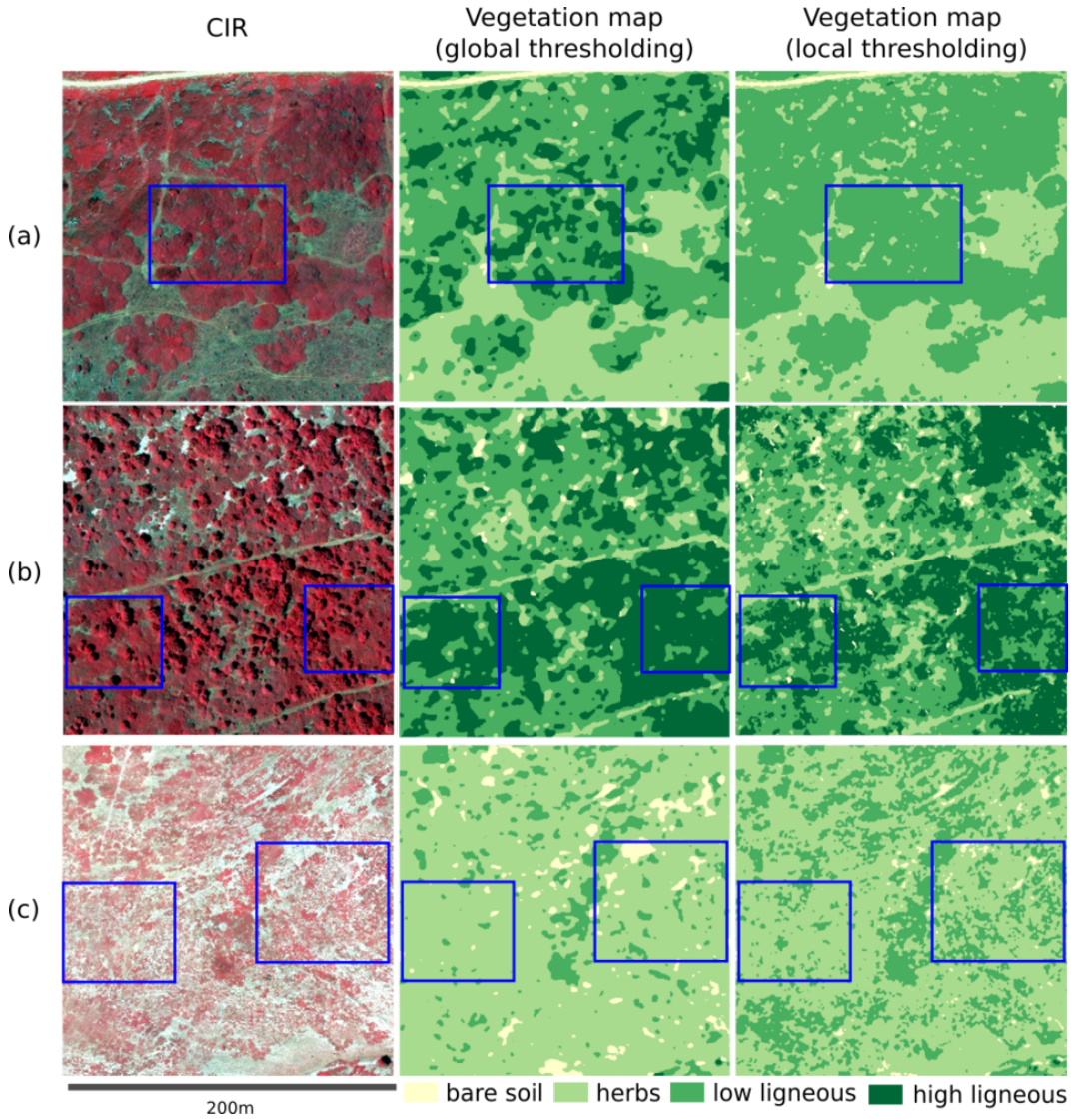


Figure 4.11 Visual comparison of the global thresholding and local thresholding methods with colored infrared (CIR) image. Main confusions in at least one method are pointed out in blue: (**a**) LL misclassified into HL for global thresholding, (**b**) confusions in windows containing mixed LL and HL for both global and local thresholding, (**c**) LL misclassified into H for local thresholding, with more confusion for global thresholding.

Aside from the previously identified limitations, the definition of an appropriate indicator of the error inherent to the estimation of the metrics is not an easy task (Langford et al., 2006): slight changes in the discrete layers corresponding to the different strata may induce little to no changes in the classification accuracy performed to validate these layers, and yet result in strong variations in landscape metrics (Shao and Wu, 2008). In addition, post-processing such as the application of a majority filter can improve the overall accuracy of the classification performed as validation, but may induce unexpected effects on the estimation of landscape metrics. We investigated the influence of the application of majority filters of various sizes on the prediction accuracy of our regression models. We did not observe any significant change in the prediction quality of the regression models, while the classification accuracy significantly improved. In that respect, clas-

sification precision did not appear to be critical for the understanding of the existing link between the continuous indices produced by the FOTO method and vegetation strata organization.

4.3 Influence Environmental and Technical Factors

4.3.1 Influence of Window Size

Landscape patterns are scale-dependent (Turner and Gardner, 2015), and the window size defined for the FOTO analysis and for the computation of the landscape metrics may substantially influence the results of this study. Our results are in agreement with those obtained by Couteron et al. (Couteron et al., 2006): we tested three window sizes (25 m, 50 m, and 100 m) and did not observe strong changes in the correlation between frequencies and the two first axes (see Figure 4.18 in the Appendix). The first axes always evinced a contrast between low frequencies and intermediate to high frequencies, while the second axes evinced a contrast between low frequencies to intermediate frequencies and very high frequencies.

Smaller window sizes allowed accurate characterization of fine-grained patterns related to canopy grain and degraded pseudo-steppe, while patterns due to larger structures such as patchy mats of LL were too large to be characterized at window-scale. Larger window sizes resulted in better discrimination of broader patterns, while it resulted in too-coarse spatial resolution of the synoptic maps, with limited interest for in-depth interpretation. Several alternative approaches can be considered to overcome the limitation due to the partial perspective provided by a unique window size. Couteron et al. (Couteron et al., 2006) and Proisy et al. (Proisy et al., 2007) suggested performing the FOTO analysis based on a moving window instead of a defined grid. Another solution is to combine maps produced with different window sizes, with smaller window sizes favoured for areas dominated by fine-grained patterns and larger window sizes for areas dominated by broader patterns.

The choice of a specific window size is application-dependent. If all landscape features are to be taken into account, from coarse patterns such as patches of low ligneous to degraded pseudo-steppe fine patterns, then a large window size should be considered. Indeed, relationships between combined textural and NDVI indices and landscape metrics were lower as window size decreased (see Figure 4.12). This is certainly due to the higher probability to get macro-heterogeneity in windows when diminishing their size, which consequently produced noise in regression models. Detailed results of regression prediction for window sizes of 25 m and 50 m are available in Tables 4.9 and 4.10. On the other hand, if degraded pseudo-steppe is of interest, a smaller window size should be then considered for training regression models only on areas with fine grain pattern (i.e., without taking into account windows with macro-heterogeneity).

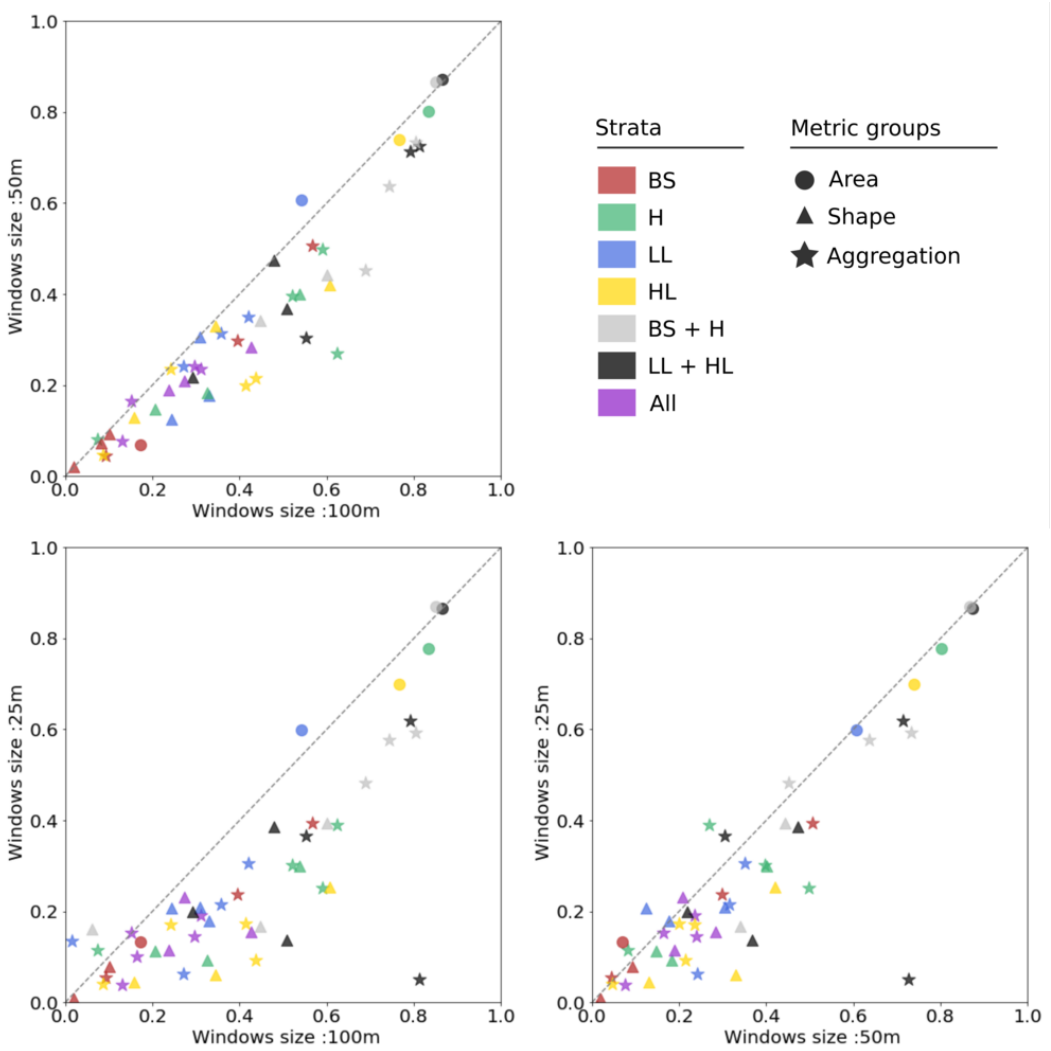


Figure 4.12 Comparison of coefficient of determination r^2 for models with first two axes and mean NDVI used as predictive variables and different window sizes. For instance, for the top-left graph, points falling bellow the 1-to-1 line mean that models using a window size of 100 m had a higher r^2 than models using a window size of 50 m. A model's color corresponds to its corresponding stratum, and a model's marker corresponds to its corresponding metric group.

4.3.2 Influence of Phenology

The airborne campaign corresponding to our images took place in the month of June. Acquisitions during this time of the year lead to optimal contrast between H and LL strata; H is already dry (low NDVI), while ligneous vegetation is still green (high NDVI). The contrast between vegetation strata would certainly vary using images taken at different seasons, and would result in changes in the predominant patterns evinced by FOTO. For instance, predominant species of HL or LL (respectively *Quercus ilex* and *Quercus coccifera*), present an offset in the start of their leaf growth period in early spring (Pilar and Gabriel, 1998). Then, the contrast of NDVI for these strata in images acquired in this season would be enhanced and may allow a better characterization of the structure of mixed habitats of LL and HL. Therefore, combining the results of the current method

obtained at different dates might be relevant to finely characterize the structure for all strata. The temporal aspect of this method is a promising lead and should be considered for further investigations.

4.3.3 Influence of Technical Factors

The spatial resolution of remotely sensed data is expected to strongly influence the results of our method. Here, fine texture related to a degraded pseudo-steppe was characterized accurately with very high spatial resolution (50 cm). We are now testing the influence of downscaling the resolution of these CIR images, and investigating the potential of VHSR satellite imagery, including Pleiades and SPOT 6-7, in order to explore the possibility of linking continuous indices with vegetation structure at equivalent and coarser spatial scales. Finally, the CIR aerial images used in this study were delivered by the IGN with many radiometric and geometric corrections in order to provide homogeneous images at a French department scale. Image radiometry was indeed homogenized by IGN to minimize differences between images of different flights, and they were then combined in a mosaic with enhanced colour and dynamic to get natural colour rendering. However, Proisy et al. (Proisy et al., 2007) highlight that such preprocessing can contribute to increasing noise level and bias frequency analysis, in particular for high frequencies which are of interest to characterize degraded pseudo-steppe habitats. Barbier et.al (Barbier et al., 2011) quantified the variation of FOTO texture indices with acquisition geometry in a tropical forest context, but it remains to be done in the context of Mediterranean landscapes. Besides, scene illumination impacts texture, though this effect results mainly from the relief or tall vegetation and can be mitigated to some extent (Barbier and Couteron, 2015). Further investigation on the influence of the technical characteristic sensors, particularly spatial resolution and date of acquisition, could warrant the generalizability of the present framework to produce operational indicators of habitat structure and conservation using the FOTO method.

5 Conclusions

Continuous approaches are still not widely used for ecological conservation application, mostly because they are difficult to interpret. However, they present great potential in the characterization of vegetation pattern, especially for highly fragmented/patchy habitats. The present approach proposes the use of three continuous indices, two independent textural indices derived from a Fourier-based ordination and the mean NDVI, as summary indicators of vegetation structure. They show particular potential because they are relatively straightforward while at the same time they do not require the parameterization of a particular classification scheme that can be very expert-demanding and bias the resulting landscape metrics.

The present framework shows great potential in operational monitoring systems for habitat conservation programs. It can be potentially reproduced over large areas with minimal adaptation to

the specific context. Hence, it contributes towards the development of generic and simple tools for the monitoring of habitats of high interest. It also seems promising for various other applications, such as fire risk prevention, grazing management, or bird community conservation that also require reliable information on vegetation structure. If produced periodically, this approach can help in the long-term analysis of heterogeneous dynamic habitats such as in the case of Mediterranean ecosystems, which can help to monitor changes in the conservation state of habitat and biodiversity closely related to landscape heterogeneity.

6 Apendix

6.1 HeatMap of Metric

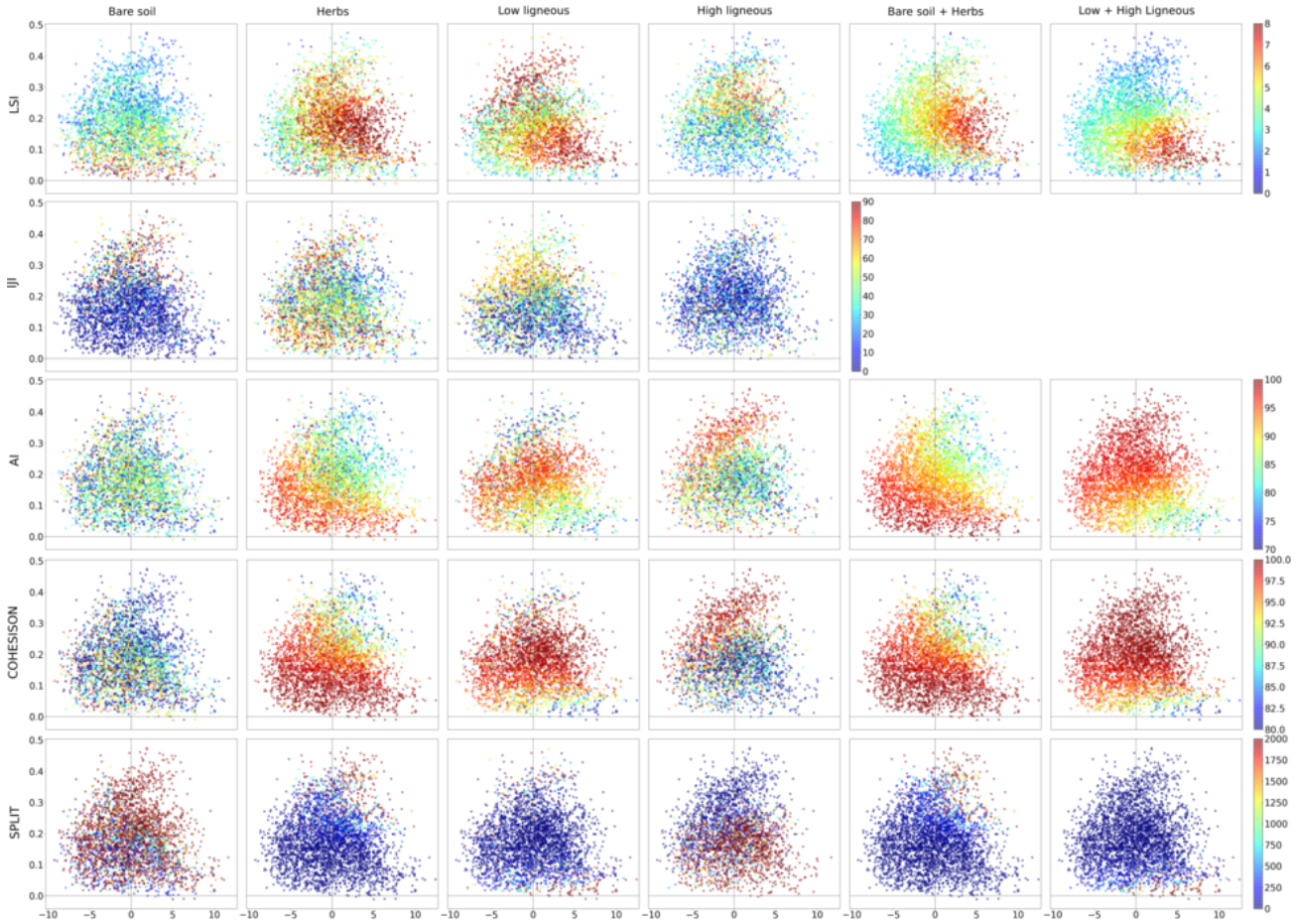


Figure 4.13 Aggregation metrics values of LSI, IJI, AI, COHESION, and SPLIT on the 2D space defined by texture axis 1 and mean NDVI. Metrics (in rows), were computed for the four individual strata bare soil, herbs, low ligneous, high Ligneous, and the two combination of strata, bare soil + herbs and low ligneous + high ligneous (in columns).

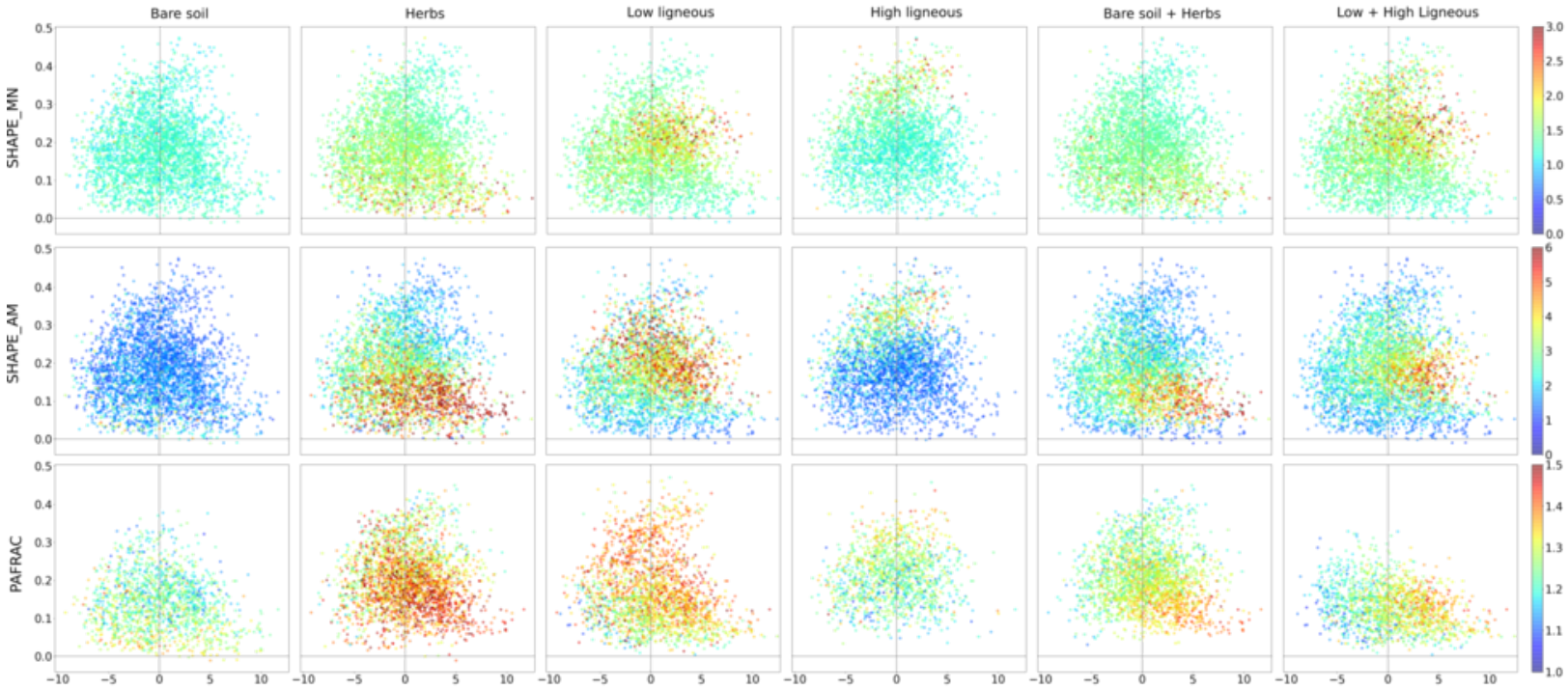


Figure 4.14 Shape metrics values of SHAPE_MN, SHAPE_AM, PAFRAC on the 2D space defined by texture axis 1 and mean NDVI. Metrics (in rows) were computed for the four individual strata bare soil, herbs, low ligneous, high ligneous, and the two combinations of strata, bare soil + herbs and low ligneous + high ligneous (in columns).

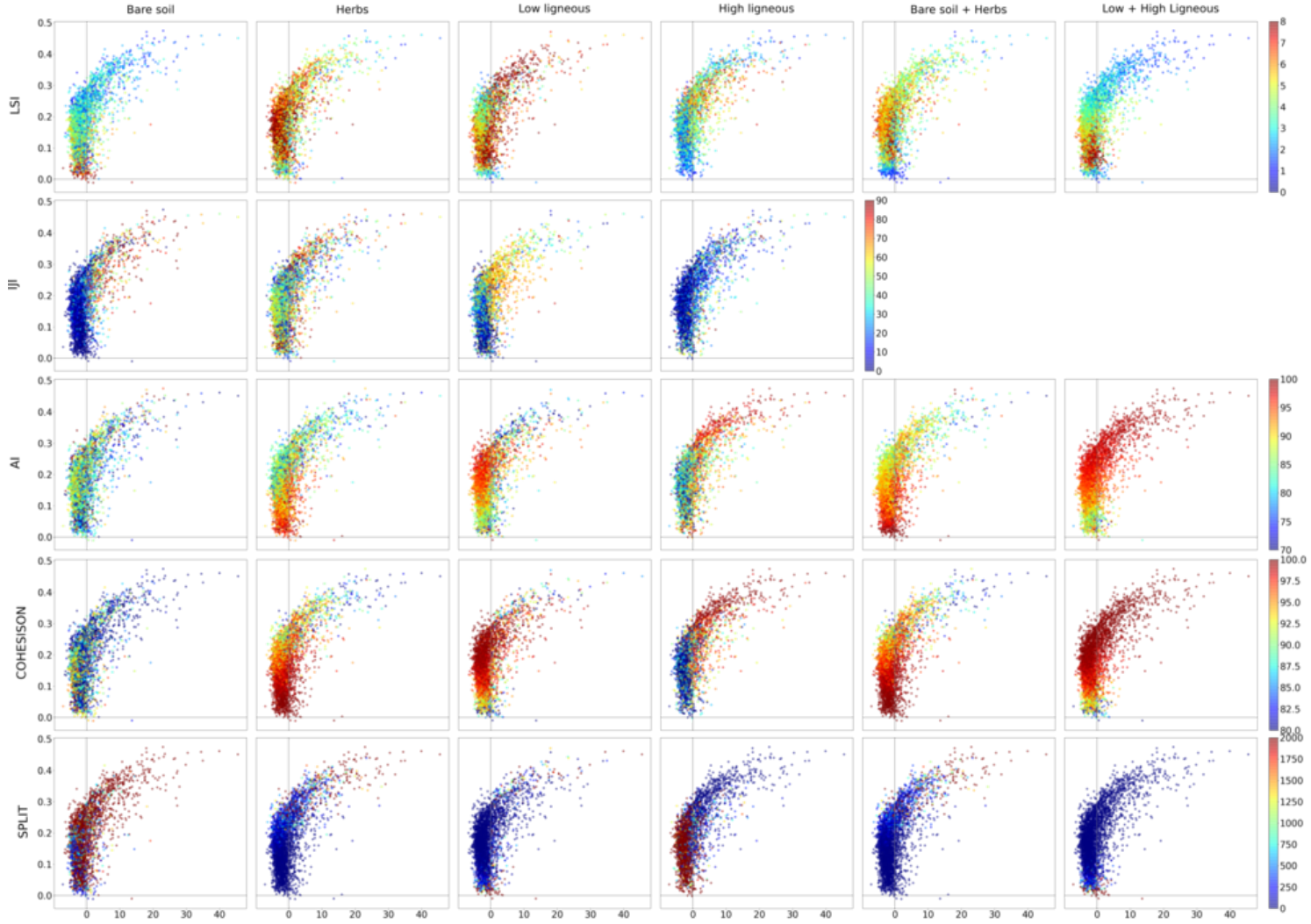


Figure 4.15 Aggregation metrics values of LSI, IJI, AI, COHESION, and SPLIT on the 2D space defined by texture axis 2 and mean NDVI. Metrics (in rows) were computed for the four individual strata bare soil, herbs, low ligneous, high ligneous, and the two combinations of strata, bare soil + herbs and low ligneous + high ligneous (in columns).

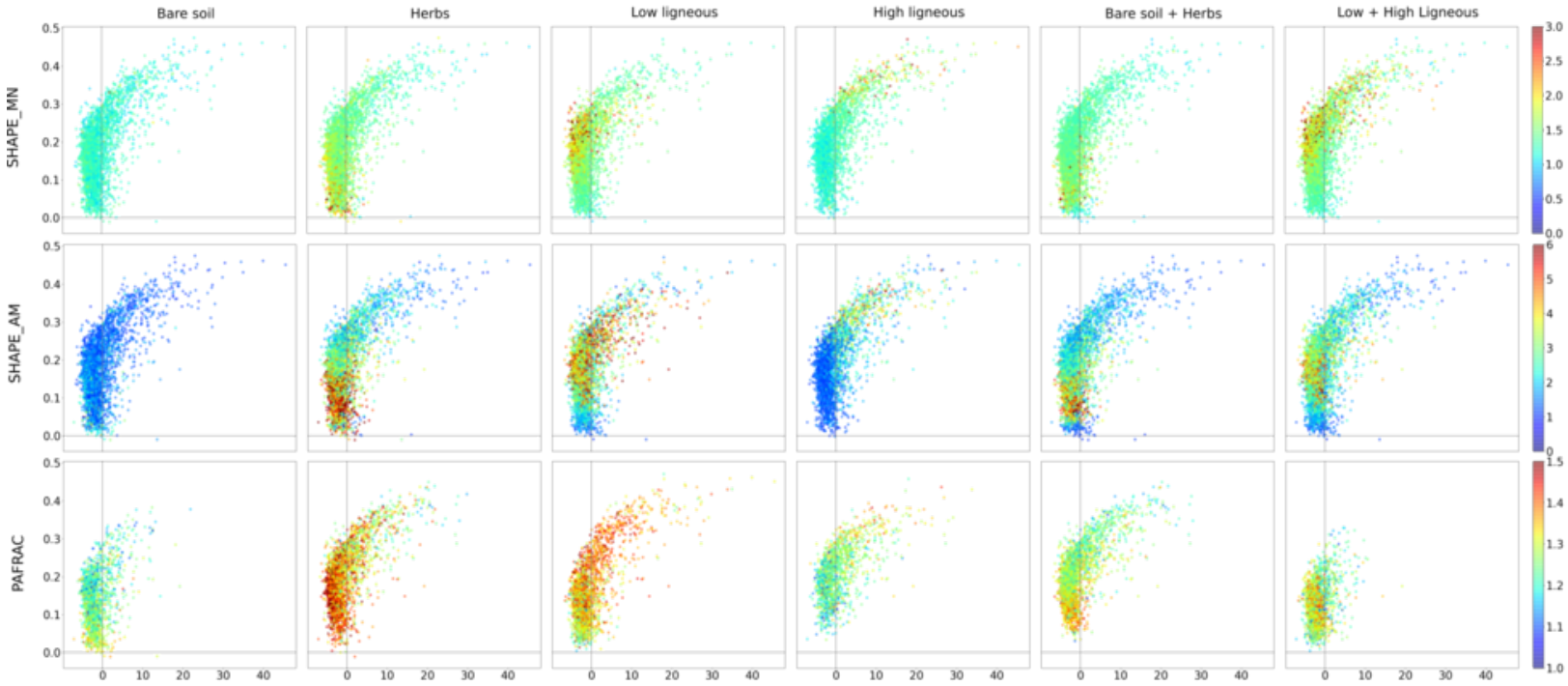


Figure 4.16 Shape metrics values of SHAPE_MN, SHAPE_AM, PAFRAC on the 2D space defined by texture axis 2 and mean NDVI. Metrics (in rows) were computed for the four individual strata bare soil, herbs, low ligneous, high ligneous, and the two combinations of strata, bare soil + herbs and low ligneous + high ligneous (in columns).

6.2 Rotation

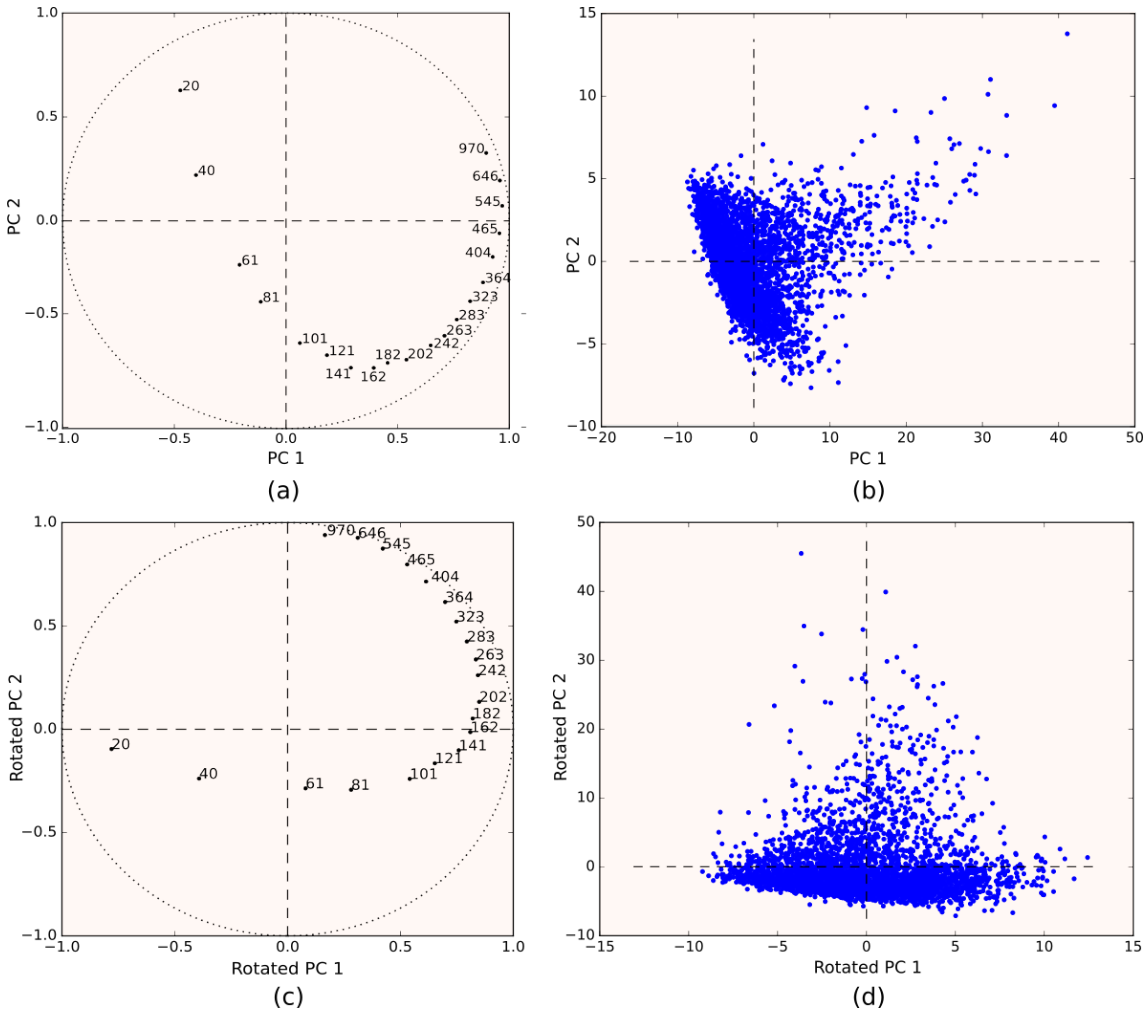


Figure 4.17 Main results of the principal component analysis (PCA) before and after a 60° loadings rotation for window size of 50 m. Correlation between spatial frequencies (expressed in cycles·km^{-1}) and component axes (**a**) before rotation and (**b**) after rotation. Window positions in the plane define by axes 1 and 2 (**c**) before rotation and (**d**) after rotation.

6.3 Influence of Windows Size

6.3.1 FOTO Method

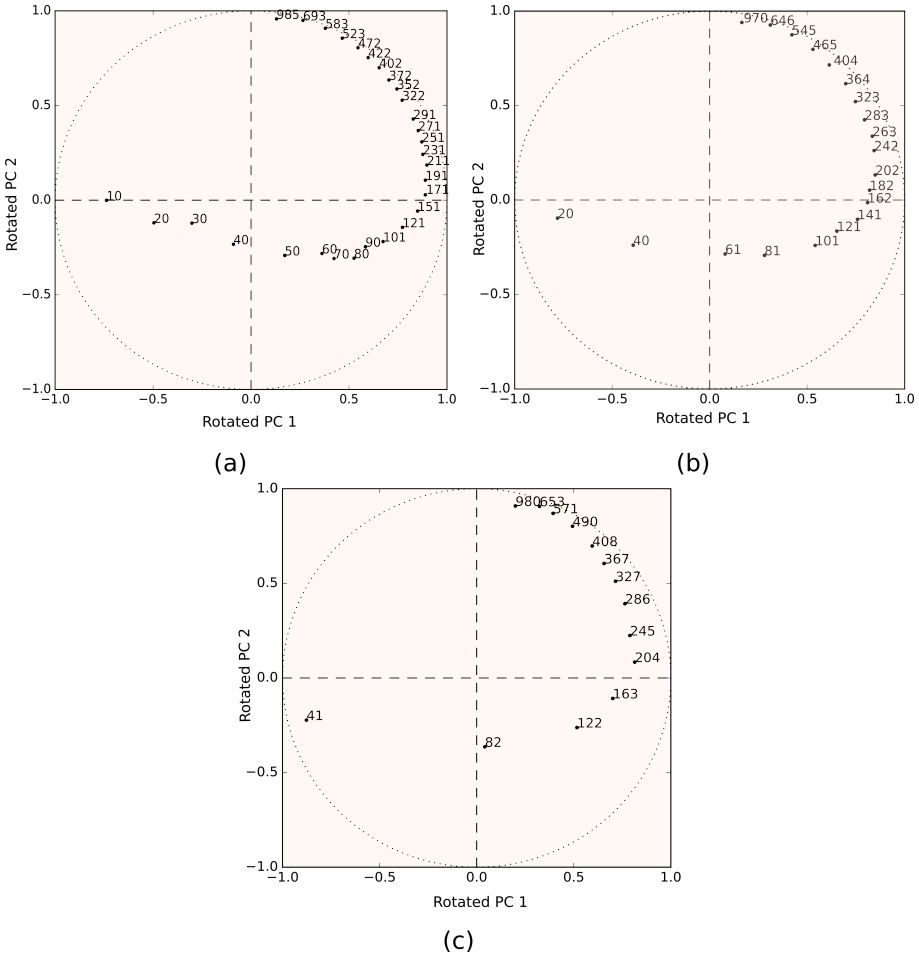


Figure 4.18 Influence of window size on the correlation between spatial frequencies and the two main axes of the PCA, after a 60° loading rotation. Circle of correlation for a window size of (**a**) 100 m, (**b**) 50 m and (**c**) 25 m.

6.3.2 Regression Results

Table 4.9 Coefficient of determination r^2 of regression models predicting landscape metrics for each strata from texture axis 1, texture axis 2, and mean NDVI, for a window size = 25 m. Empty space means that metrics could not be computed for the corresponding strata or combination of strata.

Metrics / Strata	Area	Shape			Aggregation				
	PLAND	PAFRAC	SHAPE_MN	SHAPE_AM	SPLIT	IJI	AI	LSI	COHESION
BS	0.13	-0.07	0.01	0.08	−0.20	0.39	−0.01	0.24	0.05
H	0.78	0.09	0.11	0.30	−0.67	0.11	0.25	0.30	0.39
LL	0.60	0.18	0.21	0.21	−2.84	0.31	0.06	0.21	0.13
HL	0.70	0.05	0.06	0.25	−0.41	0.04	0.09	0.17	0.17
BS + H	0.87	0.17	0.16	0.39	−2.88		0.59	0.58	0.48
LL + HL	0.87	0.14	0.20	0.39	−0.97		0.05	0.62	0.37
All		0.11	0.23	0.15	0.10	0.04	0.19	0.14	0.15

Table 4.10 Coefficient of determination r^2 of regression models predicting landscape metrics for each strata from texture axis 1, texture axis 2, and mean NDVI, for a window size = 50 m. Empty space means that metrics could not be computed for the corresponding strata or combination of strata.

Metrics / Strata	Area	Shape			Aggregation				
	PLAND	PAFRAC	SHAPE_MN	SHAPE_AM	SPLIT	IJI	AI	LSI	COHESION
BS	0.07	0.07	0.02	0.09	−0.27	0.51	0.01	0.30	0.05
H	0.80	0.18	0.15	0.40	−0.00	0.08	0.50	0.40	0.27
LL	0.61	0.18	0.12	0.31	−0.08	0.35	0.24	0.31	−0.66
HL	0.74	0.13	0.33	0.42	−0.43	0.05	0.21	0.20	0.24
BS-H	0.87	0.34	−0.04	0.44	−3.59		0.73	0.64	0.45
L	0.87	0.37	0.22	0.47	−309.55		0.73	0.71	0.30
All		0.19	0.21	0.28	−0.09	0.08	0.24	0.24	0.16

CHAPITRE 5

Passage à l'échelle : influence des zones anthropisées sur la méthode

En résumé :

- l'objectif de chapitre est de déterminer la cohérence des scores de l'ACP correspondant aux indices de texture obtenus en appliquant la méthode FOTO sur une partie plus ou moins grande de la zone, et d'analyser les éventuelles différences.
- la méthode FOTO est appliquée sur la bande NDVI de la BD ORTHO de 2015, sur l'ensemble du causse d'Aumelas (10km $\times$ 10km) ;
- les indices de texture sont différents de ceux obtenus dans le chapitre précédent ;
- les variations observées sont dues à la présence de vignes, oliveraies et plantations de pins, surfaces qui présentent des textures particulières et influencent la construction des composantes principales de la méthode FOTO ;
- en masquant ces zones, les résultats de la méthode sont cohérents avec ceux obtenus précédemment ;
- les résultats suggèrent qu'il est possible de détecter automatiquement les surfaces influençant la méthode *via* leur faible qualité de représentation dans le plan factoriel et leurs scores pour les indices de textures.

1 Introduction

Dans le chapitre précédent (Chapitre 4), il a été mis en évidence sur un site test restreint que les deux premières composantes issues de la méthode FOTO correspondaient à deux gradients continus de texture. Le premier oppose les fenêtres contenant une texture grossière (c.a.d des basses fréquences spatiales) et celles contenant une texture fine (c.a.d des fréquences spatiales élevées). Le deuxième gradient exprime quant à lui la dominance dans la fenêtre d'une texture très fine. Ces gradients de texture ont ensuite pu être interprétés en termes de structure de la végétation. Dans une perspective de mise en place opérationnelle de la méthode pour la caractérisation et le suivi de l'hétérogénéité de la végétation, il est nécessaire de s'assurer de sa généricité.

Ce chapitre vise donc à déterminer si les gradients de texture obtenus avec la méthode FOTO varient avec la nature des systèmes analysés. On cherchera plus précisément à évaluer si les gradients de texture obtenus sur une zone restreinte d'un milieu naturel sont stables lorsque l'emprise de la zone analysée est plus grande. L'élargissement de la zone d'étude implique en effet une potentielle diversification des types de surface, avec en particulier l'introduction de surfaces anthropisées.

Parmi les surfaces anthropisées, les zones agricoles comme les vignes ou oliveraies sont caractérisées par des motifs périodiques très spécifiques pouvant fortement influencer l'analyse du contenu fréquentiel réalisée avec la méthode FOTO, en particulier lors du calcul de l'ACP. En effet, l'ACP est basée sur l'analyse de la variabilité des r-spectra. Par conséquent, si le contenu fréquentiel des nouveaux types de surfaces est très différent de celui des zones naturelles précédemment étudiées, leur présence introduit alors une variabilité importante dans l'ensemble des r-spectra de l'image. Les composantes principales seront donc définies différemment et n'auront donc pas la même interprétation fréquentielle, et *a fortiori*, la même interprétation écologique.

L'influence de la diversification des surfaces analysées peut être étudiée de deux façons. Une première approche est d'analyser leur effet sur la caractérisation de la structure de la végétation. On cherche alors à déterminer s'il est toujours possible de retrouver un gradient de fragmentation à partir de la première composante. Une seconde approche consiste à étudier l'influence de ces surfaces plus en amont de la méthode, en étudiant si la corrélation des composantes principales avec les fréquences spatiales est stable avec l'emprise de la zone étudiée. Autrement dit, si les gradients continus de texture mis en évidence sont stables. Évidemment, de la nature de ces gradients découle la caractérisation de la végétation, mais une telle approche permet de mieux appréhender comment l'inclusion de surface agricoles, par exemple, influence la méthode FOTO, et comment la rectifier. C'est donc cette dernière approche qui est retenue dans ce chapitre.

Cette partie a donc pour objectif de répondre aux questions suivantes :

1. L'interprétation des composantes principales en termes de fréquences spatiales est-elle différente lorsque la méthode FOTO est appliquée sur l'ensemble du site Natura 2000 ou sur une zone plus réduite à l'intérieur de ce site ?

2. Les surfaces anthropisées sont-elles responsables des variations observées dans la définition des composantes principales ?

3. Les surfaces anthropisées entraînent-elles des variations du score des composantes principales des fenêtres contenant de la végétation naturelle ?

2 Matériel et méthode

2.1 Images aériennes et site d'étude

Les images utilisées dans cette partie sont issues de la BD ORTHO IRC fournie par l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN), et ont été acquises pendant l'été 2015 durant le mois de juin. Ces images comportent trois bandes spectrales, vert, rouge et proche infrarouge, avec une résolution spatiale de 50 cm. Elles sont livrées par tuiles de 25 km^2 téléchargeables au format JPEG 2000 dans le système de projection Lambert-93, elles-même assemblées en une mosaïque découpée selon les limites administratives du site Natura 2000 "Montagne de la Mourre et causse d'Aumelas" (voir Figure 5.1)

2.2 Méthodologie

La méthode FOTO est appliquée avec une taille de fenêtre de 100 m sur le NDVI calculé à partir des bandes rouge et proche-infrarouge des images aériennes. Les résultats de la méthode sont ensuite interprétés en deux étapes. Premièrement, les corrélations des fréquences spatiales avec le plan factoriel des deux premières composantes principales (PC) sont étudiées. L'objectif est d'analyser si les fréquences spatiales sont décorrélées selon un gradient continu qui permet d'interpréter les composantes de l'ACP comme des gradients de rugosité, à l'instar de l'analyse FOTO réalisée sur une zone restreinte.

Une manière complémentaire pour interpréter les PC en termes de texture est d'étudier la texture des fenêtres contribuant fortement à la construction des PC, c'est-à-dire les fenêtres pour lesquelles la distance à l'origine du plan factoriel est importante. Cependant, il est nécessaire de vérifier que la qualité de représentation des fenêtres avec une forte contribution est suffisamment élevée. Une faible qualité de représentation indique en effet que la texture est mal représentée par les PC, et qu'elle ne peut donc pas être utilisée pour l'interprétation pour les PC (voir Chapitre 4).

Enfin, on identifie le type de surface des fenêtres qui contribuent fortement à la construction des PC et qui ont une mauvaise qualité de représentation. Ces surfaces sont alors masquées, la méthode FOTO est appliquée une seconde fois et les analyses précédemment décrites sont de nouveau conduites. Les résultats sont comparés avec les résultats obtenus sans l'application du masque.

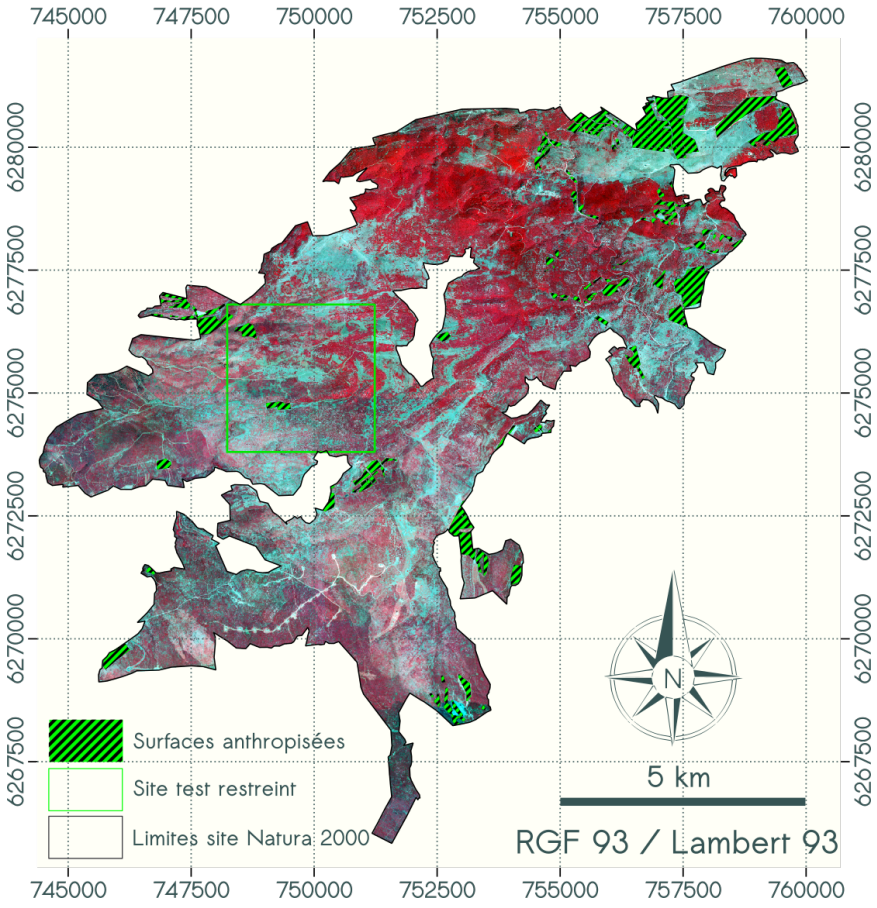


Figure 5.1 Site d'étude correspondant au site Natura 2000 "Montagne de la Mourre et causse d'Aumelas". La localisation de la zone test restreinte utilisée pour le Chapitre 4 est encadrée en vert.

Dans le précédent chapitre, une rotation des PC de l'ACP a été réalisée pour meilleure interprétation des PC en relation avec la structure de la végétation. Cette partie se concentre sur la seule interprétation texturale des PC et la rotation des PC ne sera pas traitée dans cette partie.

3 Résultats

3.1 Application de la méthode FOTO sur l'ensemble de la zone

3.1.1 Corrélations entre les composantes principales et les fréquences spatiales

Les Figures 5.2.a et b. illustrent de manière complémentaire les corrélations entre les PC et les fréquences spatiales, et plus précisément la continuité des gradients de fréquences. Plus une variable fréquentielle est corrélée avec l'une et/ou l'autre des composantes principales, plus sa position est éloignée du centre dans la Figure 5.2.a et plus elle a une valeur différente de 0 dans la Figure 5.2.b.

On observe une variation continue des corrélations entre les PC et les fréquences spatiales entre les fréquences basses (9 km^{-1}) et intermédiaires (150 km^{-1}). En revanche, cette variation est moins stable et moins continue entre les fréquences intermédiaires et les très hautes fréquences (950 km^{-1}), contrairement à ce qui a pu être observé dans le chapitre précédent.

3.1.2 Position des fenêtres dans le plan factoriel

La Figure 5.3 présente la position de chaque fenêtre dans le plan factoriel. La qualité de représentation de chaque fenêtre est indiquée par une échelle de couleur. La majorité des fenêtres a une position comprise entre -2 et 4 sur la PC 1 et entre -3 et 4 sur la PC 2 tandis que quelques fenêtres ont des valeurs largement supérieures à ces limites. Cependant, une majorité de ces fenêtres a une faible qualité de représentation. Cela signifie que ces fenêtres contribuent fortement à la construction de composantes principales alors même que ces dernières expliquent peu leur contenu fréquentiel.

3.1.3 Identification des fenêtres

Afin d'identifier le contenu de ces fenêtres, les dix fenêtres les plus éloignées du centre du plan de chaque secteur angulaire défini dans la Figure 5.3 sont affichées sur la Figure 5.4. Elles correspondent majoritairement à de la végétation naturelle pour le secteur angulaire 1 (Figure 5.4.a) avec toutefois la présence de deux fenêtres contenant des oliveraies. Pour les secteurs angulaires 2, 3 et 4 (respectivement Figure 5.4.b, c et d) les dix fenêtres les plus éloignées du centre sont majoritairement :

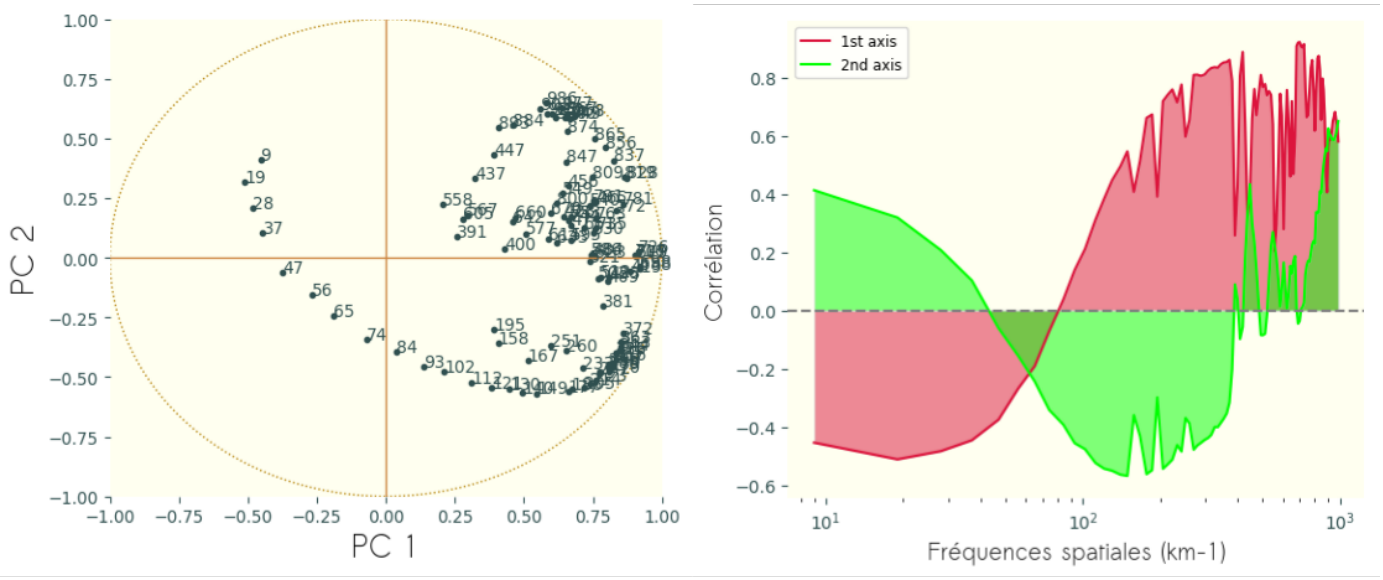


Figure 5.2 Corrélations entre les fréquences spatiales (en km^{-1}) et les deux premières composantes principales (PC1 et PC2) : (**a**) en représentation à deux dimensions (cercle des corrélations) et (**b**) en représentation à une dimension.

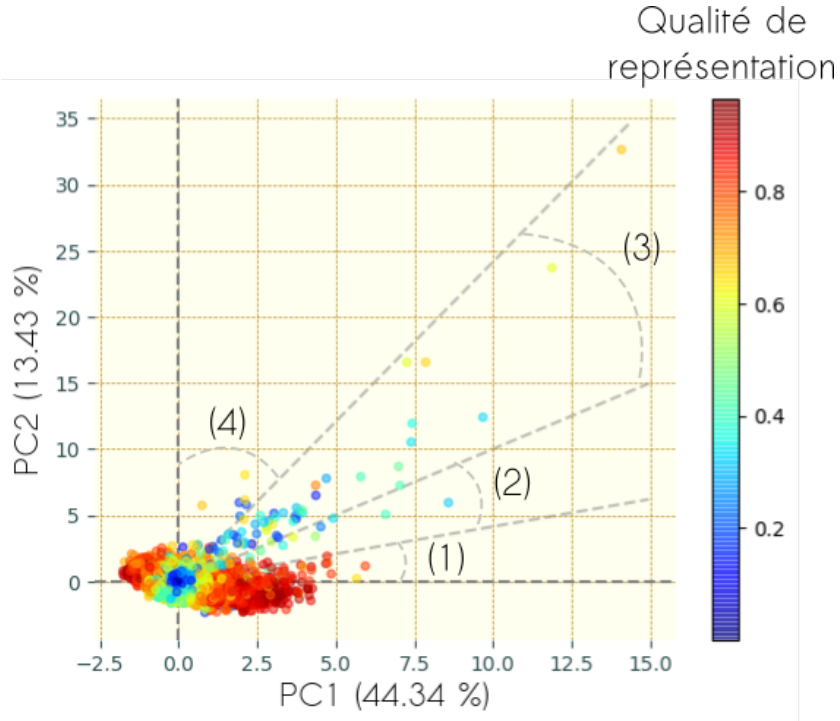


Figure 5.3 Position de chaque fenêtre dans le plan factoriel des deux premières composantes principales (PC1 et PC2). La qualité de représentation de chaque fenêtre dans le plan factoriel est représentée par une échelle de couleur. Les limites entre les secteurs angulaires 1, 2, 3 et 4 sont respectivement 22,5°, 45°et 67.5°.

- des fenêtres présentant une forte périodicité due à la présence de vignes ou d'oliveraies ;
- des fenêtres contenant du sol nu et correspondant à des parcelles de culture nues. Ces fenêtres ne présentent pas de motifs fins visibles à l'œil nu. Dans ce cas, l'analyse fréquentielle n'est plus sensible aux motifs de la surface mais au *bruit* de l'image, ce qui correspond à une part de variabilité expliquée par les très hautes fréquences.

Ces résultats montrent que la corrélation entre les PC et les fréquences spatiales n'est pas stable lorsque la méthode FOTO est appliquée sur une zone élargie. La corrélation de certaines hautes fréquences est beaucoup plus faible que les corrélations obtenues lorsque la méthode FOTO est appliquée sur une zone restreinte. Par ailleurs, certaines fenêtres comportant des motifs périodiques dû à la présence de vignes, d'oliveraies ou de sol nu ont une distance à l'origine du plan factoriel très importante, avec une faible qualité de représentation. D'une part, cela signifie que la texture de ces surfaces n'est pas représentative des PC et d'autre part, ces résultats suggèrent que la décorrélation de certaines hautes fréquences est peut-être due à la présence de ces fenêtres.

3.2 Application de la méthode FOTO sur la zone masquée

3.2.1 Masque de la zone

Un masque des zones anthropisées précédemment identifiées a été réalisé afin d'éliminer les zones suivantes :

- vignes (Figure 5.5.a) ;
- plantations d'arbres, qui peuvent être soient des plantations de pin soit des oliveraies (Figure 5.5.b et c) ;
- bâtiments (Figure 5.5.d) ;
- plan d'eau (Figure 5.5.e) ;
- cultures avec un sol nu (Figure 5.5.f).

Bien que non identifiés dans les fenêtres les plus excentrées, dans la Figure 5.4, les plans d'eau ont également été masqués. Ils présentent en effet les mêmes caractéristiques texturales que les cultures avec un sol nu. Enfin, nous avons choisis de masquer également les bâtiments du fait leur organisation en motifs réguliers. Au total, les différents surfaces représentent 473 ha soit 5.0% du site Natura 2000 (Table 5.1). Toutes les fenêtres intersectant le masque ont été enlevées de l'analyse. Cela correspond à un total de 725 fenêtres sur 7355 fenêtres soit environ 10% du total de fenêtre.

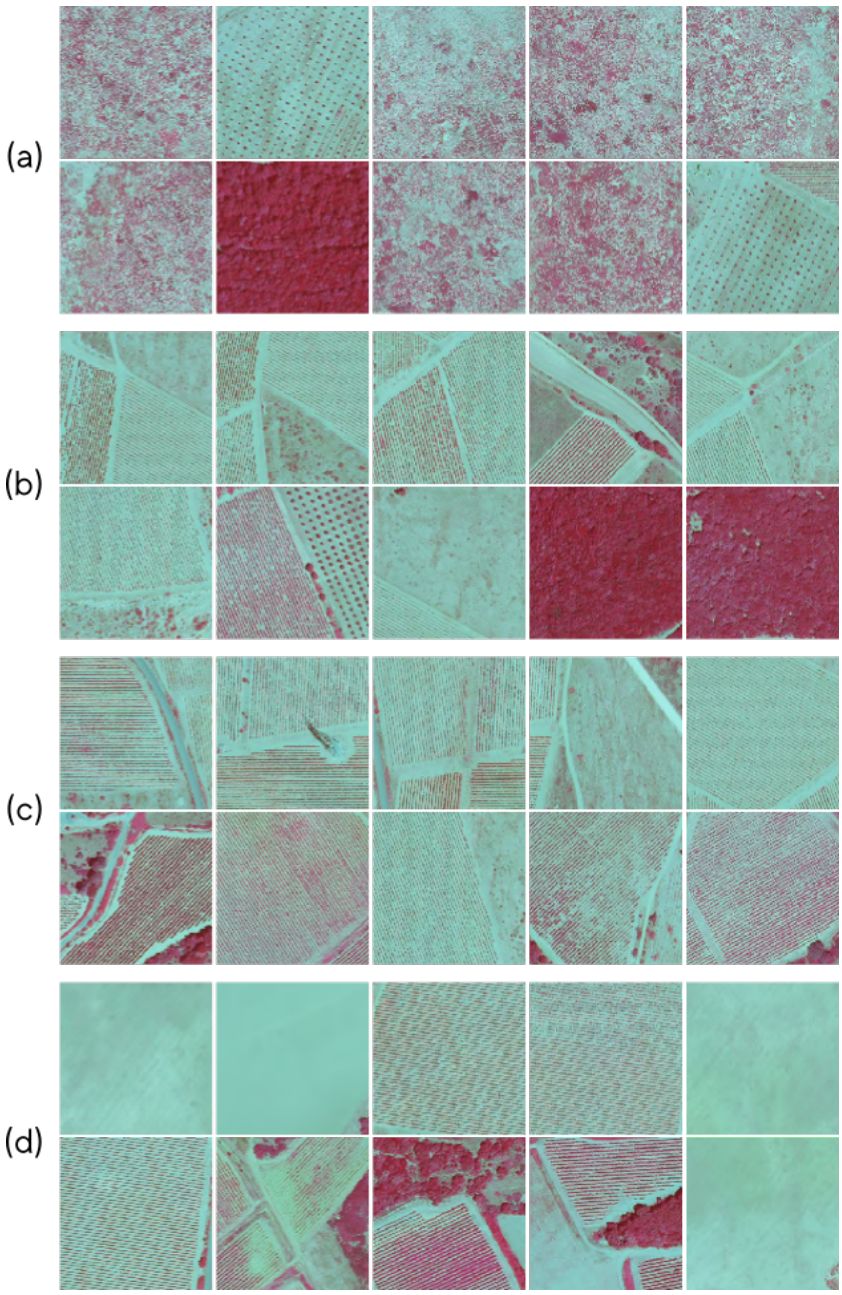


Figure 5.4 Les dix fenêtres les plus éloignées du centre du plan factoriel pour les secteurs angulaires (**a**) 1, (**b**) 2, (**c**) 3, (**d**) 4 définis dans la Figure 5.3.

Table 5.1 Liste des types de surfaces masquées et la surface masquée correspondante.

Type de surface	Surface (ha)	Surface (%)
Arbres plantés	218	2.3
Vignes	132	1.4
Culture avec un sol nu	83	0.9
Bâtiments	38	0.4
Plan d'eau	2	0.0
Total	473	5.0

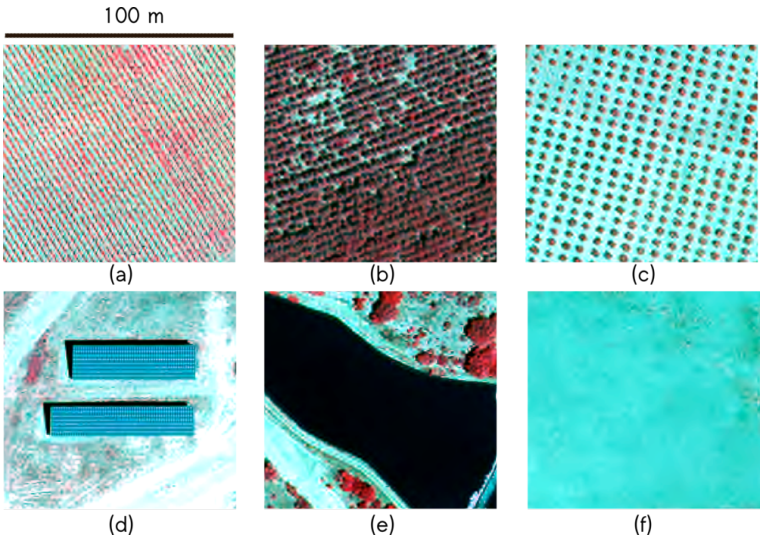


Figure 5.5 Exemples de fenêtres masquées avec un fort contenu fréquentiel périodique avec (**a**) des vignes, (**b**) des plantations de pins, (**c**) une oliveraie, (**d**) des bâtiments et des surfaces "lisses" associées à des très hautes fréquences avec (**e**) un plan d'eau et (**f**) une culture nue.

3.2.2 Corrélations entre les composantes principales et les fréquences spatiales

Après la suppression des surfaces anthropisées, les corrélations des hautes fréquences sont cette fois-ci ordonnées selon un gradient continu (Figure 5.6.a), conformément aux résultats du précédent chapitre. Après l'application du masque, toutes les hautes fréquences sont fortement corrélées avec la PC1 et les très hautes fréquences corrélées avec la PC2 (Figure 5.6.b).

3.2.3 Position des fenêtres dans le plan

Après l'application du masque, la représentation de l'ensemble des fenêtres d'analyse dans le plan factoriel apparaît beaucoup plus compacte (Figure 5.7) Il n'y pas de groupes de fenêtres avec une distance à l'origine largement supérieure à celle de la majorité des fenêtres. De plus, toutes les fenêtres ont une bonne qualité de représentation (supérieure à 0.7), à l'exception de celles qui sont proches du centre. Enfin, les deux premières composantes représentent 80,9% de la variabilité totale contre 57,8% avant l'application du masque, ce qui est similaire à la variabilité expliquée pour la zone restreinte (85.0%).

3.3 Influence du masque sur les indices de texture

Les scores des fenêtres non masquées avant et après l'application du masque sont comparées. La Figure 5.8.a montre qu'il y a une très forte corrélation (Coefficient de corrélation de Pearson (CPP) = 1.00) entre les scores de la première composante des deux ACP, avec une légère augmentation des scores élevées sur l'ACP réalisée après le masque. La corrélation entre les scores de la deuxième composante des deux ACP est plus faible mais reste très forte (CCP = 0.87) (Figure 5.8.b), avec une

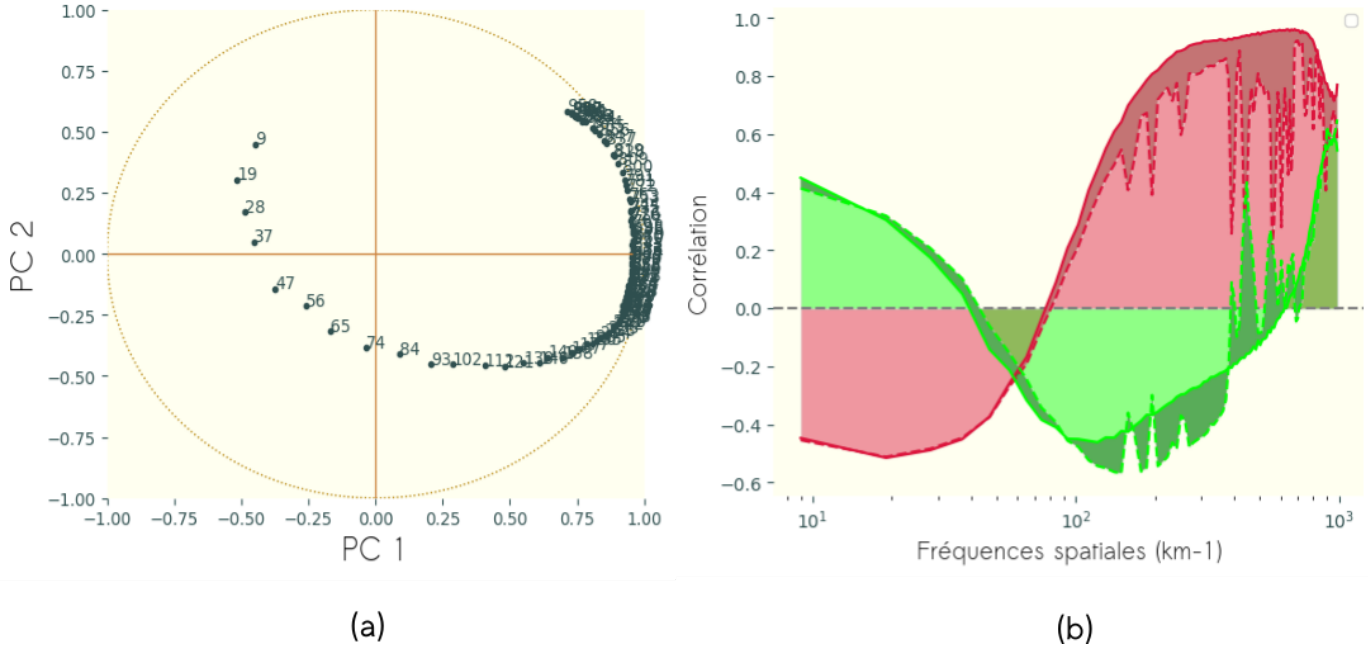


Figure 5.6 Corrélations entre les fréquences spatiales (en km^{-1}) et les deux premières composantes principales (PC1 et PC2) après l'application du masque : (**a**) en représentation à deux dimensions (cercle des corrélations) et (**b**) en représentation à une dimension. Les corrélations avec PC1 et PC2 sont respectivement représentées en rouge et vert. Les corrélations avant et après l'application du masque sont respectivement représentées en pointillées et en traits continus.

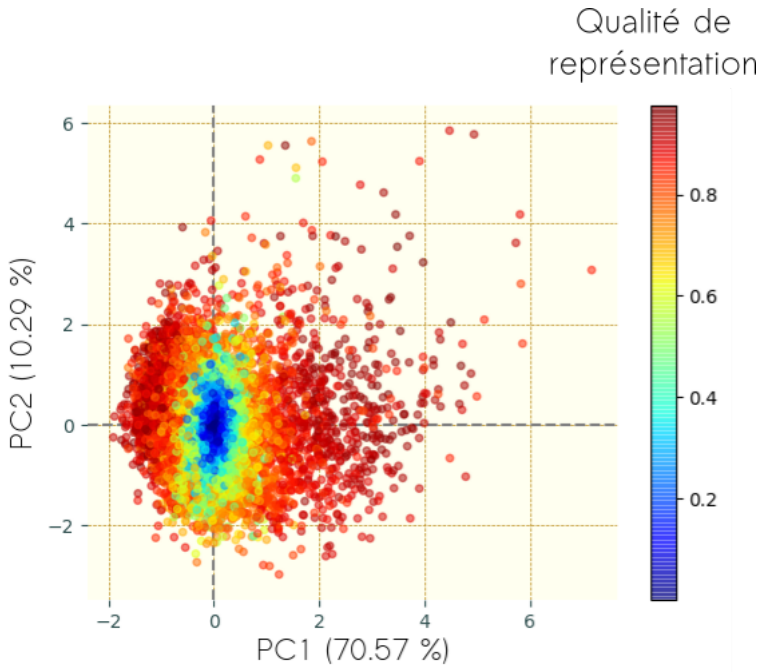


Figure 5.7 Position de chaque fenêtre après application du masque dans le plan factoriel des deux premières composantes principales (PC1 et PC2). La qualité de représentation de chaque fenêtre dans le plan factoriel est représentée par une échelle de couleur.

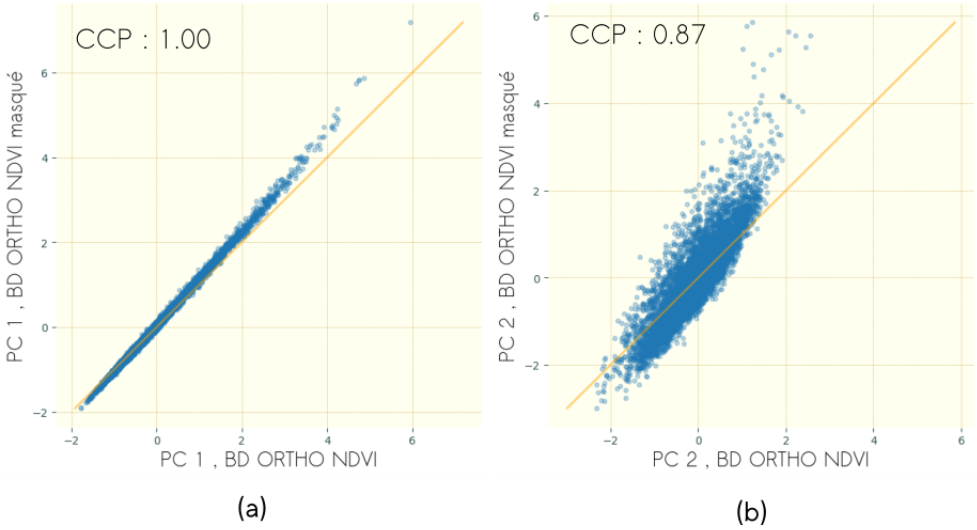


Figure 5.8 Corrélations entre les valeurs des fenêtres avant et après l'application du masque pour (**a**) la première composante principale et (**b**) la deuxième composante principale. (CCP : coefficient de corrélation de Pearson)

augmentation des scores élevés sur l'ACP réalisée après le masque. Ce dernier point suggère une meilleure séparabilité des fenêtres contenant un contenu fréquentiel élevé.

4 Conclusion

La présence de surfaces caractérisées par une organisation périodique influence l'analyse texturale de la méthode FOTO. En effet, elle altère la décorrélation des fréquences spatiales dans le plan factoriel qui n'est plus continue pour les hautes fréquences. De fait, le lien entre les PC les fréquences spatiales est plus difficile à interpréter. De plus, la position des fenêtres dans le plan factoriel est également impactée. Le chapitre précédent montre que la position d'une fenêtre dans le plan factoriel est un bon indicateur de la structure spatiale de la végétation. Il est donc probable que la présence de zones avec une organisation périodique ait également une influence sur la caractérisation de la structure de la végétation, bien que celle-ci reste à évaluer.

Finalement, ces résultats montrent l'importance de l'exclusion *a priori* des zones anthropisées de l'analyse FOTO. Leur surface s'est avérée suffisamment faible pour qu'une délimitation manuelle ne soit pas trop chronophage pour le site Natura 2000 "Montagne de la Mourre et causse d'Aumelas". Cependant, le cas de ce site est exceptionnel et la plupart des milieux naturels méditerranéens de garrigues sont souvent organisés en mosaïque avec des milieux urbains ou agricoles (Blondel, 2006), rendant la délimitation manuelle de ces zones beaucoup plus chronophage. L'automatisation de l'identification des zones non-naturelles est donc un enjeu important pour une utilisation de la méthode dans un contexte opérationnel de gestion et suivi de la structure des milieux naturels. Diverses études ont montré l'intérêt de méthodes basées sur l'analyse fréquentielles des images pour la détection et la caractérisation automatique de parcelles agricoles comme les vignes (De-

lenne et al., 2008), les vergers (Warner and Steinmaus, 2005) ou des parcelles plantations forestières (Regniers et al., 2015). Cependant, la méthode FOTO elle-même montre un fort potentiel pour la détection de ces surfaces.

Les résultats de ce chapitre suggèrent que les fenêtres correspondant à des surfaces anthropisées peuvent être identifiées d'une part par leur position excentrée dans le plan factoriel, et d'autre part par leur faible qualité de représentation. Une méthode basée sur ces deux critères pourrait être envisagée afin d'automatiser l'extraction des fenêtres ayant une influence sur l'analyse de texture. Néanmoins, une telle méthode ne garantit pas l'exclusion de toutes les fenêtres avec une surface anthropisée, seulement celles qui influencent la méthode FOTO. L'une des principales raisons de cette limitation est le découpage arbitraire de l'image en fenêtres. Par exemple, le caractère périodique d'une fenêtre contenant pour moitié des vignes et pour moitié de la végétation naturelle est susceptible d'être moins discriminant, se traduisant par une position moins excentrée sur le plan factoriel.

Un autre critère potentiel pour filtrer automatiquement ces surfaces est leur anisotropie. Dans la méthode FOTO, l'information fréquentielle est résumée dans un spectre radial qui moyenne la réponse fréquentielle pour toutes les directions. Cependant, il pourrait être pertinent de calculer un spectre angulaire pour chaque fenêtre, permettant ainsi de distinguer les zones avec une des textures anisotrope des zones avec une texture isotrope Mugglestone and Renshaw (1998). L'usage d'un tel critère ne serait néanmoins pas pertinent pour certains types de culture comme les oliveraies qui ne présentent pas toujours de texture avec direction préférentielle.

CHAPITRE 6

Complementarity between Textural and Radiometric Indices From Airborne and Spaceborne Multi VHSR Data: Disentangling the Complexity of Heterogeneous Landscape Matrix

En résumé :

- objectif : tester l'influence de la *résolution spatiale* et de *l'information radiométrique* de l'image utilisée sur la caractérisation de la structure de la végétation avec la méthode FOTO ;
- la méthode FOTO est appliquée sur quatre images (1) la bande NDVI de la BD ORTHO (0.5 m de résolution), (2) la bande NDVI du satellite Pléiades (2 m de résolution), (3) la bande panchromatique du satellite Pléiades (0.5 m) et (4) le NDVI issue de la fusion de l'image multispectrale et de la bande panchromatique du satellite Pléiades (0.5 m) ;
- l'information spectrale du NDVI à 0.5 m permet de caractériser l'ensemble de la diversité de la structure de la végétation observée, à l'inverse des autres images ;
- la bande panchromatique et le NDVI à 2 m sont néanmoins pertinentes pour caractériser en partie la composition et l'organisation des strates de végétation ;
- l'information fournie par le NDVI est la bande panchromatique sont complémentaires et apportent des détails sur des types de structures différents ;
- la combinaison de ces deux sources d'information est une piste prometteuse pour l'amélioration de la caractérisation de la structure de la végétation.

Authors: Marc Lang[1], Samuel Alleaume[1], Sandra Luque[1], Nicolas Baghdadi[1] and Jean-Baptiste Féret[1].

[1]TETIS, AgroParisTech, CIRAD, CNRS, IRSTEA, Univ Montpellier, 34000 Montpellier, France.

Paper status: Published in *Remote Sensing* the 23 March 2019

Abstract: The quantitative characterization of landscape structure is critical to assess conservation, monitor and manage biodiversity. The Mediterranean Basin is a biodiversity hotspot that illustrates the strong relationship between biodiversity and the complexity of the landscape mosaic. Our objective was to test the relevance of two textural indices and one radiometric index (the normalized difference vegetation index, NDVI) to characterize vegetation structure. These indices could be used as indicators of vegetation composition and organization of four vertical strata when derived from airborne and Pléiades space-borne VHSR imagery. More specifically, we analyzed the influence of the spatial resolution and the radiometric information on the characterization of the landscape structure. Our results indicated that NDVI information at 0.5 m spatial resolution was necessary to be able to incorporate the heterogeneity of vegetation structure. Indices derived from lower resolution NDVI images or different radiometric information than airborne images also proved to be sensitive to vegetation fragmentation and composition. NDVI images brought out details on ligneous/herbs patterns while panchromatic image brought out more details on herbs/bare soil patterns. Combined textural and NDVI indices show strong potential for vegetation structure understanding, allowing detailed mapping. NDVI information shows good potential for applications related to landscape closure dynamics; related habitat degradation indicators caused by shrub encroachment. Panchromatic derived information, on the other hand, provides information relevant in applications focusing grazing management.

Keywords: landscape structure; heterogeneity; FOTO; texture indices; very high resolution optical images, habitat monitoring

Résumé: La caractérisation de la structure du paysage est cruciale pour évaluer, suivre et gérer la conservation de la biodiversité. Le bassin méditerranéen est un point chaud de biodiversité qui illustre bien le lien fort entre biodiversité et complexité de la mosaïque paysagère. Notre objectif est de tester le potentiel de deux indices de texture et un indice radiométrique (le normalized difference vegetation index, NDVI), à servir d'indicateurs de la composition et la configuration de quatre strates verticales. Plus précisément, nous avons testé l'influence de la résolution spatiale et de l'information radiométrique sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale en dérivant ces indices à partir d'images aériennes et du satellite Pléiades. L'information spectrale du NDVI à une résolution spatiale de 0.5 m s'est avérée nécessaire pour caractériser l'ensemble de du gradient d'hétérogénéité présent sur notre site d'étude. Les indices dérivés à partir d'image NDVI ayant une plus faible résolution (2 m) ou une information radiométrique différente des images

aériennes se sont aussi avérés sensibles à la fragmentation et la composition de la végétation. Les images NDVI permettent une meilleure caractérisation des motifs liés à l'alternance des strates ligneuses et herbacées tandis que l'image panchromatique offre une meilleure sensibilité aux motifs liés à l'alternance des strates herbacées et de sol nu. La combinaison des indices de texture et du NDVI présente un fort potentiel pour la compréhension de la structure spatiale de la végétation en permettant une cartographie détaillée de la structure. Les indices dérivés du NDVI présente un intérêt particulier pour des applications liées à la fermeture des milieux comme la dégradation de la qualité des habitats causée par l'embroussaillement. Les indices dérivés de l'image panchromatique présente plutôt un intérêt pour des applications relatives à la gestion du pâturage.

Mot-clefs: Structure du paysage; hétérogénéité; FOTO; indice de texture; Imagerie optique à très haute résolution spatiale; Gestion des habitats

---

1 Introduction

Heterogeneity of landscape structure is related to ecosystem functions, biodiversity and ecosystem services. The quantitative characterization of landscape structure is critical in any evaluation for conservation to report, monitor and manage biodiversity because of the relationship that exists between landscape structure and ecological processes (Atauri and de Lucio, 2001; Lawley et al., 2016; Redon et al., 2014; Nagendra et al., 2013). It has been recognized also as a crucial variable by the group on earth observations biodiversity observation network (GEO BON) within the framework of essential biodiversity variables (EBVs) aiming at reporting changes and enhancing global cooperation for the implementation of policies preventing the loss of biodiversity (Pereira et al., 2013; Skidmore et al., 2015).

The Mediterranean Basin is a biodiversity hotspot (Blondel and Aronson, 1999; Myers et al., 2000; Medail and Quezel, 1997) and illustrates the strong relationship between biodiversity and landscape complexity, characterized by heterogeneous mosaics with a succession of open and close habitats, particularly favorable to species diversity (Cowling et al., 1996; Thompson, 2005c). From a long term perspective, anthropic activity has contributed positively to this remarkable diversity by sustaining landscape heterogeneity with logging and pasture, preventing habitats closure and homogenization (Blondel, 2006). This closure by shrubs and forest is now occurring, due to changes in traditional practices, combined with habitat loss and fragmentation induced by land use change (Debussche et al., 1999; Sirami et al., 2010).

Herein, the development of operational monitoring systems providing information on the temporal/spatial distribution of vertical vegetation strata such as herbaceous, shrub, or tree layer at fine scale over a large extent is crucial for biodiversity conservation (Shoshany, 2000) and for fire

risk prevention (Lloret et al., 2002; Moreira et al., 2011). In order to efficiently report, monitor and manage vegetation structure, indices provided by such systems should ideally fulfill the following requirements (Brummitt et al., 2017; Feld et al., 2010): i) a reduced number of indices should be identified as the complexity of ecological interpretation increases with the number of indices and reduces the capacity to transpose and compare among territories; ii) these indicators should have minimum redundancy and bring complementary information on several components of vegetation structure such as the spatial configuration and composition of several vertical strata; iii) they should be derived from unsupervised methodologies to facilitate their application with limited in situ data whose acquisition is expensive and time-consuming. Remotely sensed spectral information is recommended by several authors (Duro et al., 2007; Rocchini et al., 2010; Nagendra et al., 2013; Pettorelli et al., 2014) as a proxy for environmental heterogeneity and the consequent rapid assessment of biodiversity properties. Hence, remote sensing is a major tool contributing to the development of monitoring systems by providing information on heterogeneous environments over extensive space and time scales (Shoshany, 2000; Tuanmu and Jetz, 2015; Turak et al., 2017). Very high spatial resolution (VHSR) imagery in particular allows disentangling the structure of complex and heterogeneous landscapes (Mairota et al., 2015; Vihervaara et al., 2017).

Patch-mosaic metrics are widely used to determine the influence of landscape composition or configuration on ecological processes (Forman, 1995; Turner, 1989; Turner and Gardner, 2015). Nonetheless, landscape metrics show several limitations, related to classification process and conceptual flaws in landscape pattern analysis (Riitters et al., 1995; Gustafson, 1998). Indeed, inherent misclassifications are inevitable and may lead to strong variability in the computation of the resulting metrics, even for low error rates (Langford et al., 2006; Li and Wu, 2004). Another limitation is related to the assumption that the image is composed of patches of pure pixels with sharp boundaries, whereas images acquired over natural landscapes are usually characterized by mixed pixels and continuous gradients or fuzzy boundaries. Therefore, patch-mosaic metrics may fail to capture landscape heterogeneity, which is crucial information for habitat condition assessment (Gallardo-Cruz et al., 2018). Those limitations make the characterization of pattern changes difficult (Burnicki, 2012) and may lead to misinterpretation (Shao and Wu, 2008).

To overcome these limitations, the characterization of landscape structure through continuous approaches has been increasingly considered. Continuous approaches do not require preliminary image classification, avoiding problems caused by subjectivity and misclassification as aforementioned (Gallardo-Cruz et al., 2018). Indeed, these continuous approaches are based on textural analysis depicting gradients and spatial patterns from data sources considered as continuous, such as remote sensing images (Petrou and Sevilla, 2006). Different methods focusing on image texture analysis exist and the main challenge will be to derive accurate indices depicting heterogeneity of vegetation structure from remotely sensed spectral and spatial information (Gallardo-Cruz et al., 2018). For instance, heterogeneity in vegetation structure can be characterized by analyzing spatial autocorrelation using variograms (Pearson, 2002; Hudak and Wessman, 1998; Balaguer-Beser et al., 2013). Textural indices such as Haralick indices (Haralick, 1979; Gallardo-Cruz et al., 2018),

Gabor filters (Ruiz et al., 2004) and indices derived from wavelet transform (Fdez-Sarria et al., 2005) have been used to characterize the structure of semi open landscapes. However, their application requires expert parametrization and their ecological interpretation remains challenging.

In previous work (Lang et al., 2018), we developed a methodological framework based on textural and radiometric analysis of the normalized vegetation index (NDVI), computed from very high spatial resolution imagery: two textural indices were produced from the Fourier based textural ordination (FOTO) method applied on NDVI, and complemented by a radiometric index corresponding to the value of the NDVI. Textural indices were sensitive to vegetation fragmentation while the radiometric index was sensitive to the photosynthetic activity of vegetation (Lang et al., 2018). The combination of these three indices provides information about the composition and the configuration of four vertical strata: i) bare soil, ii) herbaceous stratum, iii) low (shrubs or early growth stage of trees) and iv) high ligneous strata (trees). This approach showed particular interest for semi open landscapes monitoring because it fulfills the above mention requirements: three complementary indices obtained from an unsupervised methodology proved good capacity for the description of the continuous heterogeneity of vegetation structure, linked to the composition and configuration of four vertical strata. So far, the method was only tested with airborne VHSR images over a limited spatial extent. In the perspective of operational use, the applicability of this method with satellite VHSR images is required in order to assess the performances over large scales, with more diverse vegetation types and structure than previous studies did.

The main objective of this study is to test the ability of the indices previously developed (Lang et al., 2018) to provide relevant information on vegetation structure when derived from VHSR satellite imagery. The suitability of the method to VHSR satellite images raises questions, as these images may not share the same combination of spatial resolution and radiometric information. Therefore, the textural and radiometric indices computed from satellite images and used to describe landscape structure may significantly differ from those computed from airborne images.

Here, we specifically focus on the applicability of the proposed method to Pléiades images in order to study the contribution of spatial resolution and radiometric information on the characterization of vegetation structure. Within this vein, we aim at answering to the following questions :

- does vegetation structure differ when derived from airborne NDVI images or from spaceborne panchromatic images sharing the same spatial resolution ?
- does vegetation structure differ when derived from airborne NDVI images or from spaceborne NDVI images with coarser spatial resolution ?

More specifically, it is important to gain understanding on how textural and radiometric gradients vary with the type of data in use, and if these different data types complement each other for the description of vegetation structure.

To answer these questions, we will first test the capability of different types of images obtained

from the Pléiades satellite to produce meaningful textural and radiometric indices for the description of vegetation structure. We will link these indices to widely used landscape metrics through regression models, and then use these metrics to interpret textural and radiometric components obtained from each data configuration in terms of vegetation structure. The goal of this study is to improve operational monitoring of vegetation structure in heterogeneous landscapes, and to identify complementarities between different image types for this purpose.

1.1 Airborne color infrared images

Airborne images were taken from the color infrared BD ORTHO CIR, a French airborne imagery database acquired by the IGN (Institut National de l'Information Géographique et Forestière). The dataset used in the study corresponds to 113 pictures acquired in June 2015, preprocessed and delivered as an orthorectified mosaic with a radiometric equalization performed among pictures. Pixel values are thus not expressed in reflectance but in numeric count. Images are provided in 25 km^2 square tiles downloadable in JPEG 2000 format, in the French Lambert-93 projection (Table 6.1). Visible and near infrared information at 0.5 m spatial resolution allows the computation of NDVI in order to study vegetation photosynthetic activity and link it to structure at very fine scale. However, time of acquisition cannot be controlled while it could be crucial for vegetation structure monitoring (Ali et al., 2014). In addition, the availability of VHSR airborne images at low cost is not warranted in every country, which raises another limitation for future operational applications.

1.2 Pléiades satellite images

VHSR satellite images are increasingly available from public and commercial operators. National initiatives also improve availability of VHSR images for research purpose and to sustain public policies. Pléiades images are accessible to the French scientific community at "no cost" through the Theia Land data center[1]. Pléiades satellite is an interesting candidate to test the method developed by Lang et al. (2018) with satellite images, as it acquires 0.5 m spatial resolution panchromatic (P) images, and 2 m spatial resolution multispectral (MS) images, including visible and near infrared information (see Table 6.1). In addition, 0.5 m pansharpened multispectral images (panMS) can be produced from fusion of MS and P images. First, image were converted from radiance to top of atmosphere reflectance. Second, the pansharpening was performed as follows: first, the MS image was co-registered with the P image and re-sampled at 0.5 m resolution using a bi-cubic interpolation. Then, the two images were merged using the Bayesian data fusion algorithm (Fasbender et al., 2008)) implemented in the Orfeo Toolbox (OTB) software. The parametrization was set in order to maximize the spatial precision, corresponding to w parameter set to 0.99. Next, the NDVI was computed for MS image and the pan-sharpened image. Finally, the panchromatic band,

[1] www.theia-land.fr

Table 6.1 Characteristics of the images used in this study.

Data	Acquisition Date	Resolution	Radiometrics bands	Processing level
BD ORTHO	2015-06-26 2015-06-27	0.5 m	Green, Red, Infra-red	Orthorectified, Radiometric homogenization
Pléiades	2016-09-02	0.5 m 2 m	Panchromatic (480 - 830 nm) Blue (430 - 550 nm) Green (490 - 610 nm) Red (600 - 720 nm) Infra-red (750 - 950 nm)	Raw data

the 2 m resolution NDVI and the 0.5 m resolution NDVI were orthorectified in the Lambert-93 projection.

1.3 Study area

The study area is a typical Mediterranean landscape located in Southern France, named *Montage de la Moure et Causse d'Aumelas* (3°38′00" E, 43°33′00" N, Figure 6.1). It is part of Natura 2000 ecological network for natural habitat conservation, and includes very few anthropic areas and semi-natural areas.The table 6.2 presents the habitats of community interest (HCI) listed by the European Council Directive 92/43/EEC that are included in the study site. The Habitats are organized in mosaic, with a continuous openness gradient from open pasture (e.g. *Brachypodium restusum* mixed with *Thymus vulgaris* and *Rosmarinus officinalis*, corresponding to the 6620 HCI) to degraded pasture with variable colonization of shrubs (e.g. *Quercus coccifera*, *Juniperus oxycedrus* (corresponding to the 5210-1 HCI), (1) and (2), respectively, in Figure 6.1.b). This structural diversity is the result of long term anthropic activities such as logging or pasture, and is now facing a dynamic process of landscape closure by shrubs or forest (e.g. *Quercus ilex* and *Quercus pubescens*, corresponding to the 9340 HCI) due to changes in traditional management practices. As a consequence, the surface corresponding to open natural habitats decreases, resulting in a loss of faunistic and floristic diversity as well as an increase in fire risks and a loss of patrimonial heritage.

Image processing was restricted to the spatial extent defined by the Natura 2000 administrative boundaries, and anthropized surfaces, including built and agricultural surfaces, were excluded. In the context of textural analysis, the exclusion of agricultural surfaces is particularly important for vegetation showing periodic patterns, such as vineyards, olive and pine plantations. Clouds included in the Pléiades images were also masked. Total masked areas represent about 6% of the Natura 2000 site (9349 ha) and were delineated manually.

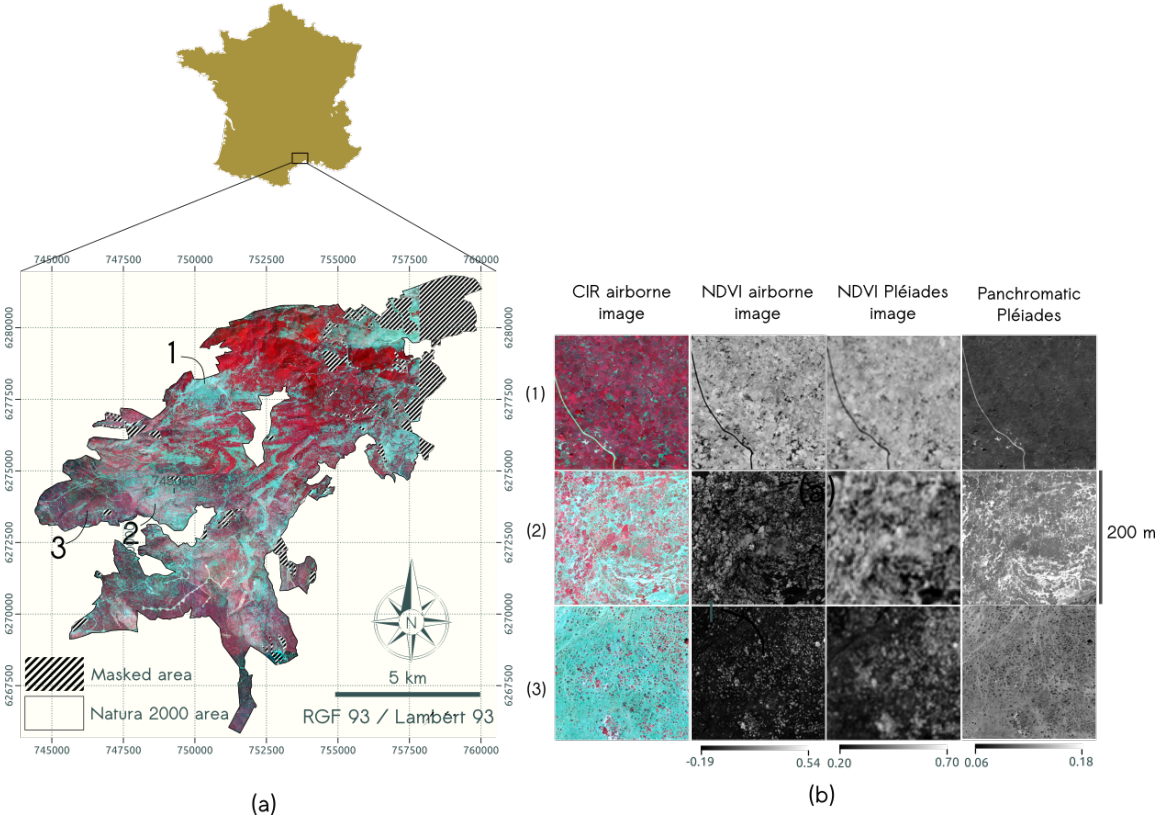


Figure 6.1 (**a**) Study area with color infrared (CIR) airborne image and (**b**) examples of vegetation structures with CIR airborne image, NDVI airborne and Pléiades images, and Pléiades panchromatic image with (1) dense cover of low ligneous (LL) (*Quercus coccifera*); two structure types of highly mix of herbs (H) and LL with (2) early stage of encroachment by LL dominated by *Quercus coccifera* and (3) LL dominated by *Juniperus oxycedrus*. Radiometric dynamic is indicated by the greyscales for NDVI images and Pléiades panchromatic band.

Table 6.2 List of the habitats of community interest that are present in *Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas* site (Hérault, 2014)

Natura 2000 code	Habitat Name	Surface (ha)
9340	*Quercus ilex* and *Quercus rotundifolia* forests	1863
6620	Pseudo-steppe with grasses and annuals of the Thero-Brachypodietea	1454
5210-1	Arborescent matorral with *Juniperus oxycedrus*	130
3290	Intermittently flowing Mediterranean rivers of the Paspalo-Agrostidion	9.4
6420	Mediterranean tall humid herb grasslands of the Molinio-Holoschoenion	5.7
3250	Constantly flowing Mediterranean rivers with *Glaucium flavum*	3.4
5210-3	Arborescent matorral with *Juniperus phoenicea*	2.5
8130	Western Mediterranean and thermophilous scree	2.1
3170	Mediterranean temporary ponds	1.8
3140	Hard oligo-mesotrophic waters with benthic vegetation of Chara spp.	0.17
8310	Caves not open to the public	...

2 Methods

2.1 Characterization of landscape structure

2.1.1 Landscape structure from discrete representation

The computation of landscape metrics is based on a discrete vegetation map. The following subsections describe the method used to produce the discrete vegetation map, and the type of landscape metrics computed from this vegetation map.

a. Vegetation mapping

The vegetation map was produced from an object based image analysis (OBIA) performed on the CIR airborne image. This OBIA aims at identifying four strata of interest corresponding to bare soil (BS), herbs (H), low ligneous (LL), i.e. shrubs or small trees, and high ligneous (HL). Here, the vegetation map derived from the airborne image was used as a reference, and the landscape metrics derived from this map were assumed to be stable between the airborne acquisition and the satellite acquisition one year later. The implementation of the vegetation map is detailed in Appendix 1.

b. Computation of landscape structure metrics

A variety of landscape metrics can be computed from the individual strata of the vegetation map. Although each landscape metric expresses a specific structural component, these metrics proved to be strongly redundant and intercorrelated (Kupfer, 2012; Lausch et al., 2015; Li and Wu, 2004; Turner and Gardner, 2015). Lang et al. (2018) identified a set of metrics which could be accurately estimated from textural and radiometric indices. Here, we focused on two of these metrics, the percentage of landscape (PLAND), and the landscape shape index (LSI). PLAND provides information about the landscape composition, i.e. the proportion of each stratum in a given spatial unit. LSI provides information about the spatial configuration of each stratum. It is the ratio between the sum of the patches' edges of a stratum and the minimum total edge possible, i.e. if all patches are aggregated into a single square patch. The minimum value is 1 if there is only one single square patch, and LSI increases when the number of patches increase or their shape diverges from a square and the length of the edges increase (McGarigal et al., 2012). It can be interpreted as a measure of landscape disaggregation.

The two landscape metrics were computed for each stratum BS, H, LL and HL with FRAGSTATS 4.2.1 Software (McGarigal et al., 2012). Two grouped strata were also computed: the ground (G) stratum, which corresponds to the combination of BS and H, and the ligneous (L) stratum, which

corresponds to the combination of LL and HL. The landscape metrics were computed for a given window size across the landscape. Window boundaries were not counted as edges and metrics were computed with the eight neighbors rule within each window. The window size is mainly constrained by the information derived from the continuous representation and is defined in the next section.

2.1.2 Landscape structure from continuous representation

The two textural indices were computed using the FOTO method. They provide information about the configuration of the vegetation (Barbier et al., 2011; Couteron, 2002; Couteron et al., 2006; Proisy et al., 2007). The radiometric index corresponds to the NDVI and provide information about the proportion of individual vertical strata (BS, H, LL, HL), and the grouped strata (G and L). Combined, textural and radiometric indices provide complementary information about the composition and the configuration of each stratum (Lang et al., 2018).

The FOTO method produces textural gradients derived from frequency analysis of a single-band image. First, the image is divided into windows of homogeneous size. The window size is defined with respect to the type of landscape structure under study and the image spatial resolution: window size should be large enough to include several repetitions of the patterns of interest. Lang et al. (2018) concluded that a window size of about 100 m was appropriate for Mediterranean landscapes as this size allows the method to capture canopy texture, individual trees and shrubs, as well as clumps of ligneous. Following the conclusions of Lang et al. (2018), a window size of 108 m was chosen here. Second, a 2D Fourier transform is applied on each window, in order to produce a periodogram reflecting the share of variance accounted for by a given spatial frequency f, and traveling in a direction θ. The information is then averaged over all directions to produce a simplified 1D R-spectrum (Mugglestone and Renshaw, 1998). This directional averaging would be a strong limitation if the patterns of interest were expected to show anisotropic behavior, but this is not the case for our study site (Lang et al., 2018). A Principal Component Analysis (PCA) is then applied on the R-spectra in order to extract the main components contributing to the frequency domain and reduce its dimensionality. Similarly to (Lang et al., 2018), only the two first components of the PCA (PC1 and PC2) were used to define indices related to coarseness texture attributes and to characterize vegetation structure.

Lang et al. (2018) showed that the principal components produced by the FOTO method contained relevant information for the identification of a vegetation fragmentation textural gradient (VFTG), which is particularly important for the description for the vegetation structure in Mediterranean landscapes. This VFTG corresponds to a linear combination of the two first FOTO components PC1 and PC2. It is then possible to transpose this gradient along a single axis by applying a rotation of the 2D plane defined by PC1 and PC2. Lang et al. (2018) linked the textural gradient orthogonal to the VFTG (hereafter TG-2) to the dominance of very fine texture produced by the canopy grain when applying FOTO on airborne images. Here, we aim at understanding if the VFTG can also be

obtained from different types of satellite data when applying FOTO analysis, and if it is the case, which type of information corresponds to TG-2.

The radiometric index corresponding to the mean NDVI computed for each window enhances the capacity to discriminate structure among vegetation types when combined with textural information. Indeed, windows corresponding to different vegetation structures with opposite radiometric information (e.g. a matrix of herbaceous with shrubs vs. a matrix of shrubs with herbaceous gaps) may show similar textural attributes, leading to poor discrimination ability from textural indices only. Finally, the combination of VFTG, TG-2 and mean NDVI is a relevant set of indices for the characterization of vegetation structure.

2.2 Comparison of vegetation structure among data sources

Four sets of indices were computed from the different datasets:

- ANDVI: both textural and radiometric indices were obtained from NDVI computed from airborne images (0.5 m spatial resolution) ;
- PPAN: textural indices were obtained from the P band of Pléiades imagery (0.5 m), while the radiometric index was obtained from the NDVI computed from the MS bands of Pléiades imagery (2 m) ;
- PNDVI: both textural and radiometric indices were obtained from the NDVI computed from the MS bands of Pléiades imagery (2 m) ;
- PNDVIFUS: textural indices were obtained from the NDVI computed from the panMS bands of Pléiades imagery (0.5 m), while the radiometric index was computed from the NDVI computed from the MS bands of Pléiades imagery (2 m).

Lang et al. (2018) showed that regression models could be adjusted with textural and radiometric information obtained from ANDVI in order to estimate various landscape structure metrics. Here, we first aimed at testing the possibility to estimate landscape structure metrics from satellite images using the same methodology. Therefore, we compared the performance of regression models derived from airborne and spaceborne data for the estimation of PLAND and LSI (See Figure 6.2.a). Secondly, we aimed at understanding the contribution of spatial resolution, radiometric information and pansharpenning products on the characterization of landscape structure : differences in mean NDVI values were studied (Figure 6.2.b), then, the effect of spatial resolution was investigated by comparing ANDVI with PNDVI and the effect of radiometry was studied by comparing ANDVI with PPAN (Figure 6.2.c). The effect of fusion was studied by comparing PNDVI with PNDVIFUS. ANDVI was not compared with PNDVIFUS, as our objective is to specifically understand the influence of pansharpening on textural gradients and landscape metrics estimation. Finally, we produced a RGB color composition from the three indices, VFTG, TG-2 and mean

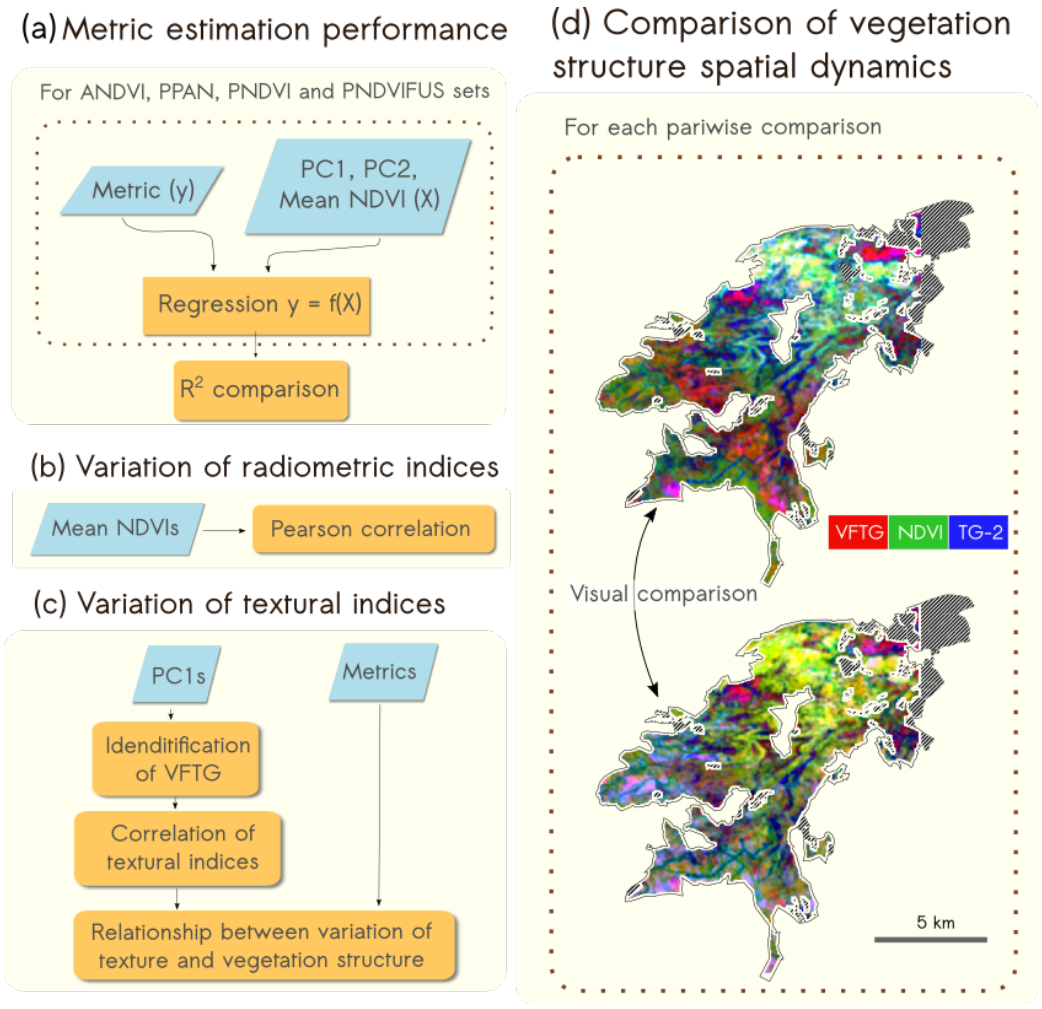


Figure 6.2 Representation of the methodological framework used to study the influence of radiometry, spatial resolution and fusion on the characterization of vegetation structure with combined textural and radiometric indices with (**a**) the comparison of the estimation of landscape metric; the variation of (**b**) radiometric and (**c**) textural indices and (**d**) the comparison of the spatial representation of the vegetation structure with RGB maps representation.

NDVI to map vegetation structure for each dataset and we compared the spatial dynamic of the vegetation structure (Figure 6.2.c). A summary of the main acronyms used in the study is available in table 6.3.

2.2.1 Estimation of landscape structure metrics

RBF-SVM regression models (Drucker et al., 1997) were adjusted from the principal components and the mean NDVI of ANDVI, PNDVI, PPAN and PNDVIFUS in order to estimate PLAND and LSI.

The dataset was randomly split into two different sets: a training set corresponding to 10% of the windows included in the study site (about 650 windows) and a validation set including the remaining windows. The optimization of C and γ was performed using an exhaustive grid search

Table 6.3 List of the acronyms used in the study.

Group	Acronyms	Description
Vegetation strata		
	BS	Bare soil
	H	Herbs
	LL	Low ligneous
	HL	High ligneous
	G	Ground stratum, the grouping of bare soil and herbs strata
	L	Ligneous stratum, the grouping of high and low ligneous strata
Textural indices		
	PC1 and PC2	First and second principal component of the FOTO method
	VFTG	PC1 after rotation, corresponding to a vegetation fragmentation textural gradient
	TG2	The orthogonal gradient to VFTG, corresponding to PC2 after rotation
Radiometric index		
	NDVI	Normalized Vegetation Index
Discrete based landscape metrics		
	PLAND	Percentage of area occupied by a certain stratum
	LSI	Landscape Shape Index, it is the ratio between the total edge of a stratum and the minimum total edge. It can be interpreted as a measure of landscape disaggregation.
Datasets		
	ANDVI	Textural indices and radiometric indices were derived from the NDVI of airborne images
	PPAN	Textural indices were derived from the panchromatic band of Pléiades imagery, the radiometric index is the NDVI of the multi-spectral bands of Pléiades imagery
	PNDVI	Textural indices and radiometric indices were derived from the NDVI of the multi-spectral bands of Pléiades imagery
	PNDVIFUS	Textural indices were derived from the NDVI of the pansharpened multi-spectral bands of Pléiades imagery, the radiometric index was the NDVI of the multi-spectral bands of Pléiades imagery

combined with a 5-fold cross validation, with values ranging from 2^{-4} to 2^{4} for each parameter. The regression models were then applied on the validation dataset and the coefficient of determination between the landscape metrics derived from the discrete approach and the landscape metrics estimated from the continuous approach was used to estimate the performances of the regression. The training/validation process was repeated 30 times with different training/validation samples in order to test the sensitivity of the models to the training dataset.

2.2.2 Comparison of radiometric indices

The absolute value of the radiometric indices derived from Pléiades and airborne images are expected to differ since Pléiades images were expressed in top of atmosphere reflectance while airborne images were preprocessed and delivered as an orthorectified mosaic with a radiometric equalization performed among pictures. Therefore, we focused on a relative comparison and computed the Pearson correlation coefficient (PCC) between mean NDVI derived from airborne and spaceborne images.

2.2.3 Comparison of textural indices

a. Identification of the vegetation fragmentation textural gradient from different data sources

As explained in section 2.1.2, the VFTG is obtained after applying a rotation of 2D plane defined by PC1 and PC2 produced by FOTO when applied on airborne images. Our goal was to evidence if a textural gradient equivalent to the VFTG can be produced by FOTO when applied on satellite images. Our hypothesis was that such VFTG derived from satellite images should be correlated to the VFTG derived from airborne images, but that the rotation to be applied on the PC1-PC2 plane may vary with data source. Therefore, we needed to identify the rotation maximizing our ability to compare information among data sources.

We first identified the rotation angle needed to produce the VFTG from the airborne images. Next, we applied a rotation angle varying between $0°$ and $170°$ to the PC1 and the PC2 of the different satellite datasets. Finally, we selected the rotation angle maximizing the correlation between the rotated PC1 of:

- PPAN and the VFTG derived from airborne images ;
- PNDVI and the VFTG derived from airborne images ;
- PNDVIFUS and the VFTG derived from PNDVI.

Once the optimal rotation angle was found, the correlation among data sources was computed for VFTG and its orthogonal gradient TG-2.

b. Relationship between textural gradients and vegetation structure

After VFTG and TG-2 were defined for each dataset, we investigated the information contained in these textural gradients by relating the resulting 2D plane with vegetation structure. Our goal was to study the influence of spatial resolution and radiometric information on the relationship between the 2D plane and the vegetation structure. Our hypothesis was that changes in strata contrast occurring when using different radiometric information or spatial resolution result in changes in the dominant pattern enhanced by FOTO. In order to verify this hypothesis, we converted the position of each window in the 2D plane from Cartesian coordinate system to polar coordinate system . Such conversion allowed access to the dominant pattern enhanced by the 2D plane.

In the polar coordinate system, the radial distance r refers to the homogeneity of patterns present in a windows while the angle θ corresponds to most discriminatory pattern. Windows with low r values, i.e. windows located around the origin of VFTG / TG-2 plane, were expected to display a mix of patterns (textural heterogeneity), with one pattern slightly more discriminating than the others. On the contrary, windows with high r values were expected to display one strongly discriminating pattern (textural homogeneity), with the angle θ indicating its coarseness property.

Therefore, we focused on the identification in divergences in θ positions between data sources, and we investigated the potential relationship between specific vegetation structures described by PLAND and LSI and these changes in angular position. We arbitrarily defined the reference angle corresponding to $\theta = 0°$ in order to associate windows discriminated by coarse patterns to low angular values, and windows discriminated by fine patterns with high angular values.

2.2.4 Spatial dynamics of vegetation structure

Finally, we produced a RGB color composition from the three indices, VFTG, TG-2 and mean NDVI. Based on these maps, we focused on five types of vegetation structure and compared the capacity to discriminate these types based on visual interpretation for each data source (Figure 6.2). These vegetation types correspond to:

- dense cover of HL (forest);
- dense cover of LL (see 1 in Figure 6.1);
- highly disaggregated LL and H, where LL is dominated by *Quercus coccifera* (see 2 in Figure 6.1) ;
- highly disaggregated LL and H, where LL is dominated by *Juniperus oxycedrus* (see 3 in Figure 6.1);
- dominant cover of H.

3 Results

3.1 Classification of vegetation strata

Classification of the four strata resulted in an overall accuracy of 95% and a Kappa Coefficient of 0.93. All strata were accurately identified, with user and producer accuracies higher than 0.90 (Table 6.4). Minor confusions were observed between ligneous classes and between BS and H strata.

3.2 Estimation of landscape metrics

We aimed at testing the possibility to estimate landscape structure metrics from the proposed combination of textural and radiometric indices. Figure 6.3 summarizes the performances of the regression models for the estimation of PLAND (proportion of the strata) and LSI (disaggregation of the strata) from the continuous approach. The performances obtained for the estimation of PLAND were similar among data sources, with high coefficients of determination ($R^2 > 0.80$) for HL, G, L and $R^2 > 0.65$ for LL and H, and poor performances for the BS stratum ($R^2 < 0.4$).

Performances obtained for the estimation of LSI did not show the same consistency among data sources as for PLAND. Better performances were systematically obtained for the estimation of metrics derived from ANDVI. Using NDVI information (PNDVI and PNDVIFUS) instead of panchromatic channel (PPAN) for FOTO analysis led to slightly improved estimation of LSI for herbs strata (H and G), but the performances among satellite data sources were similar when predicting other strata. No differences were evidenced when considering the effect of fusion (PNDVI vs. PNDVIFUS).

Table 6.4 Confusion matrix of the vegetation map (BS: bare soil, H: herbs, LL: low ligneous, HL: High ligneous).

	Classification results					
Reference data	**BS**	**H**	**LL**	**HL**	**Producer accuracy**	**Number of regions**
BS	**183**	1	0	0	0.99	184
H	9	**199**	9	0	0.92	217
LL	0	2	**206**	9	0.95	217
HL	0	0	14	**174**	0.93	188
User accuracy	0.95	0.99	0.90	0.95		

Overall Accuracy (OA) : 0.95 ; KAPPA : 0.93

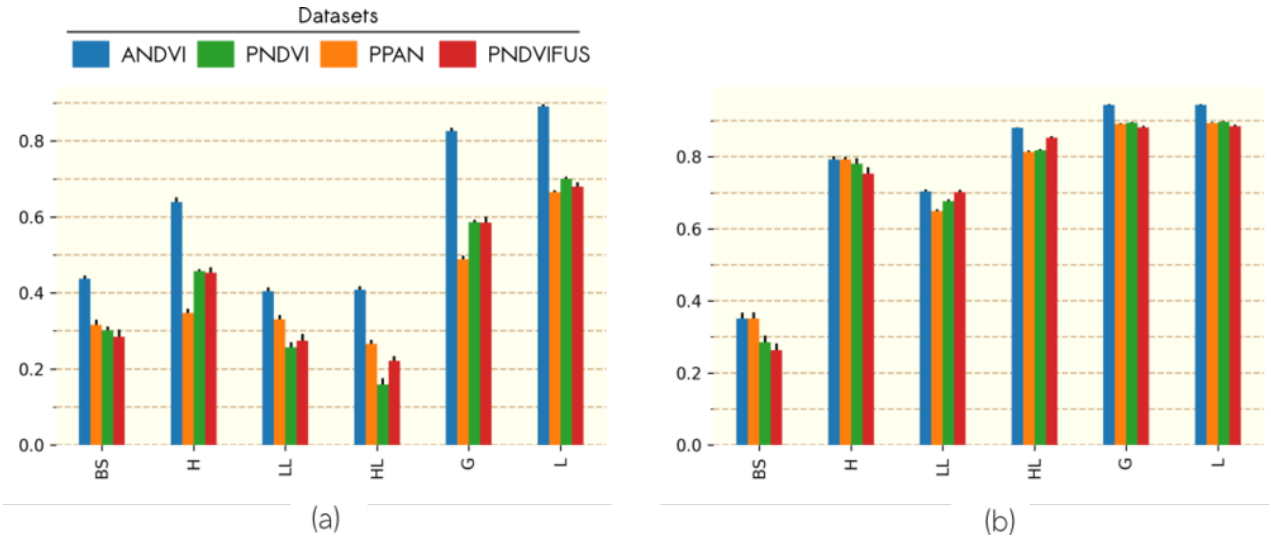


Figure 6.3 Mean of coefficients of determination over 30 iterations of regression models predicting LSI (**a**) and PLAND (**b**) for each stratum and combination of strata with indices computed from different band. Error bars represent the standard deviation of coefficients of determination over the 30 iterations.

3.3 Comparison of radiometric indices

The differences between mean NDVI values of airborne images and Pléiades imagery are illustrated in Figure 6.4. Mean NDVI computed from Pléiades image ranged from 0.2 to 0.7 while mean NDVI values of computed from airborne images ranged from -0.19 to 0.55. Yet, a strong correlation in the mean NDVI of the two data sources was observed ($PCC = 0.94$). The mean NDVI computed from airborne images showed systematic underestimation compared to the mean NDVI computed from Pléiades images, which can be explained either by the different radiometric units corresponding to each type of image or by the difference in acquisition date. A comparison of Pléiades image and SPOT image taken at the end of June similarly to airborne images is presented in Appendix 6.2. It must be noted that the vegetation state was stable between June and September, providing evidence that the variation observed (Figure 6.4) was mainly due to radiometric differences.

3.4 Comparison of textural indices

3.4.1 Identification of a textural index corresponding to vegetation fragmentation

The first step was to identify the necessary orthogonal rotation angle to be applied on the PC1-PC2 plane computed from the airborne images in order to retrieve a textural gradient corresponding to vegetation fragmentation. The VFTG was obtained when applying a rotation of 30°. This VFTG corresponds to a gradient between low frequencies (coarse patterns) and high frequencies (fine

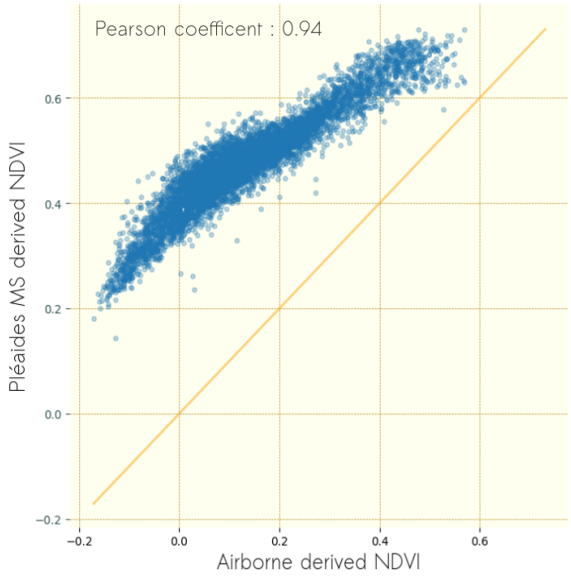


Figure 6.4 Scatterplot of mean NDVI values of windows computed for 0.5 m resolution airborne imagery and 2 m resolution Pléiades imagery.

patterns) (Figure 6.15, in appendix).

Figure 6.5 illustrates the distribution of LSI and PLAND metrics for the G stratum (Figure 6.5 (a, c)) and the L stratum (Figure 6.5 (b, d)) in 2D space defined by VFTG and Mean NDVI. It illustrates the relationship between VFTG and LSI. Low VFTG values corresponded to low LSI and conversely, high VFTG values corresponded to high LSI. The mean NDVI was related to the dominant stratum. Low NDVI values corresponded to high percentage of BS (Figure 6.5.a) and conversely, high NDVI values corresponded to high percentage of L (Figure 6.5.b). The combination of VFTG with the mean NDVI revealed a continuous gradient of LSI for both G and L strata (Figure 6.5.c and d, respectively), but for different ranges of NDVI. Similar relationships were found for individual strata and are presented in Figure 6.16.a in appendix.

TG-2 was driven by very high frequencies (very fine texture) (Figure 6.15, in appendix), and the relationship between Mean NDVI and TG-2 with LSI and PLAND was more difficult to interpret, especially for low TG-2 values. High TG-2 values were related to the dominance of HL cover for high mean NDVI and to high LSI values for low mean NDVI values (Figure 6.16.b).

The second step was to identify the rotation maximizing our ability to compare information among data sources. Figure 6.6 shows the correlations between the VFTG obtained with airborne images and the first axis of the 2D plane after rotation of PC1 and PC2 derived from PNDVI and PPAN (Figure 6.6.a and 6.6.b). It also shows the correlations between the VFTG obtained with PNDVI and the first axis of the 2D plane after rotation of PC1 and PC2 derived from PNDVIFUS (Figure 6.6.c).

The maximum correlation between VFTG derived from airborne data and the textural gradient computed from PNDVI and PPAN was obtained for a rotation of 30°, which corresponds to the rotation applied on ANDVI. The strong correlation between ANDVI and PNDVI ($PCC > 0.70$)

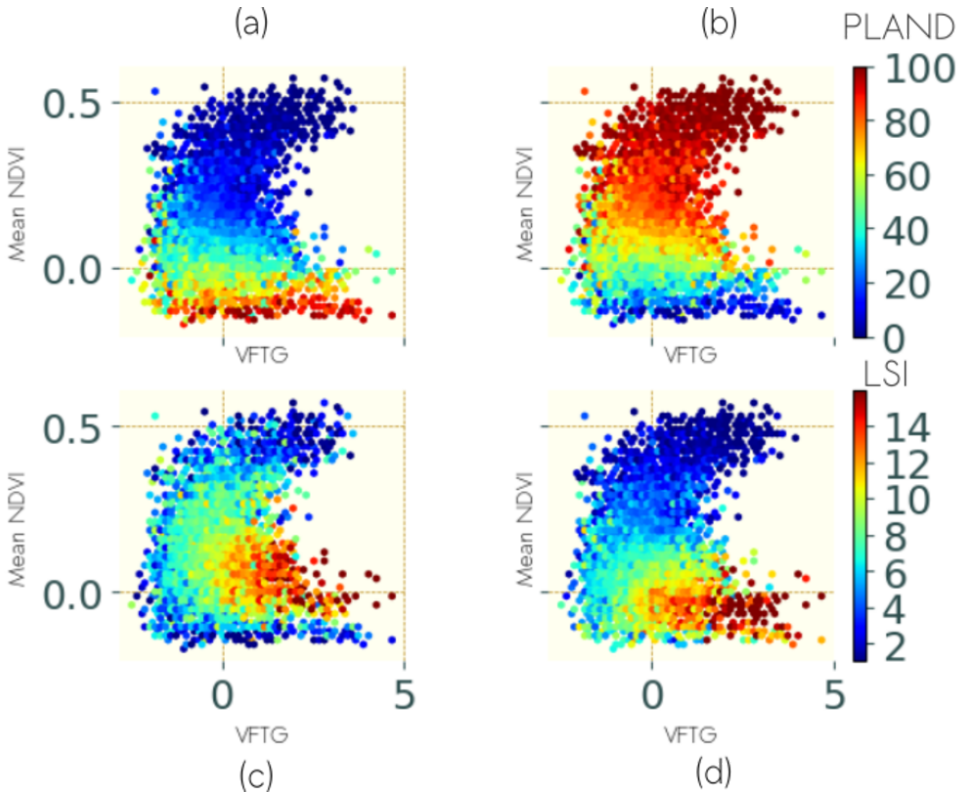


Figure 6.5 PLAND (**a**, **b**) and LSI (**c**, **d**) distribution for (**a**, **c**) the grouped bare soil and herbs strata and (**b**, **d**) the grouped low and high ligneous strata on the 2D plane defined by the VFTG and mean NDVI computed on airborne images.

suggests that the VFTG derived from airborne images can also be captured from satellite data even with a decrease in spatial resolution from 0.5 m to 2 m. The moderate correlation between ANDVI and PPAN ($PCC = 0.60$) suggests that the vegetation structure corresponding to VFTG can be partly captured when performing textural analysis on the panchromatic channel.

The maximum correlation between VFTG derived from PNDVI and the textural gradient computed from PNDVIFUS was obtained for a rotation angle of 60° (Figure 6.6.c). The very strong correlation between the textural gradient corresponding to VFTG computed from PNDVI and the textural gradient computed from PNDVIFUS ($PCC = 0.97$) suggests that both data sources share identical information, with strong correlation with the VFTG computed from airborne data.

Details on the correlations between the textural gradients VFTG computed from the different data sources and for the optimal rotation are illustrated in Figures 6.7. Pairwise comparisons illustrate the moderate to strong correlations among VFTG from different data sources identified in Figure 6.6.

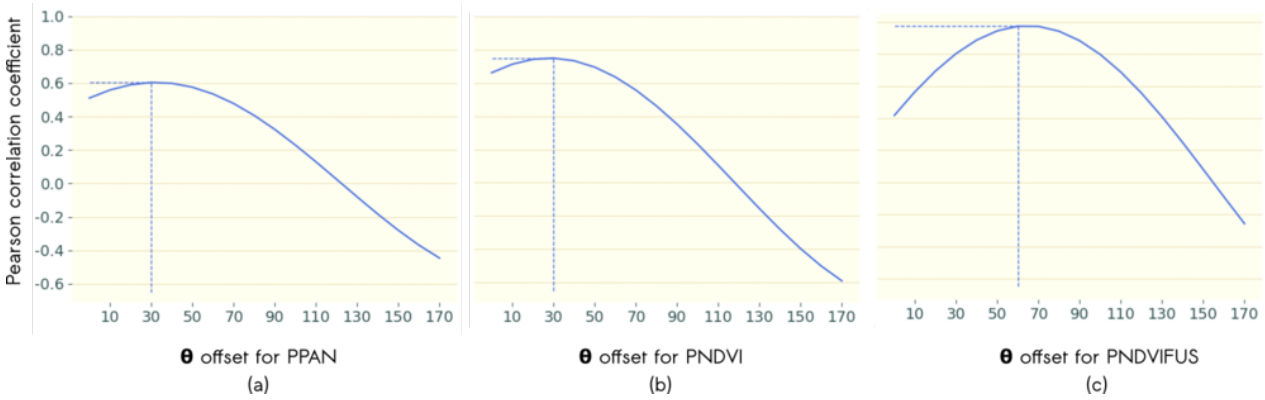


Figure 6.6 Influence of loadings rotation on correlation of PC1 derived from (**a**) ANDVI with $\theta = 30°$ and PPAN with $\theta \in [0°, 170°]$ (b) ANDVI ($\theta = 30°$) and PNDVI with $\theta \in [0°, 170°]$ and (c) PNDVI ($\theta = 30°$) and PNDVIFUS with $\theta \in [0°, 170°]$. The best correlation values are indicated in blue dotted lines.

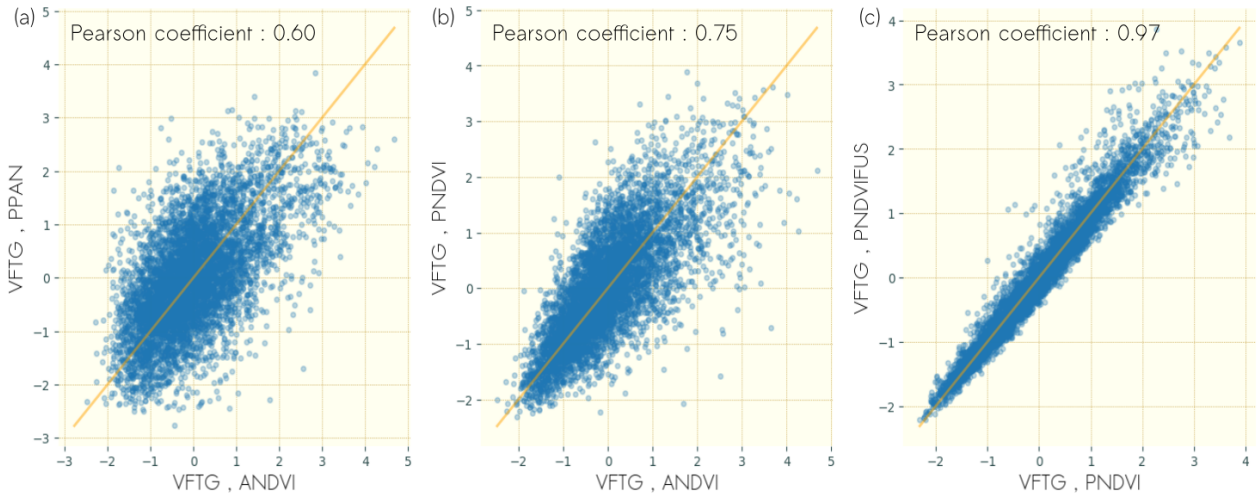


Figure 6.7 Scatterplots of VFTG scores computed on (**a**) NDVI of airborne imagery (ANDVI) and panchromatic band of Pléiades imagery (PPAN) (**b**) ANDVI and NDVI of Pléiades imagery (PNDVI), (**c**) (PNDVI) and fusion derived NDVI of Pléiades imagery .

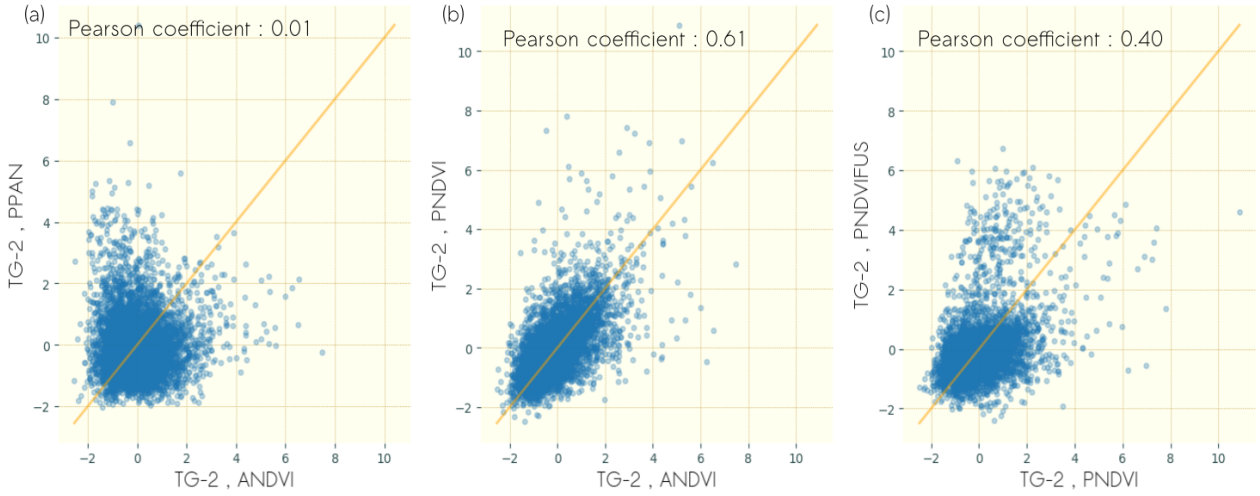


Figure 6.8 Scatterplots of TG-2 scores computed on (**a**) NDVI of airborne imagery (ANDVI) and panchromatic band of Pléiades imagery (PPAN) (**b**) ANDVI and NDVI of Pléiades imagery (PNDVI), (**c**) (PNDVI) and fusion derived NDVI of Pléiades imagery .

3.4.2 Correlation of TG-2 among data sources

The correlation between TG-2 computed from different data sources and for the optimal rotation is illustrated in Figure 6.8. It highlights the differences among datasets for TG-2.PCC TG-2 computed from ANDVI and from PPAN did not show correlation ($PCC = 0.01$, Figure 6.8.a), suggesting that the very fine texture evidenced with TG-2 was related to different vegetation structure when computed from different radiometric information.

TG-2 computed from ANDVI and from PNDVI showed moderate correlation ($PCC = 0.61$, Figure 6.8.b), suggesting that the textural information contained in the two first textural gradients derived from FOTO was related to relatively similar vegetation structure with the decrease in spatial resolution.

The comparison of TG-2 computed from PNDVI and from PNDVIFUS shows weak correlation ($PCC = 0.42$, Figure 6.8.c), suggesting that while the first textural gradient corresponding to vegetation fragmentation was preserved during fusion, the orthogonal textural gradient was related to different vegetation structures.

The correlations between the 2D plane defined by the VFTG and the TG-2 and spatial frequencies are presented in appendix Figure 6.15. It illustrates that gradients of all data sources after rotation expressed a contrast between the same relative range of frequencies, i.e. between the same coarseness attributes, while there were not all correlated. It means for instance that a window with high score in TG-2 displayed a very fine texture for all data sources. However, it did not imply that this very fine texture was related to the same vegetation structure.

3.4.3 Linking textural gradients to vegetation structure

a. Influence of spatial resolution

The influence of the spatial resolution on the dominant pattern evidenced by the textural indices is illustrated in the Figure 6.9. The polar angle θ corresponding to the position of each window in polar coordinates showed relatively good agreement between ANDVI and PNDVI (Figure 6.9.a). Windows corresponding to low angular values in ANDVI and high angular values in PNDVI, and vice versa (identified as (1) and (2) in Figure 6.9.a respectively), corresponded to windows showing particular sensitivity to the degradation of the spatial resolution. Indeed, very fine patterns were more difficult to detect in PNDVI, favoring the distinction of relatively finer patterns or coarser patterns (zones (1) and (2) Figure 6.9, respectively). Changes in coarseness attributes did not seem related to specific vegetation structure and thus the texture-vegetation relationship remained stable with differences in spatial resolution.

b. Influence of pansharpenning

The influence of the pansharpenning on the dominant pattern evidenced by the textural indices is illustrated in the Figure 6.10. Pansharpening resulted in much stronger changes in angular values, especially for high values. First, the comparison of θ obtained from PNDVI and PNDVIFUS (Figure 6.10.a) shows that low angular values (θ lower than 180°) were highly related. It indicates that when the most discriminatory pattern was a coarse pattern (θ lower than 180°) in window characterized with PNDVI, the most discriminatory pattern was also a coarse pattern with PNDVIFUS. Nevertheless, the slope lower than 1 for values lower than 140° indicated that PNDVIFUS was less sensitive to very coarse patterns than PNDVI. Angular values higher than 180° were very different among data sources and two variation types were observed. One corresponding to windows that had higher values in PNDVIFUS and another where windows had lower values in PNDVI (identified as (1) and (2) Figure 6.10.a, respectively). Plotting the distribution of landscape metrics of windows (1) and (2) against the distribution of all windows showed that windows (1) and (2) had a high percentage of HL and LL, respectively (Figure 6.10.b). Fusion algorithm allowed for the emergence of very fine texture for HL stratum but not for LL stratum as illustrated in representative windows of zone 1 and 2 in Figure 6.10.c. These results explained the high correlation between the two VFTG and the relatively low correlation of the TG-2.

c. Influence of radiometry

The influence of the radiometric information on the dominant pattern evidenced by the textural indices is illustrated in the Figure 6.11. It corresponds to the variations of angular values between

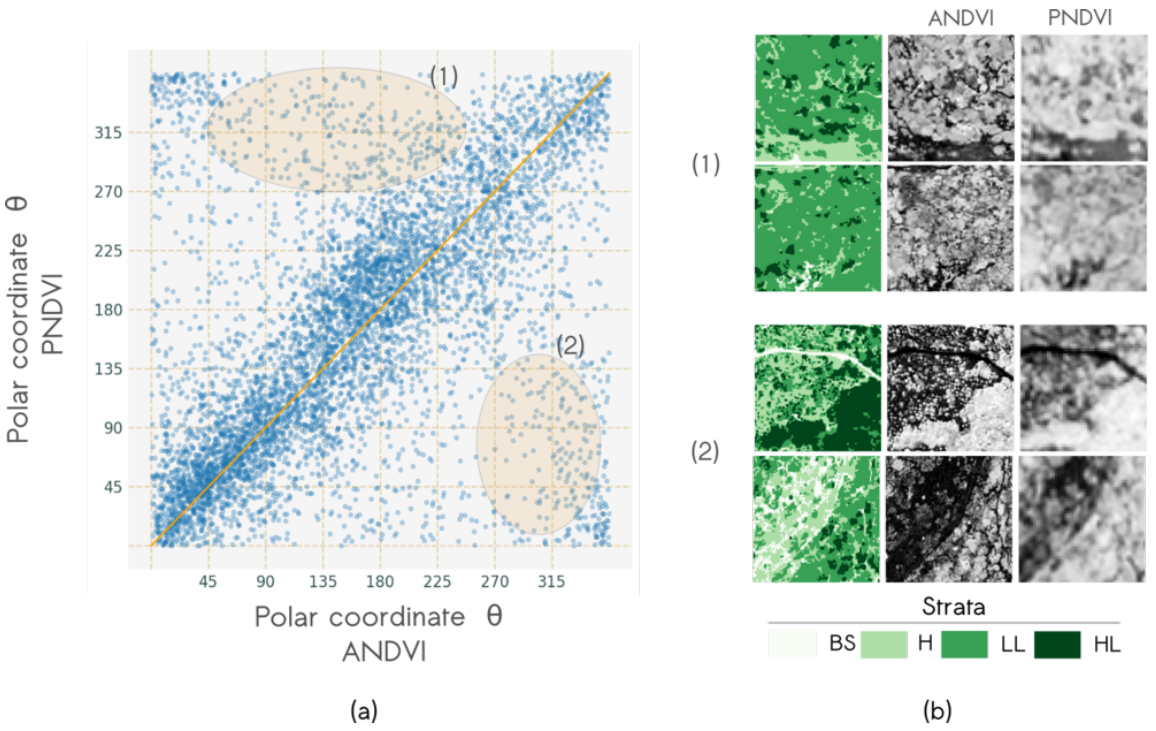


Figure 6.9 Co-variation of textural gradients derived from airborne imagery NDVI and Pléiades NDVI band : (a) Scatterplot of angular coordinates with two types of angular variations highlighted in orange: (1) from [45°, 225°] to [270°, 360°], (2) from [270°, 360°] to [0°, 135°], and (b) typical windows of each variation type.

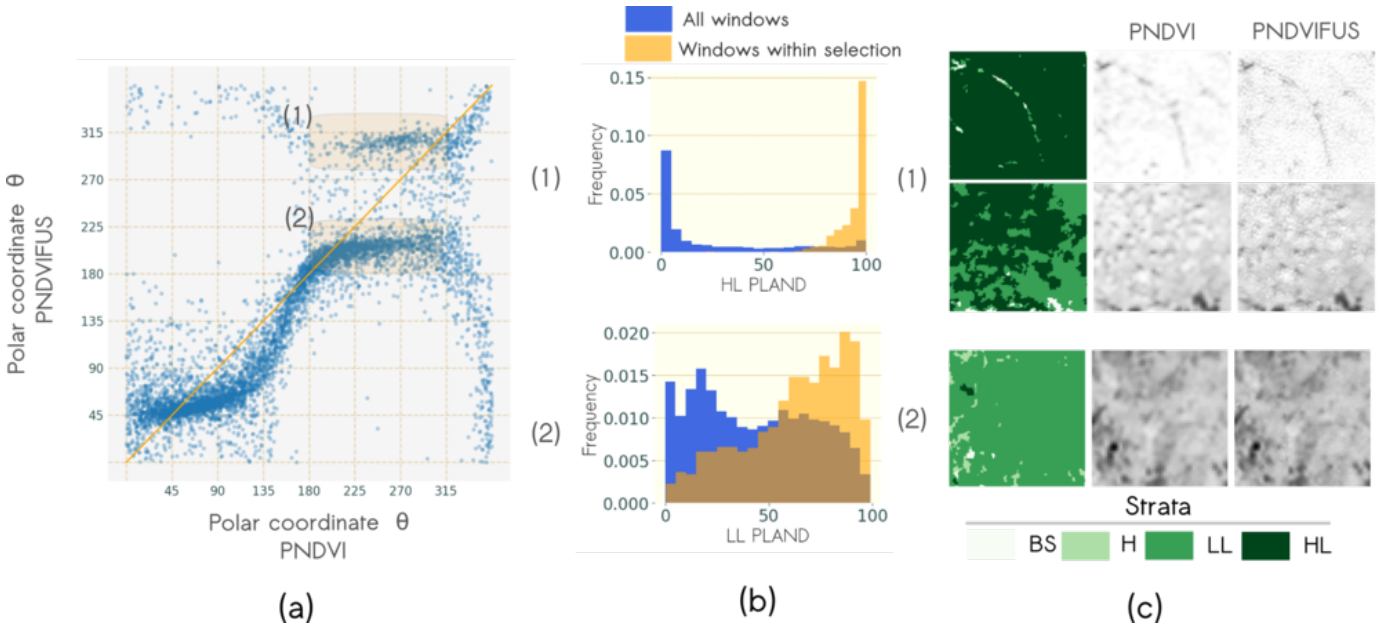


Figure 6.10 Co-variation of textural gradients derived from NDVI of Pléiades before and after pansharpenning and : (a) Scatterplot of angular coordinates with two types of angular variations highlighted in orange: (1) from [180°, 315°] to [280°, 330°], (2) from [180°, 315°] to [200°, 250°], ; (b) histograms of characteristic vegetation structure of each angular variation type, metric distribution is plotted in blue when considering all windows and in orange when considering only windows within the variation type angular range values, and (c) typical windows of each variation type.

ANDVI and PPAN. Figure 6.11.a. shows that there were many differences in the most discriminatory patterns within windows of the two data source. Four types of variations were identified (zones 1, 2, 3 and 4 in Figure 6.11.a, respectively).

The distribution of landscape metrics LSI and PLAND corresponding to windows within these zones was compared to the general distribution corresponding to all windows and showed that zone 1 and zone 2 corresponded to windows with a high percentage of LL and HL, respectively (Figure 6.11.b). These vegetation structures were characterized by different coarseness attributes in ANDVI and PPAN. On the one hand, variations in zone 1 were explained by the very fine intra LL texture, visible only in PPAN (see (1) in Figure 6.11.c). On the other hand, variations in zone 2 were explained by the presence of shadows in the HL canopy visible only in PPAN that produced a coarser texture than the texture of HL canopy in ANDVI (see (2) in Figure 6.11.c).

Zone 3 and zone 4 were characterized by a higher disaggregation of H and LL, respectively, than the overall disaggregation (see (3) and (4) Figure 6.11.b). These variations could be explained by the lower contrast between L and G strata in PPAN. Thus, inter G/L patterns were less discriminated during the frequency analysis, favoring the distinction of other patterns. In the case of zone 3, fine patterns due to the G/L contrast in ANDVI decreased for the benefit of very coarse patterns produced by a higher contrast of BS and vegetation in PPAN (see (3) in Figure 6.11.c). Conversely, very coarse patterns due to the G/L contrast in ANDVI decreased for the benefit of a finer texture produced by small shrubs or intra H texture (see (4) in Figure 6.11.c).

These results showed that changes in coarseness attributes were then related to a specific vegetation structure when considering data sources of different radiometry. The changes of vegetation contrast in windows characterized by heterogeneous structure (i.e. high LSI) explained the variability observed between the VFTG of the two data sources (Figure 6.7.a). In addition, the difference of the canopy grain texture of LL and HL for the two data sources explained the absence of the correlation observed for the TG-2 (Figure 6.8.b). As a consequence, the interpretation of these gradients in terms of vegetation structure was different when derived from different radiometric information.

Finally, the VFTG initially derived from textural analysis of the airborne images could also be identified in satellite data sources. Yet, in case of windows containing heterogeneous patterns, high variability in VFTG were observed when using different radiometric information (PPAN) because of changes in vegetation contrast. The TG-2 corresponding to canopy grain texture of HL derived from textural analysis of the airborne images could also be identified from NDVI data sources (PNDVI and PNDVIFUS). However, the TG-2 were related to canopy grain of LL for PPAN data source.

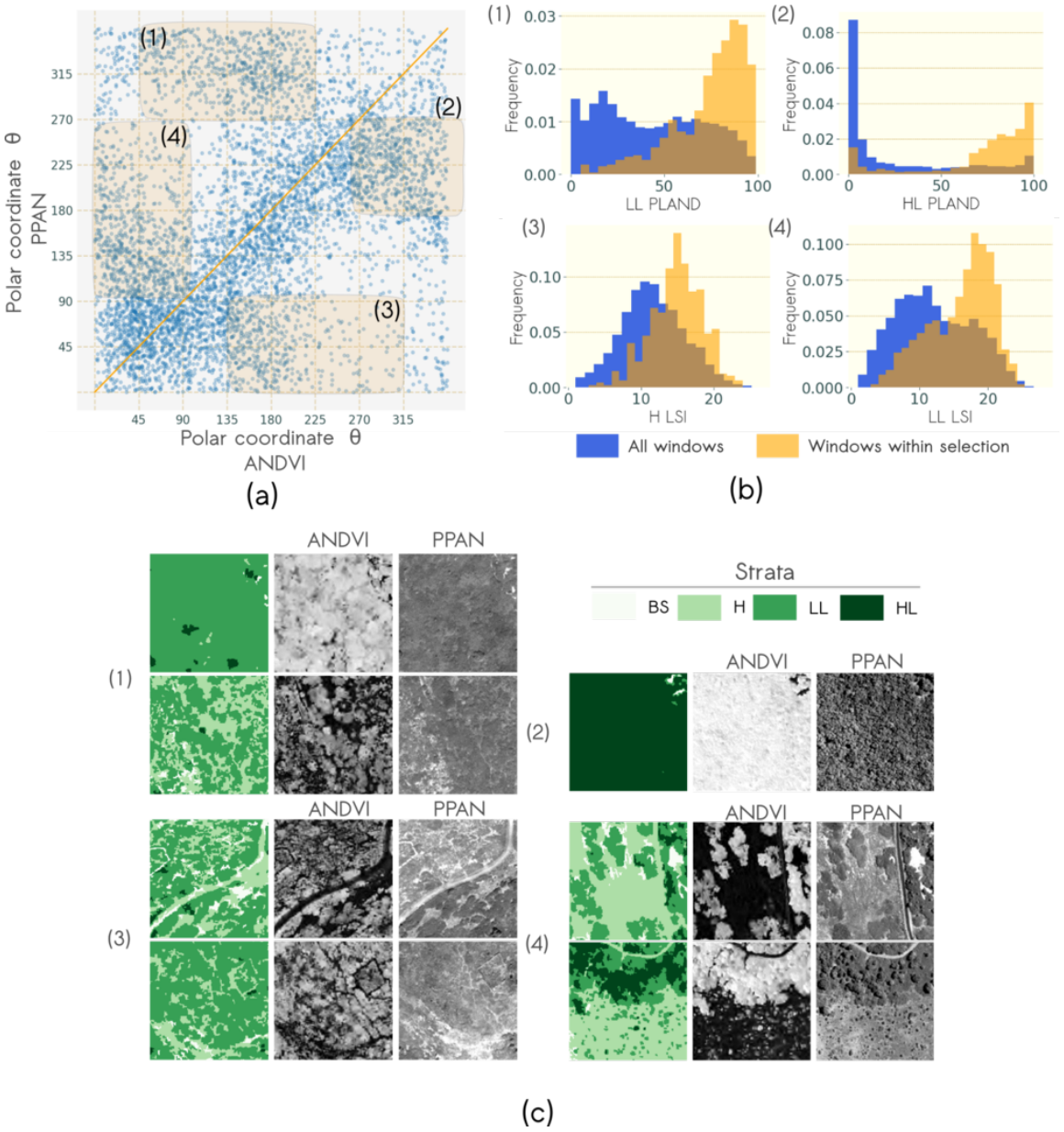


Figure 6.11 Co-variation of texture gradients derived from airborne imagery NDVI and Pléiades panchromatic band : (a) Scatterplot of angular coordinates with four types of angular variations highlighted in orange: (1) from [45°, 225°] to [270°, 360°], (2) from [270°, 360°] to [180°, 270°], (3) from [135°, 315°] to [0°, 90°] and (4) from [0°, 90°] to [135° to 270°]; (b) typical windows of each variation type and (c) histograms of characteristic vegetation structure of each angular variation type, metric distribution is plotted in blue when considering all windows and in orange when considering only windows within the variation type angular range values.

3.5 Spatial dynamics of vegetation structure

A RGB color composition from the three indices, VFTG, TG-2 and mean NDVI was produced for each dataset. It allowed comparing the spatial representation of the vegetation structure when using data sources of different spatial resolutions and radiometric information. Figure 6.12 shows the color composite including VFTG, mean NDVI and TG-2: the intensity of the red channel corresponds to the degree of disaggregation (VFTG); while the intensity of the green channel corresponds to the proportion of L characterized by higher NDVI, and the intensity of the blue channel corresponds to the presence of very fine textural content. This blue channel, could be linked to different "canopy" grains depending on the data source as explained in section b..

The RGB map produced with ANDVI highlights the contrast among vegetation structures (1 to 5 in Figure 6.12.a) as follows:

- mosaics of disaggregated LL and H are displayed in orange, red and magenta, depending on the relative proportion of each stratum (structure types 1 and 2);
- continuous covers of LL are displayed in green (structure type 3);
- continuous covers of H are displayed in dark blue (structure type 4).;
- dense continuous HL are displayed in yellow, bright green or cyan (structure type 5 in Figure 6.12).

The contribution of the spatial resolution was analyzed by comparing the RBG maps derived from ANDVI and PNDVI. The RGB map derived from PNDVI (Figure 6.12.d) showed similar spatial patterns, associated with the same colors as the map derived from ANDVI, as suggested by the correlations between VFTG and TG-2 scores (Figures 6.7 and 6.8). However, the distinction between continuous LL cover and disaggregated LL and H varied depending on the type of dominant LL species : highly disaggregated structures were accurately characterized for *Juniperus oxycedrus* while LL dominated by *Quercus coccifera* showed lower contrast in red tones (structure type 1 and 2, respectively, in Figure 6.12.d)

The contribution of the radiometric information was analyzed by comparing the RBG maps derived from ANDVI and PPAN. The RGB map derived from PPAN (Figure 6.12.c) also allowed identifying the main vegetation structure types. Though, they were not associated to the same colors as in ANDVI map, as suggested by the absence of correlation between TG-2 scores (Figure 6.8). Dense continuous HL shifted from bright green and cyan in ANDVI map to yellow in PPAN map. Conversely, continuous cover of LL shifted from green to magenta or blue-gray, due to very fine texture of LL visible only in PPAN. Similarly to PNDVI map, highly disaggregated structures for LL dominated *Juniperus oxycedrus* was better characterized than LL disaggregated structure of *Quercus coccifera*.

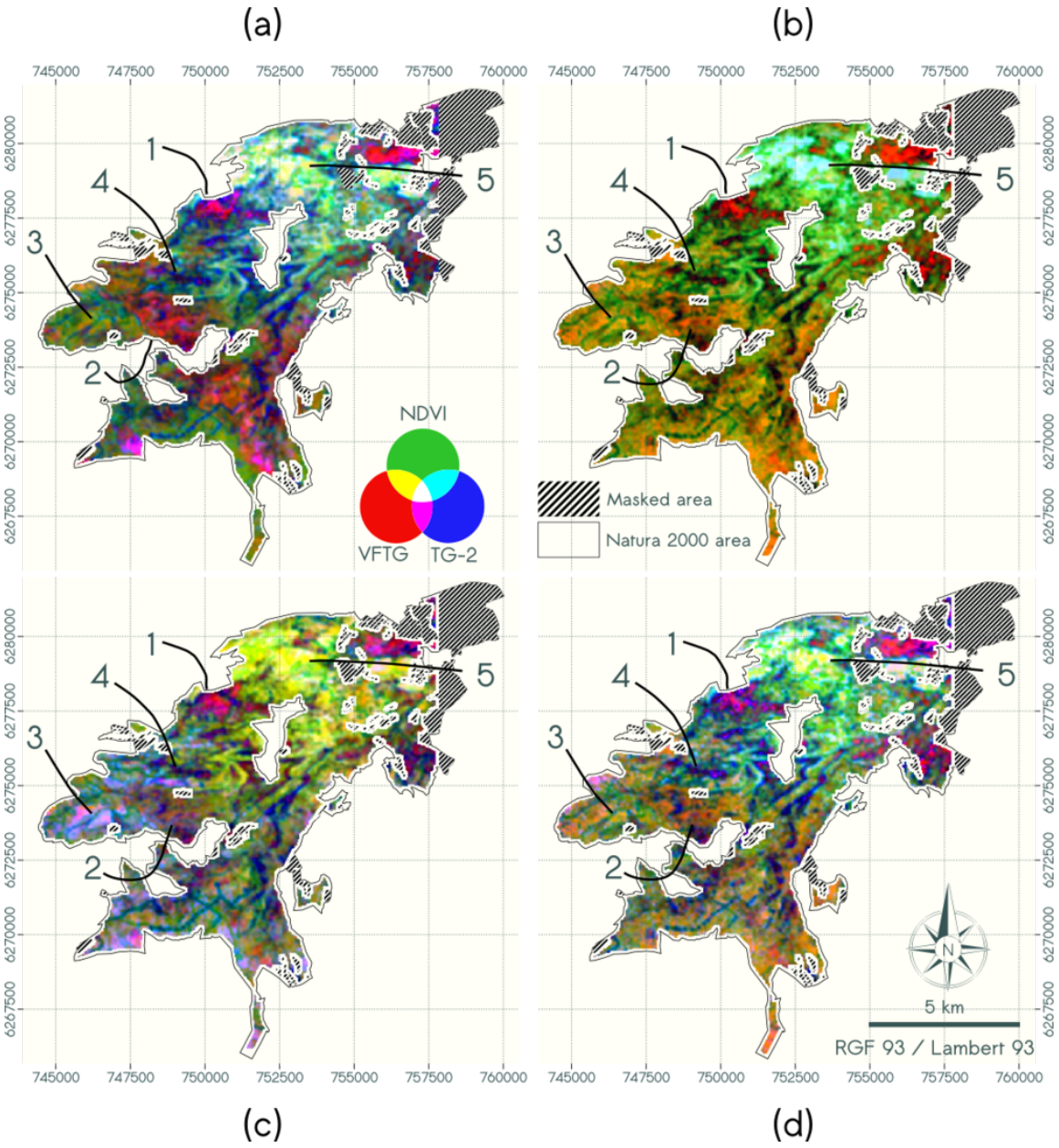


Figure 6.12 Maps of combined textural and radiometric indices of (**a**) ANDVI, (**d**) PNDVIFUS, PPAN(**c**) and (**d**) PNDVI using a RGB color composition (with R = VFTG, G = mean NDVI, B = TG-2). Main vegetation structure types are located on the maps by arrows with two structure types of highly mix of herbs and low ligneous with (1) early stage of encroachment of herbs by low ligneous (*Quercus coccifera*);(2) herbs and low ligneous (*Juniperus oxycedrus*); (3) dense cover of low ligneous (*Quercus coccifera*); (4) dry grassland and (5) forest.

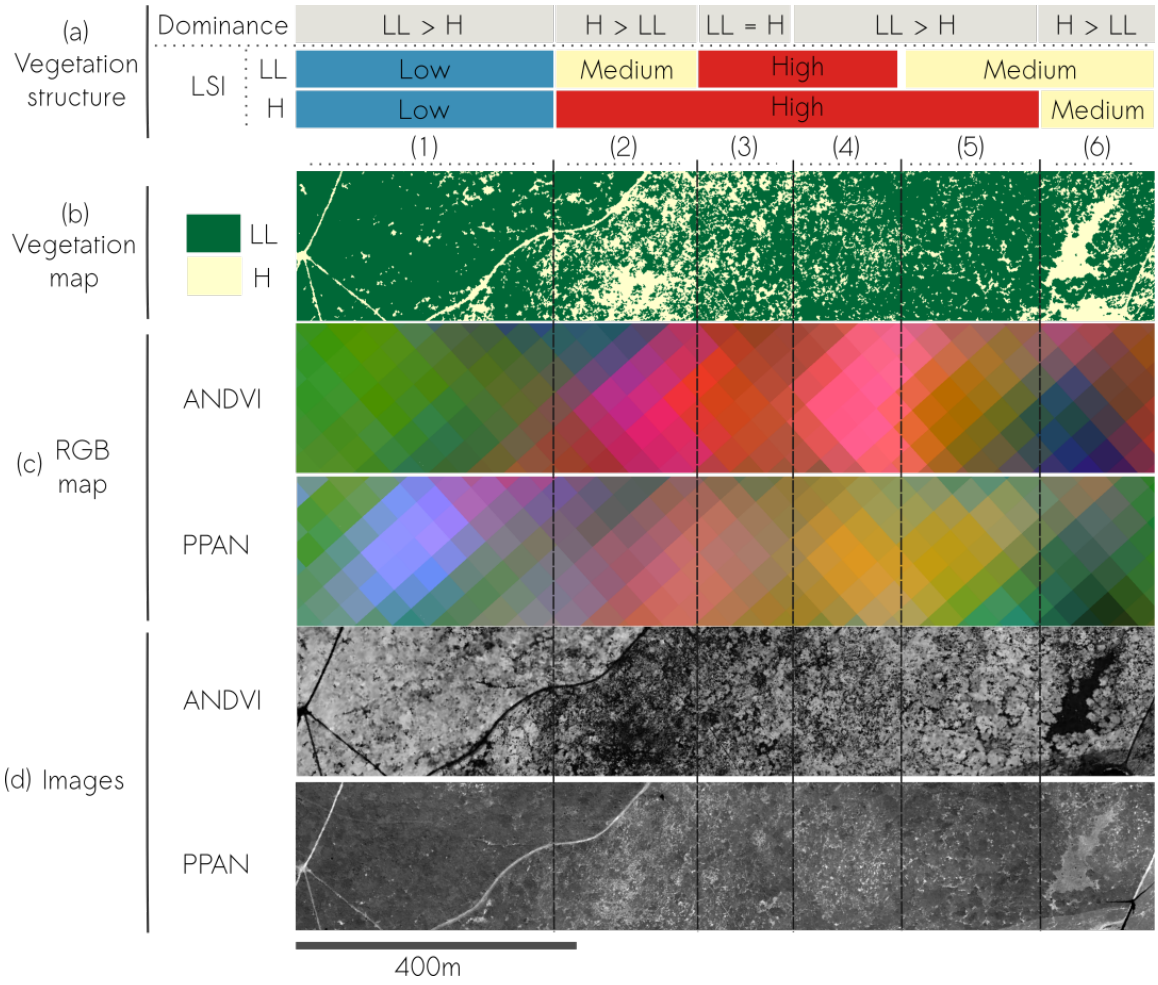


Figure 6.13 Influence of the radiometric information for mapping vegetation structure on a transect of mixed LL (*Quercus coccifera*) and H strata containing a (**a**) gradient of vegetation structure in both terms of relative composition and configuration (LSI), derived from a (**b**) vegetation map. (**c**) RGB composite maps (with R = VFTG, G = NDVI, B = TG-2) and (**d**) the corresponding data source for textural analysis.

More details on the influence of radiometry on *Quercus coccifera* structure is detailed on Figure 6.13. It presents a transect in which a mosaic of LL and H were present for different combinations of PLAND and LSI values (Figure 6.13.a and 13.b). First, contrast between the two strata was higher for the NDVI band of airborne images than the P image of Pléiades (Figure 6.13.d). Consequently, ANDVI RGB map showed shades of pink-red-orange in high disaggregated parts (2 to 5 in Figure 6.13) characterizing well the heterogeneity of vegetation structure. The contrast between parts 2 and 3 and between parts 3 and 4 was lower, and parts 4 and 5 showed no clear differences in colors in PPAN RGB map, leading to a lower characterization of LL-H heterogeneity. The emergence of LL very fine texture in PPAN was also visible in part 1 with LL displaying blue-gray versus green in ANDVI derived map.

4 Discussion

4.1 Stability of textural contrast

The textural information produced from FOTO showed consistency in term of texture contrast when derived from airborne to satellite images with different radiometric information and spatial resolution. Rotation of original PCs of FOTO method always allowed retrieving the gradients VFTG and TG-2 expressing a contrast between the same coarseness attributes : very coarse against fine patterns for VFTG and the dominance of fine pattern for TG-2. The same rotation angles of 30° were found for ANDVI, PPAN and PNDVI, indicating that the decomposition of the spatial frequencies was stable among data sources with different radiometric information and spatial resolution. However, texture contrast evidenced by FOTO may differ for spatially distinct area as suggested in Barbier and Couteron (2015); Bastin et al. (2014). For instance, texture contrasts expressed by principal components derived from the same airborne imagery on a subset area of the current study site were different and a different rotation angle of 60° was necessary to retrieve a gradient expressing the contrast between very coarse patterns and patterns (Lang et al., 2018). Furthermore, the principal components computed from PNDVIFUS differed from those computed from the other data sources.

The optimization of the rotation angle based on a reference textural gradient proved to be efficient when the VFTG and TG-2 were not defined identically along the PCs of FOTO method, as it was the case for PNDVIFUS whose optimal rotation angle was 60°. It pleads towards the stability of FOTO textural gradients in terms of texture contrast over various landscapes. Indeed, FOTO PCs derived from different ecosystems with similar data (e.g. (Barbier and Couteron, 2015; Couteron et al., 2006; Proisy et al., 2007)) or with different data like digital elevation models (Bugnicourt et al., 2018), indicate that rotation would allow retrieving VFTG and TG-2 in terms of texture contrast.

The stability of texture gradient in coarseness contrast constitutes a first milestone for the monitoring of vegetation structure in complex heterogeneous landscapes. However, it does not mean that the spatial distribution of texture features is the same within the images but rather that it is the same globally. It also does not guarantee that VFTG and TG-2 obtained after rotation are similarly related to vegetation structure. This very point is discussed hereafter.

4.2 Implication of the use of spaceborne data for monitoring vegetation structure

This study confirms the potential of FOTO textural indices for providing relevant information about continuous change in landscape structure, when combined with the NDVI using airborne image. Here, the use of object based approach showed significantly improvement in classification accuracy as reported by other studies (e.g. Hamada et al. (2013)). In particular, as compared to previous study (Lang et al., 2018), indices computed from airborne images led to a higher ability to estimate metrics when metrics were computed from vegetation map computed using object

based approach. This reinforces the existence of the relationship between textural gradients and vegetation fragmentation using airborne images, in particular over large extents.

The ability of Pléiades images to characterize vegetation structure similarly to airborne images raised questions related to how spatial and radiometric information influence the characterization of landscape structure and its representation. We showed that spaceborne NDVI images of lower resolution than airborne images, and spaceborne panchromatic images allowed characterizing vegetation structure. However, NDVI information at 0.5 m spatial resolution was necessary to be able to encompass the whole heterogeneity of vegetation structure. All in all, taking advantage of both higher spatial resolution and NDVI led to a systematically better relation with LSI and PLAND metrics, for any stratum considered.

A more detailed comparison of textural indices showed that NDVI satellite image at 2 m provided relevant information on the vegetation structure that was similar to airborne derived NDVI. VFTG and TG-2 can be used and interpreted similarly for most of the structural heterogeneity measurements. High correlation among gradients ($PCC > 0.60$) and the visual comparison of landscape representation evidenced that the relationship between texture gradients remained stable with lower NDVI spatial resolution. Very fine scale heterogeneity of the structure specific to *Juniperus oxycedrus* mixed with H was well characterized. However, 2 m spatial resolution was not precise enough to capture very fine scale heterogeneity of the structure specific to *Quercus coccifera* mixed with H. In that regards, NDVI information at 0.5 m spatial resolution is necessary to produce VFTG and TG-2 gathering the whole structural gradient.

Our attempts to overcome this limitation and to benefit from the spatial information of the panchromatic image using pan-sharpening method showed poor results. Only the textural characterization of forest canopy was enhanced by the data fusion, but it did not allow finer characterization of LL/H patterns. Johnson (2014) demonstrated that the choice of the algorithm may dramatically influence the efficiency of the fusion when followed by NDVI computation. Preliminary tests (not shown here) on the choice of the pan-sharpening algorithm were realized and also showed poor results. Yet, only common algorithms available in the OTB were tested whereas the question deserves thorough investigations as 0.5 m spatial resolution is needed to catch whole structural gradient, including fine scale disaggregated structure related to early stage of encroachment by *Quercus coccifera*.

Regarding the influence of radiometry on vegetation structure monitoring, panchromatic and NDVI images showed similar potential for the delineation of management units. This is a crucial step towards improvement of management of protected areas and on biodiversity conservation (Fryxell et al., 2014). Indeed, continuous indices derived from panchromatic and NDVI images allowed similar distinction of vegetation types as illustrated on the RGB maps. However, the differences in the contrast among vegetation strata changed the relationship between textural gradients and vegetation structure, and they brought out details on patterns related to different strata. Thus, panchromatic and NDVI information shows potential for distinct applications.

NDVI information should be preferred in application linked to landscape closure dynamics like habitat degradation caused by shrubs encroachment (Bugalho et al., 2011; Mairota et al., 2015), fire propagation management (Fares et al., 2017) or changes in bird communities composition (Sirami et al., 2010). Indeed, ANDVI indices are better suited for the characterization of LL structure when mixed to both H and BS because of contrast between both strata that is far lower than either LL/BS or LL/H contrast, as shown in Figure 6.11 and 6.13. Conversely, panchromatic derived information brings more details on BS/H patterns and may be more relevant in applications focusing on grazing management like the detection of over grazing (Papanastasis, 2009; Seligman and Perevolotsky, 1994).

Another main difference between ANDVI and PPAN indices is that their TG-2 were related to totally different vegetation structures. Canopy grain evidenced by the TG-2 was no longer associated to the forest canopy but to shrub canopy texture that was visible only with panchromatic information. If the potential of FOTO for tropical forest management is well-known (for e.g. Couteron et al. (2005); Ploton et al. (2013, 2017)), its aptitude has not been demonstrated for the monitoring of the development stage of continuous covers of shrubs. Textural information derived from panchromatic images shows potential in that matter and it may open up promising opportunities for the monitoring of vegetation flammability through biomass estimation which is a main issue for fire risk management in Mediterranean areas (Curt et al., 2011).

The combination of the two textural gradients VFTG and TG-2 with the mean NDVI proved to be a relevant set of indicators of vegetation structure derived from satellite images. Most of the computation process is unsupervised, and they provide information on four vertical strata in terms of composition and configuration. In addition, mapping these indicators provided synoptic information which could be interpreted in terms of vegetation structure. Thus, they show strong potential for habitat mapping and habitat condition assessment. Our framework shows strong potential for the monitoring biodiversity and the improvement of natural habitat mapping. The approach could serve directly to the French terrestrial vegetation mapping initiative that needs to be implemented at a country level (known as CarHAB). These indicators can also contribute to the monitoring of bird species that are very sensitive to landscape closure and related vegetation structural changes in heterogeneous mosaics (Lang et al. in prep). In addition, the integration of the VFTG and TG-2 shows potential to contribute to the long-term assessment of conservation programs as FOTO method was initially designed for historical aerial imagery (Couteron, 2002).

4.3 Further directions towards operational monitoring

The influence of several factors on the proposed indices still needs to be assessed to capture critical scales and dimensions of biodiversity, and to warrant their generalizability. For instance, the scene illumination is a well-known factor that influences the textural characterization of forest canopy (Barbier et al., 2011; Barbier and Couteron, 2015). Hence, it is likely that the relationship between TG-2 and canopy texture of HL or LL strata varies with geometry acquisition. Indeed, the main

difference between NDVI and panchromatic data sources was related to the TG-2 and it was due to the appearance in the panchromatic image of very fine texture of LL in one hand and to the coarser texture of HL canopy in the other hand. This could be explained by the presence of shadows that were far less present in aerial images. Thus, influence of scene illumination should deserve more investigation. Yet, it does not deny the relevance of the proposed indices to be used as indicators of vegetation structure: firstly because illumination effects can be mitigated to some extent (Barbier and Couteron, 2015) and secondly because its influence on fragmentation pattern, i.e. VFTG, was not observed in this study.

Using different radiometry data sources highlighted that changes in vegetation contrast influence the relationship between textural gradient and vegetation structure. It is likely that phenology of the vegetation also influences frequency analysis, especially for NDVI data sources. In this study, we considered that the vegetation state was stable between the two dates of acquisition of the airborne images (end of June) and the Pléiades (beginning of September). However, an offset between NDVI values of airborne and spaceborne images was observed, suggesting that vegetation state varied. Thus, we compared NDVI values of Pléiades with another data source : a SPOT image acquired at the same period (end of June) as the airborne images. We concluded that the variations observed between airborne and Pléiades images was mostly due to the differences in radiometric unit. Nonetheless, the contribution of phenology to the characterization of vegetation structure is crucial and need to be assessed as acquisition in early spring may result in a diminution of H/L contrast while increasing contrast of LL/HL.

Further research is still needed to assess the potential of combining textural gradients obtained at different seasons for enhanced characterization of vegetation strata. Similarly, a promising lead for further implementation is to consider the combination of NDVI and panchromatic information for a richer continuous characterization of vegetation structure by using VFTG and TG-2 of both data source, which proved to bring complementary information. One solution may consist in running a second “global” PCA with the four gradients of FOTO to provide new synoptic indicators taking advantage of information present in both data sources. Bugnicourt et al. (2018) illustrated it for regional land forms and landscape mapping. Nevertheless, the link between these indices and vegetation structure would require to be reassessed.

5 Conclusion

The use of VHSR spaceborne data is crucial for monitoring biodiversity because it allows getting information over large areas, potentially several times a year as opposed to airborne images. Results proved the ability of Pléiades satellite imagery to provide relevant indicators of the structure of various vertical vegetation strata. The tests performed led to learn about the influence of downscaling the spatial resolution to 2 m. In particular, using panchromatic radiometric information on the final characterization and representation of the landscape structure was proven useful. High

resolution satellite data proved to be valuable for vegetation structure monitoring even if it appeared that NDVI information at 0.5 m spatial resolution is still needed to produce indices that could gather the whole structural gradient in very heterogeneous landscapes. However, the upcoming arrival of the new Pléiades Neo constellation with 0.30 m of spatial resolution will soon allow benefiting from images with similar technical characteristics to airborne images. It may enable to test the present framework to contribute to the management of Mediterranean vegetation at regional scale. The use of high resolution data provided a valuable source for primary observation in relation to vegetation structure to address the current conservation needs, in particular provides an operational method to assess habitat conditions while supporting mapping to inform conservation planning.

6 Appendix

6.1 Vegetation mapping

The implementation of the vegetation map was performed in three distinct steps. First, segmentation was performed with the Generic Region Merging segmentation algorithm (Lassalle et al., 2015) in order to delineate regions corresponding to homogeneous surfaces. The parametrization of this algorithm implemented in OTB was performed based on visual inspection of the results for different values of scale and homogeneity parameters. Scale and homogeneity parameters control the size and the shape complexity of the regions, respectively. The segmentation was judged as satisfying when regions corresponding to a selection of sub areas representative of the diversity of the vegetation structure observed in the image were properly delineated. i.e. small shrubs corresponding to a size of a limited number of pixels were delineated while the over-segmentation of forest or large patch of shrubs was avoided as far as possible. Finally, optimal values for scale and homogeneity were set to 15 and 0.5, respectively.

Next, a set of regions homogeneously distributed across the whole study site was selected and labeled for each of the four strata of interest: the site was divided into 16 ha windows and one region corresponding to each class was labeled when possible. We defined here low ligneous as ligneous comprised between 0.5 m and 2 m and ligneous above 2 m were defined as high ligneous. Hence, most of the low ligneous corresponded to shrubs but this designation also included young trees. Samples were taken by photo-interpretation and for the low ligneous stratum, we both digitized shrubs and small trees. We distinguished individual young trees from more advanced growth stages by their crown size and their visual aspect (i.e. their texture). This sampling resulted in 1661 regions, which distribution is detailed in Table 6.5.

Then, a set of features was computed from the radiometric information corresponding to each region: mean, standard deviation, 2^{nd} and 98^{th} quantile corresponding to each spectral band (green, red and infrared). Quantile statistics were preferred to minimum and maximum in order to avoid

Table 6.5 Number of samples regions per vegetation stratum. BS: bare soil; H: herbs; LL: Low ligneous; HL: High ligneous.

Vegetation stratum	Number of regions	Number of pixels	Mean number of pixels per region
BS	401	90 353	225
H	408	78 289	191
LL	433	73 645	170
HL	369	52533	142

influence of outliers. These 12 region' features where then used in a support vector machine (SVM) classification with a radial basis function (RBF) kernel (Vapnik, 2013). The initial set of regions was randomly split into a training set and a validation set equally distributed (50% for each). The RBF-SVM classifiers require two free parameters to be optimized, C and γ. C is the cost parameter corresponding to the trade-off between penalization of wrongly classified samples and maximal margins between classes. γ is the inverse of the standard deviation of the RBF kernel, which is used as similarity measure between two points. It controls the trade-off between error due to bias and variance in the model. The strategy followed for this optimization is based on an exhaustive grid search strategy with a five-fold cross validation using the training set aiming at maximizing overall accuracy of the classifier. The space defined by C values ranging from 10^{-2} to 10^{3} and γ values ranging from 10^{-5} to 10 was explored. Then, the model was trained using the full training sample set with optimal values found in the previous step. The performance of the classification was assessed with the validation sample set using kappa coefficient, overall accuracy, user accuracy and producer accuracy for each vegetation stratum.

6.2 Influence of Phenology

We concluded in section 3.3 that the offset of mean NDVI values observed between airborne and Pléiades imagery (Figure 6.4) could be explained either by the different radiometric units corresponding to each type of image, or by the difference in acquisition date. In this appendix, we discuss further the influence of phenology on the vegetation state as seen by a spaceborn sensor.

Most of the ligneous vegetation is evergreen vegetation in our study site. Evergreen ligneous only renew a fraction of their foliage (about 30%) yearly, since their leaves are photosynthetically active for several years (Blondel et al., 1993). In the case of *Quercus ilex* and *Quercus coccifera*, the two main ligneous species present in our study site, the leaves flush occurs in April/May and leaf shedding occurs in May-June-July (Pilar and Gabriel, 1998; Floret et al., 1984; Blondel et al., 1993). As a consequence, most of the phenological variations occurred before the acquisition scene of airborne images. Therefore, we hypothesized that the state of vegetation was comparable between the end of June and the beginning of September.

In order to verify this hypothesis, we used a SPOT image acquired at the same period as the

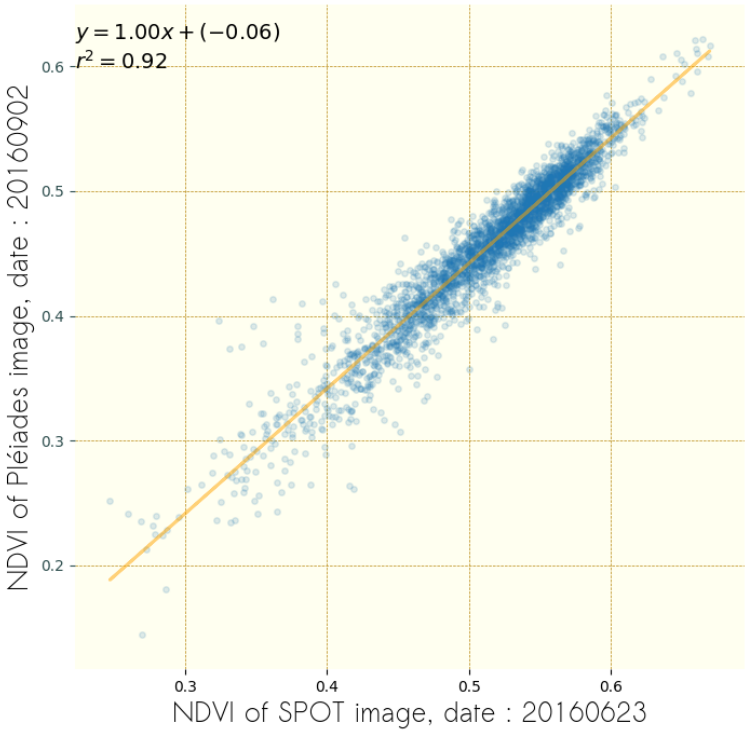


Figure 6.14 Scatterplot of mean NDVI values of windows computed for 6 m resolution of SPOT imagery and 2 m resolution Pléiades imagery.

airborne images but for a different year. The SPOT image was acquired on the June 23 of 2016. The four multi-spectral bands correspond to the blue (455-525 nm), the green (530-590 nm), the red (625-695 nnm) and the near infra-red (760-890 nm), available at 6 m spatial resolution. First, the image was converted into top of atmosphere reflectance. Then, the mean NDVI of windows of 108 m size were computed. Finally, we analyzed the linear relationship between the mean NDVI of the SPOT image and the Pléiades images in the Figure 6.14.

We evidenced a strong linear relationship between the NDVI of the two images ($r^2 = 0.92$). A slope of 1.00 and an intercept of -0.06 were found, indicating a slight decrease of the mean NDVI value between the end of June and the beginning of September. These results support our hypothesis that the vegetation state is stable between these two periods and that the variation observed between airborne and Pléiades imagery were mostly due to the differences in radiometric units.

The SPOT images was acquired one year after the airborne images. If no strong inter annual variations of the climate were reported between these two years, an image taken at the same year would be necessary to strictly confirm this result.

6.3 Correlation between frequencies and textural gradients

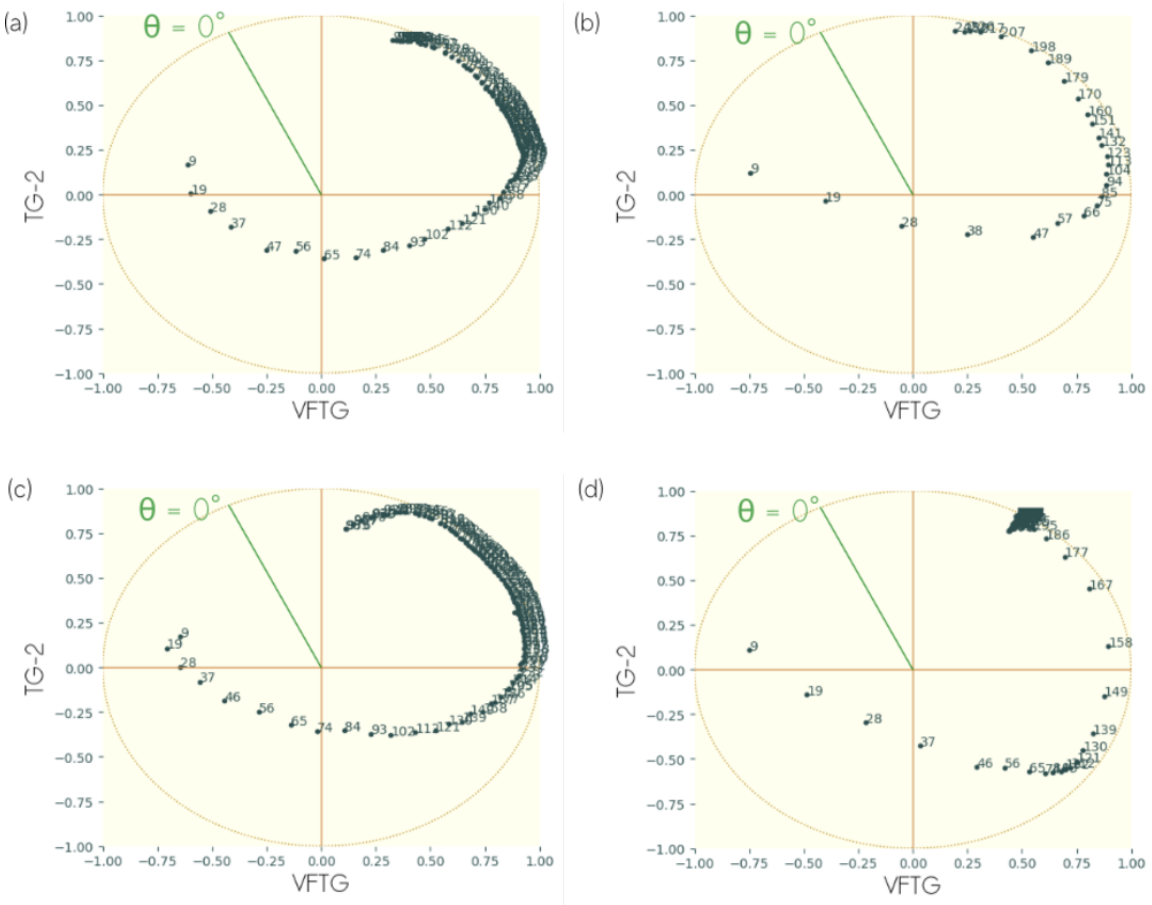


Figure 6.15 Correlation between spatial frequencies (expressed in cycles.km^{-1}) and Vegetation Fragmentation Gradient Texture (VFTG) and Canopy Grain Gradient Texture (TG-2) derived from (**a**) NDVI band of airborne imagery, (**b**) NDVI band of Pléiades imagery, (**c**) panchromatic band of Pléiades imagery and (**d**) fusion derived NDVI of Pléiades imagery; after optimal rotation of 30° original principal component 1 and 2 for (**a**, **b**, **c**) and 60° for (**d**).

6.4 Relationship between textural and radiometric indices and landscape metrics

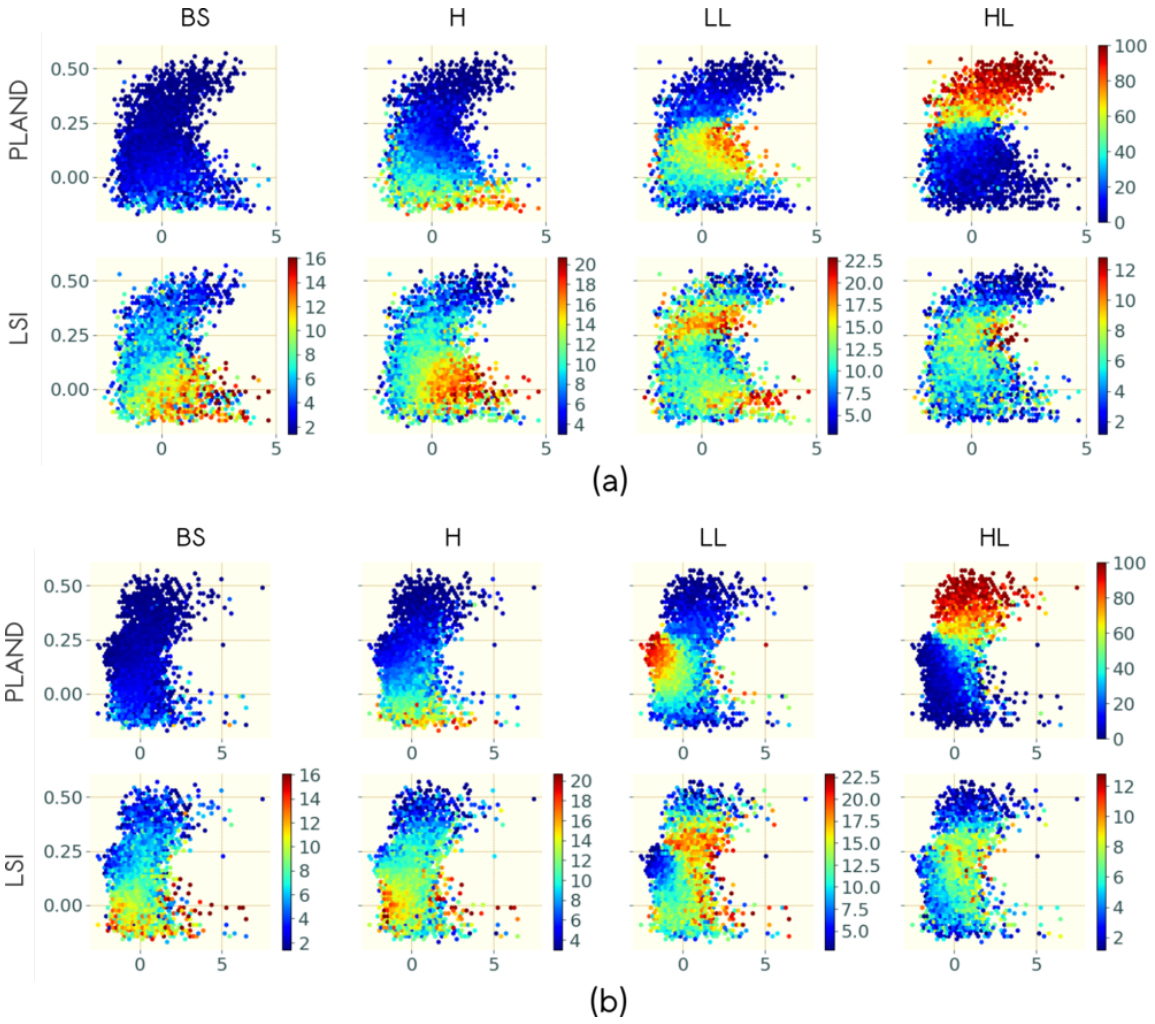


Figure 6.16 PLAND and LSI distribution for bare soil (BS), herbs (H), low ligneous (LL), high ligneous (HL), on the 2D plane defined by (**a**) the VFTG and mean NDVI and (**b**) the TG-2 and the mean NDVI computed on airborne images.

CHAPITRE 7

Continuous textural indices to predict the distribution of birds of conservation interest in Mediterranean landscapes

En résumé :

- objectif : étudier le lien entre l'hétérogénéité spatiale de la végétation et la présence de quatre espèces d'oiseaux à enjeux de conservation et inscrite à l'annexe I de la directive "Oiseaux" ;
- quatre espèces d'oiseaux sont étudiées : l'Alouette lulu, la Fauvette pitchou, le Bruant ortolan et le Pipit rousseline, leur présence a été observée pour 290 points d'écoute lors d'une enquête menée pendant la période de reproduction (Mars - Juin) de 2012 ;
- deux jeux d'indices sont utilisés pour caractériser l'hétérogénéité de la végétation :
  - la proportion de trois strates, les ligneux hauts, les ligneux bas et la combinaison d'herbes et de sol nu, ce qui correspond aux indices classiquement utilisés pour l'étude du lien entre la végétation et la présence d'oiseau ;
  - les deux indices de texture issus de la méthode FOTO, combinés avec le NDVI moyen ;
- les deux jeux d'indices sont calculés pour chaque point d'écoute en considérant une fenêtre de 400 m centrée sur les points d'écoutes ;
- la relation entre les indices d'hétérogénéité et la présence de chaque espèce est étudiée grâce à des modèles additifs généralisés (GAM) ;
- les capacités explicatives et prédictives des deux approches sont similaires ;
- les deux indices de texture combinés avec le NDVI moyen permettent en revanche une meilleure interprétation écologique de la distribution des espèces d'oiseaux, en particulier celle de l'Alouette lulu.

Authors: Marc Lang[1], Aurélien Besnard [2], Samuel Alleaume[1], Sandra Luque[1], Nicolas Baghdadi[1], Jean-Baptiste Féret[1] and Clélia Sirami[3]

[1]TETIS, AgroParisTech, CIRAD, CNRS, IRSTEA, Univ Montpellier, 34000 Montpellier, France.
[2]EPHE, PSL Research University, CNRS, UM, SupAgro, IRD, INRA, UMR 5175 CEFE, F-34293 Montpellier, France
[3]Dynafor, Université de Toulouse, INRA, INPT - ENSAT, INPT - EI PURPAN, Castanet-Tolosan, France

Paper status: Article *in prep.*

Abstract: Applications of remote sensing for biodiversity conservation typically rely on image classifications that do not capture variability within coarse land cover classes. Here we compared two approaches to measure habitat heterogeneity for explaining the spatial distribution of four bird species in a mediterranean landscape of Southern France. One measuring the compositional heterogeneity from the fine scale classification of three vegetation strata (ground, low ligneous and high ligneous), and one measuring both compositional and configurational heterogeneity from continuous based indices : two textural indices and one vegetation index. Both approaches showed similar predictive and explicative performances. However, ecological interpretation of the relationship between heterogeneity and bird distributation was richer when using continuous based indices. This approach represents a promising way to improve our understanding of species habitat selection and to identify landscape heterogeneity most likely to host them.

Keywords: Textural Analysis, Avian Habitat Modelling, Biodiversity Conservation, Very High Spatial Resolution, Mediterranean Landscape.

Résumé: Les applications de télédétection en biologie de la conservation reposent généralement sur des cartes d'habitat à une échelle grossière ne permettant pas de prendre en compte l'hétérogénéité intra-habitat. Deux méthodes de caractérisation de l'hétérogénéité intra-habitat sont donc comparées pour la caractérisation de la distribution spatiale de quatre espèces d'oiseaux. Une mesurant l'hétérogénéité de composition à partir d'une classification à une échelle fine de trois strates (sol, les ligneux bas et les ligneux hauts), et une autre mesurant l'hétérogénéité de composition et de configuration à partir de deux indices de texture et un indice de végétation. Les deux méthodes montrent des capacités prédictives et explicatives similaires mais les modèles basés sur les indices de texture et de végétation permettent une meilleure interprétation écologique des relations entre l'hétérogénéité mesurée et la présence des espèces d'oiseaux. Cette dernière approche constitue ainsi une piste prometteuse pour améliorer notre compréhension des exigences écologiques des espèces d'oiseaux en identifiant les caractéristiques structurales du paysage qui sont susceptibles de favoriser leur présence.

Mot-clefs: Analyse de texture, Modélisation de l'habitat de l'avifaune, Biologie de la conservation, Très haute résolution spatiale, Paysage méditerranéen.

1 Introduction

One of the main challenges in ecology is to understand the relationship between spatial heterogeneity and biodiversity (Rosenzweig, 1995; Fahrig and Nuttle, 2005). Landscape-level spatial heterogeneity is a key feature in habitat selection for many species (Benton et al., 2003) and is known to promote species richness (Kadmon and Allouche, 2007). Global changes, in particular land use changes, have major impacts on landscape-level spatial heterogeneity, which therefore represents a severe threat to biodiversity (Kremen and Merenlender, 2018). As a result, managing landscape structure has become key to improve biodiversity conservation in general, and the status of species of conservation interest in particular (Herrera et al., 2016; Seppelt et al., 2016; Socolar et al., 2016).

To date, the conceptual model most widely used to study the relationship between landscape structure and biodiversity is the landscape mosaic model (Wiens, 1995; Turner and Gardner, 2015). Based on this conceptual model, landscape structure has two components: landscape composition, i.e. the proportion of land cover types, and landscape configuration, i.e. the spatial arrangement of land cover patches (Fahrig et al., 2011b). There is an increasing amount of literature showing that both landscape composition and configuration significantly influence community composition and species distribution (Arroyo-Rodríguez et al., 2016; Collins and Fahrig, 2017; Duflot et al., 2017).

Due to the dominance of the landscape mosaic model, most studies on the relative role of landscape composition and configuration for biodiversity have focused on landscapes with well-defined patches, such as homogeneous forest patches surrounded by cleared land, or agricultural mosaics (Collins and Fahrig, 2017; Duflot et al., 2017; Fahrig et al., 2011b). As a result, methods classically used to assess landscape composition and configuration are often based on discrete vegetation maps (e.g. Corinne Land Cover, photo-interpretation of vegetation patches). Indices used to quantify landscape structure therefore focus on the percentage cover of different patch types and configuration indices such as the ones implemented in the Fragstats software (McGarigal and Marks, 1995).

The mosaic landscape model and associated configuration indices are particularly relevant to cultural landscapes in Europe and North America. They are however not always adapted to study the role of fine-scale heterogeneity levels in highly fragmented landscapes (Corry, 2005). In these landscapes, studies often remain limited to coarse-scale composition and configuration based on discrete landscape maps, e.g. Corinne Land Cover (Herrera et al., 2016), photo-interpretation of vegetation units (Moreira et al., 2001b). This approach however requires delineating arbitrary

boundaries at transition zones between different cover types, and overlooks within-habitat heterogeneity. To date, most studies interested in the role of fine-scale heterogeneity remain therefore limited to the role of landscape composition based on the supervised classification of high-resolution remote-sensed images (Sirami et al., 2007).

However, the development of new remote sensing methods based on continuous approaches provides new opportunities to assess landscape composition and configuration. Continuous approaches do not require preliminary image classification, avoiding problems caused by subjectivity and misclassification as aforementioned (Wagner and Fortin, 2005). Indeed, these continuous approaches are based on textural analysis depicting gradients and spatial patterns from data sources considered as continuous, such as remote sensing images (Petrou and Sevilla, 2006). Such methods are well-adapted to landscapes with fine-scale heterogeneity levels such as Mediterranean or savanna landscapes. Several studies show the potentiel of texture indices to predict bird species' richness (St-Louis et al., 2006, 2009; Culbert et al., 2012), or bird species' abundance (Bellis et al., 2008; Wood et al., 2013; St-Louis et al., 2014). In most of studies, prediction accuracy are higher when using textural indices instead of the composition of general habitats (e.g. St-Louis et al., 2009; Bellis et al., 2008). The use of these textural indices remain however limited in conservation science due to the lack of information about their interpretability and their potential to explain species ecological requirement.

Here, we assessed the potential of continuous-based approaches to inform conservation management in fine-grained Mediterranean landscapes. We conducted bird surveys in 290 sampling points on the Causse d'Aumelas in southern France to collect data on the presence/absence of four bird species of conservation interest (*Anthus campestris*, *Lullula arborea*, *Emberiza hortulana*, *Sylvia undata*). These species are all associated with open Mediterranean vegetation but have distinct fine-scale requirements (Brotons et al., 2008; Sirami et al., 2011). We then calculated continuous-based composition and textural indices as well as classical discrete-based composition indices and compared their performance to explain and predict the distribution of these four species.

2 Materials

2.1 Study site

The study site corresponds to the same Natura 2000 site "Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas" as the in Chapter 6. Yet, the study area was enlarged beyond the Natura 2000 boundaries in order to include more point-counts. The enlarged study site with the location of bird point-count is presented in Figure 7.1

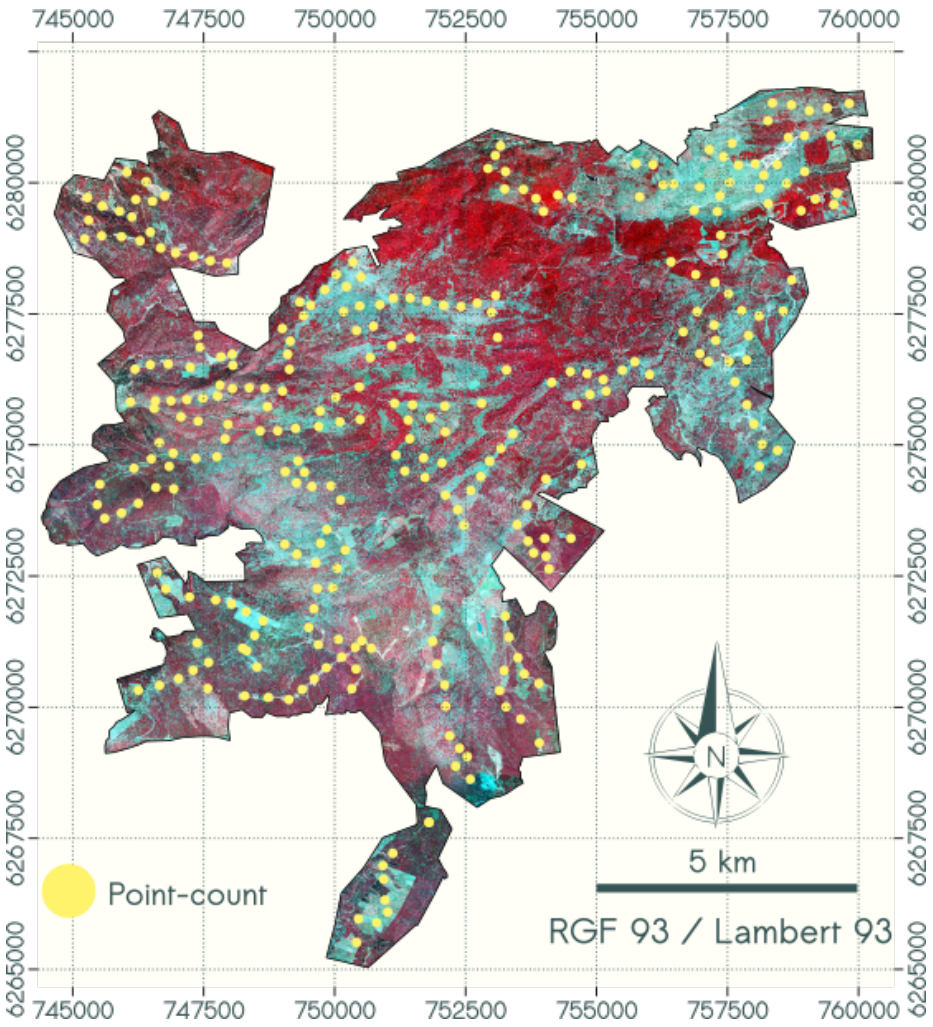


Figure 7.1 Location of the study area and the point-counts.

2.2 Bird Surveys

Bird surveys were conducted using the point-count method and recorded presence-absence of the four species in a with 100 m-radius buffer around the observer during 10 minutes (Bibby et al., 2000). Censuses took place during the breeding season (March–June) in 2012. They were restricted to days without marked rainfall or wind and during the period of peak vocal activity (4 h after sunrise). Based on these surveys, we obtained data on the presence/absence of the four species of conservation interest (*Anthus campestris*, *Lullula arborea*, *Emberiza hortulana*, *Sylvia undata*).

Tawny pipit (*Anthus campestris*) is associated with shrubsteppe habitat, where it nests on the ground near vegetation (Cramp and Brooks, 1992). It is declining across much of its European range, due to land abandonment and agriculture intensification (Cramp and Brooks, 1992).

Woodlark (*Lullula arborea*) is associated primarily with open farmland and grazing land (Pons et al., 2003). This species has increased in abundance during the last decades throughout the northwest Mediterranean (Sirami et al., 2008), probably as a result of the increased availability of open shrubland adjacent to vineyards or grazing land, the dominant land-cover types selected by Woodlarks (Sirami et al., 2011).

Ortolan bunting (*Emberiza hortulana*) uses very diverse habitats such as garrigue or cultivated land, usually characterized by the presence of scattered trees, sparse herbaceous vegetation with abundant bare soil (Fonderflick et al., 2005). Decreases in the ortolan bunting populations appear to be related to the intensification and homogenization of agricultural landscapes (Cramp and Brooks, 1992).

Dartford warbler (*Sylvia undata*) favors medium and tall shrubland (Martin and Thibault, 1996). The Dartford Warbler was recently evaluated on a global scale as Near Threatened in the IUCN Red List, since it is declining at a moderately rapid rate (BirdLife, 2004).

2.3 Airborne color infrared images

Airborne images were taken from the color infrared BD ORTHO CIR, a French airborne imagery database acquired by the IGN (Institut National de l'Information Géographique et Forestière). The dataset used in the study corresponds to 119 pictures acquired in June 2015, preprocessed and delivered as an orthorectified mosaic with a radiometric equalization performed among the pictures. Images are provided in 25 km^2 square tiles downloadable in JPEG 2000 format, in the French Lambert-93 projection. Visible and near infrared information at 0.5 m spatial resolution allows computation of NDVI in order to study vegetation photosynthetic activity and link it to structure at very fine scale.

3 Methods

3.1 General approach

The general approach is presented in Figure 7.2 and consisted of three steps. First, both composition and configuration structural information was obtained through the computation of textural indices and mean NDVI (Figure 7.2.a). The three indices were computed for each point-count. Second, information on composition was derived for each point-count based on a vegetation map produced using an object-based classification process (Figure 7.2.b). More precisely, the proportion of the three following strata (ground (G), low ligneous (LL) and high ligneous (HL) were computed. Third, the relationship between landscape structure and bird species occurrence probability was investigated using Generalized Additive Models (GAM) (Figure 7.2.c). Two models were performed, using two different variable sets., i.e. one compounded of the textural indices and the mean NDVI (here after FOTO_SET) and another using the proportions of the tree strata (here after PLAND_SET). The explicative and predictive performances of each model were finally compared.

3.2 Landscape structure characterization

3.2.1 Scale of analysis

We considered that species may respond to different spatial scales depending on the context. In Mediterranean landscapes, open habitat species have been shown to respond to spatial scales ranging from 25 m (local extinction) to 500 m (local colonisation, Sirami et al., 2008). As a result, we selected an intermediate scale and computed all landscape variables within a 200 m radius.

3.2.2 Landscape composition from discrete representation

The vegetation map was produced from an object based image analysis (OBIA) performed on the CIR airborne image. The implementation and the samples used in this study were the same as those used in the Chapter 6. Please refer to this chapter to get more details on the classification process. Yet, it must be noted that we regrouped here the herbs and bare soil strata into one ground stratum after the classification process, unlike in Chapter 6. For each point count, the proportions of each stratum was computed for a windows size of 400 m, centered on the sampling point, with FRAGSTATS 4.2.1 Software.

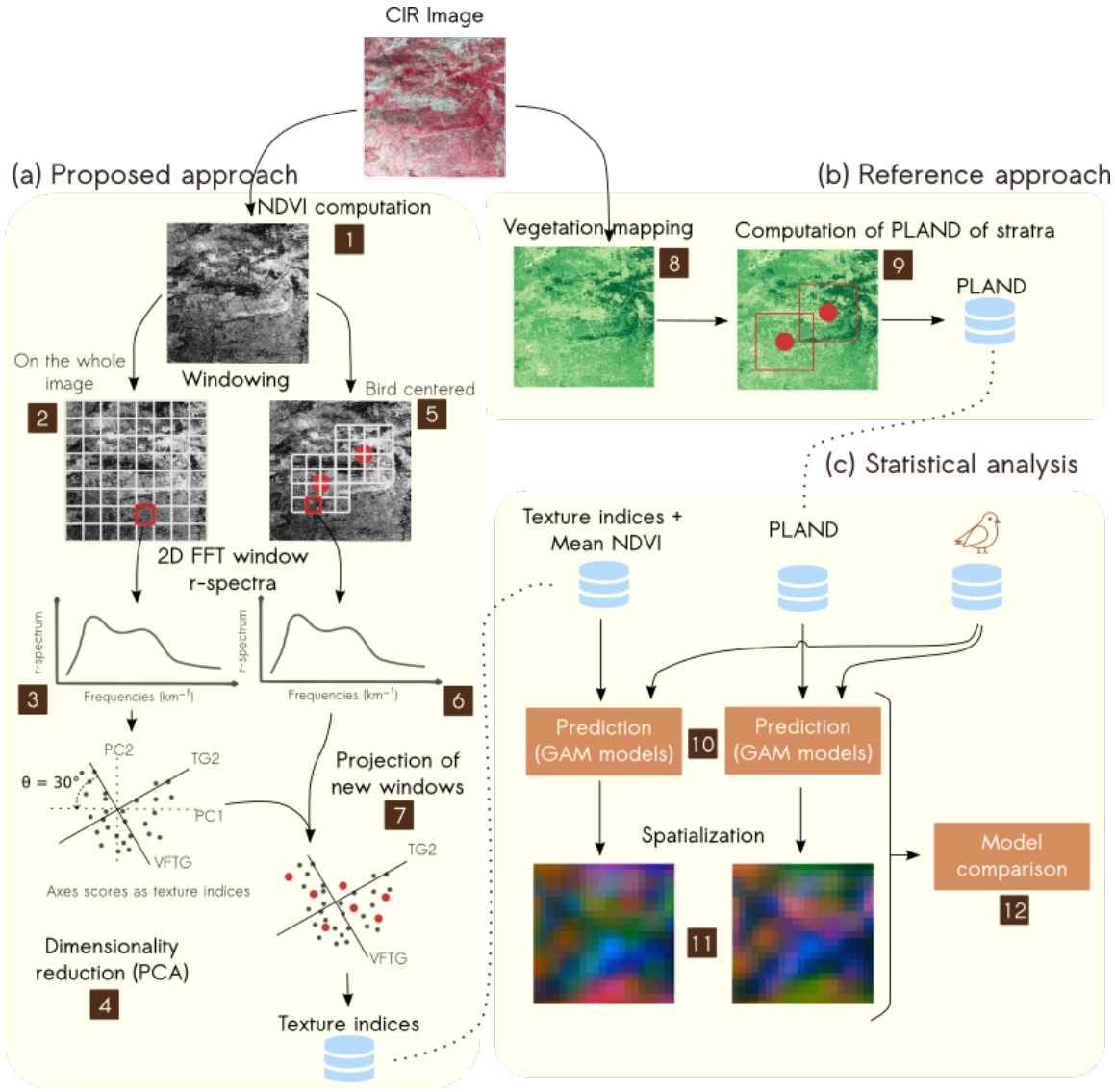


Figure 7.2 General workflow to compare (**a**) the proposed approach and (**b**) the reference approach for modeling bird distribution. NDVI : Normalized Vegetation Index; FFT : Fast Fourier Transform; PCA : Principal component Analysis; VFTG : Vegetation Fragementation Textural Gradient; TG2 : Textural gradient 2; PLAND : proportion of landscape; GAM : Generalized Additive Model

3.2.3 Landscape configuration and composition from continuous representation

a. Computation of textural indices

FOTO textural indices and the mean NDVI were used as indicators of the landscape configuration and composition. The FOTO method was described in chapters 3, 4 and 6 and was not detailed here. The FOTO method was applied on the whole site on the NDVI derived from the airborne images, with an analysis windows of 100 m size (step 2 to 4 in Figure 7.2). The r-spectra of windows containing anthropized areas such as vineyards, tree plantations or buildings were computed but were not included in the principal component analyses in order to not alter the decomposition of spatial frequencies (See Chapter 5 for more details). An orthogonal rotation of 30°was then applied on the two first loadings in order to produce two textural indices related to a vegetation fragmentation gradient and gradient related to HL dominance (Chapter 6). The r-spectra of the anthropized area were finally projected in the factorial plan using the rotated loadings.

The next step consisted in computing the textural indices for each point-count. For each point-count, we computed 16 r-spectra corresponding to 16 windows of 100 m size included in a window of 400 m size centered on the point-count (step 5 and 6 in Figure 7.2). The r-spectra were finally projected in the rotated factorial plan obtained previously in step 4. Finally, the mean of the scores on the VFTG, the TG2 and the mean NDVI of the 16 windows of 100 m were used as descriptors of each point count.

b. Interpretation

In the chapters 4 and 6, the rotated loadings were interpreted in terms of vegetation heterogeneity. Figure 7.3 summarizes the interpretation of the 2D plane made by the VFTG and the mean NDVI. The mean NDVI was an indicator of the dominant strata and the VFTG was an indicator of vegetation fragmentation. Example of windows in the plane defined by VFTG and mean NDVI are also available in appendix (Figure 7.16 and Figure 7.17)

3.3 Statistical analysis

Occurrence probabilities were modeled using Generalized Additive Model (GAM) with binomial distribution and logit link function. In order to keep response curve relatively simple and because the occurences were relatively low in datasets, we used a maximum of 4 smoothing parameters.

We build separated analyses for FOTO_SET and PLAND_SET. As the proportion of the three strata sum to one and thus are highly correlated when they are fitted all together, we included only two in models. For all species we first fitted a model with each of the three land cover variables separately

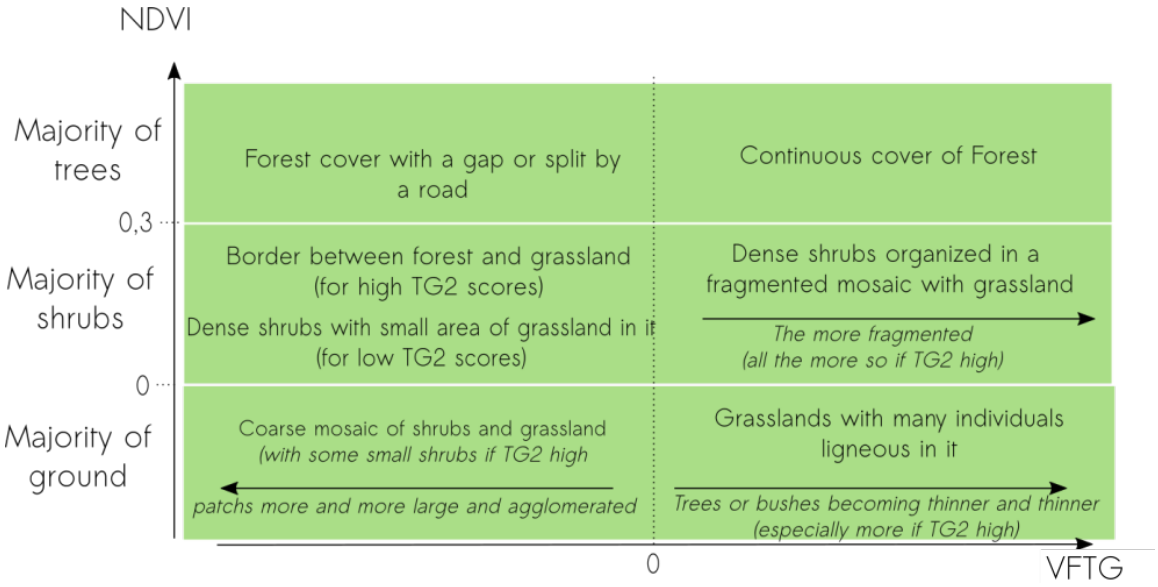


Figure 7.3 Interpretation of VFTG, TG2 and Mean NDVI scores in terms of vegetation structure.

and select the two best ones in terms of AIC (Burnham and Anderson, 2004). These two variables were then added to the model. For FOTO_SET, we verified that NDVI, VFTG and TG2 were not correlated. We then fitted a model including the three variables as well as the two interactions between NDV1 and PCA axis.

All analyses were conducted on R environment (Team, 2017) and notably with package "mgcv" (Wood, 2006) for gam modeling, and "pROC" (Robin et al., 2011) for AUC calculation. In a first step we fitted the model on the entire dataset to get the percentage deviance explained by the model. In a second step, as we were interested in the prediction capability of the two types of variables, we randomly set aside 30% of the dataset (test dataset) and fitted the model on the remaining 70% of the data (training dataset). Tested dataset was used to calculate Area Under the Curve). We performed this step 100 times using different random selection of training/test datasets. We used the 100 model fit to draw median response curves and their 95% confident interval or coefficient of variation but also median predicted occurrence probabilities and their CV.

4 Results

4.1 Selection of best combinations of variables for the reference approach

The Table 7.2 in appendix shows the AIC for the proportion of each stratum for each bird species. Based on the best AIC scores we selected the following strata :

- LL and HL strata for *Anthus campestris* ;

- G and HL strata for *Lullula arborea* ;
- LL and HL strata for *Sylvia undata* ;
- LL and HL strata for *Emberiza hortulana*.

4.2 Model comparison

4.2.1 Predictive power

The AUC ranged between 0.70 and 0.80 suggesting a relatively good predictive capability. The AUC were always larger for land cover variables except for *Sylvia undata*, but the differences between the two types of models were generally low.

4.2.2 Explanatory power

The percentage of explained deviance are shown in the Table 7.1. The best explanatory power were obtained for *Emberiza hortulana* and *Sylvia undata* models with a percentage of explained deviance of 23%. FOTO_SET models outperformed PLAND_SET models for *Emberiza hortulana*, *Sylvia undata* and *Lullula arborea* species with a difference of the percentage of explained deviance reaching 13.7 for *Sylvia undata*. PLAND_SET variables had a slightly higher explanatory power than FOTO_SET variables for *Anthus campestris* with a percentage of explained deviance of 18.1 against 16.9, respectively.

4.3 Ecological interpretation

4.3.1 Lullula arborea

Response curve to land cover metrics are presented in Figure 7.4. The response curve to percentage of G indicates occurrence probability lower than 0.3 for ground cover lower than 30%. The

Table 7.1 Percentage of explained deviance and mean AUC scores for models performed with FOTO_SET and PLAND_SET variables. Standard deviation of AUC scores are in brackets.

	Expl. dev.		AUC	
	FOTO_SET	PLAND_SET	FOTO_SET	PLAND_SET
Anthus c.	16.9	18.1	0.74 (0.05)	0.77 (0.04)
Lullula a.	17.9	13.1	0.69 (0.06)	0.71 (0.05)
Emberiza h.	23.0	20.3	0.73 (0.09)	0.78 (0.06)
Sylvia u.	23.0	9.3	0.73 (0.07)	0.71 (0.08)

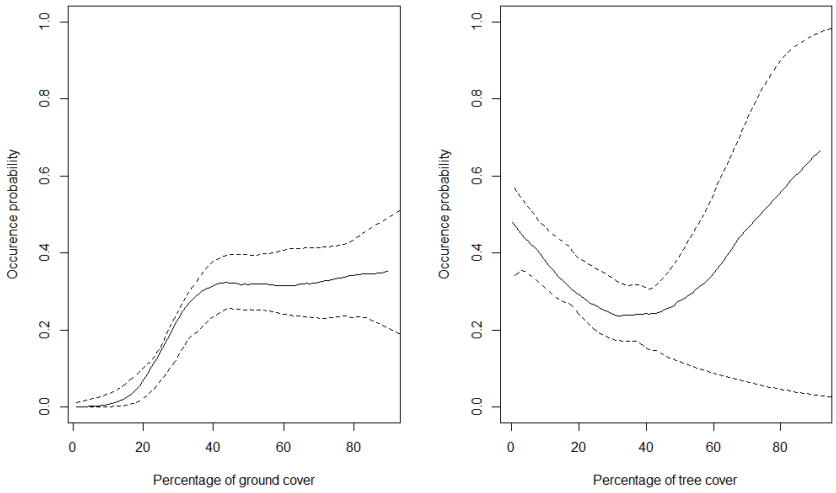


Figure 7.4 Response curve to percentage of G and HL cover for *Lullula arborea*.

probability remained stable at 0.35 for ground cover higher than 40%. The occurrence probability decreased from 0.5 to 0.25 as HL cover increased from 0 to 35%. For HL cover higher than 35%, the confidence interval was too high to interpret the probability with enough confidence.

Response plan to VFTG and NDVI (Figure7.5) evidenced one area with high occurrence probability (greater than 0.8) corresponding to low or very low Mean NDVI and very high VFTG values. These values corresponded to semi open dry grassland containing many shrubs. The probability decreased as fragmentation decreased and as the landscape becomes compounded of larger and larger patches of LL. Response plan to TG2 and NDVI shows low probabilities for high PC2 values indicating low occurrence probability for windows containing forest.

The spatial distribution predicted from land cover or configuration metrics are illustrated in Figure7.6 showed similar patterns with moderate to high occurrence for area of mosaic of herbs and shrubs. Prediction maps produced with FOTO_SET metrics put more emphasized on highly fragmented area corresponding to wine-yard and dry grassland with high density of shrubs at the North-East and the South of the study site compare to land cover metrics.

4.3.2 Anthus campestris

Figure 7.7 shows that occurrence probability increased linearly from 0.10 to 0.65 as the LL cover increased. Regarding the response curve to HL cover, occurrence probabilities were higher for low HL cover and decreased for higher values, similarly to *Lullula arborea*.

Most of the response plan to VFTG and NDVI has CVs higher than 0.3 (Figure 7.8). Only two small areas were under this threshold and were associated with high occurrence probability : one for very low Mean NDVI and very low VFTG values corresponding to very open dry grassland;

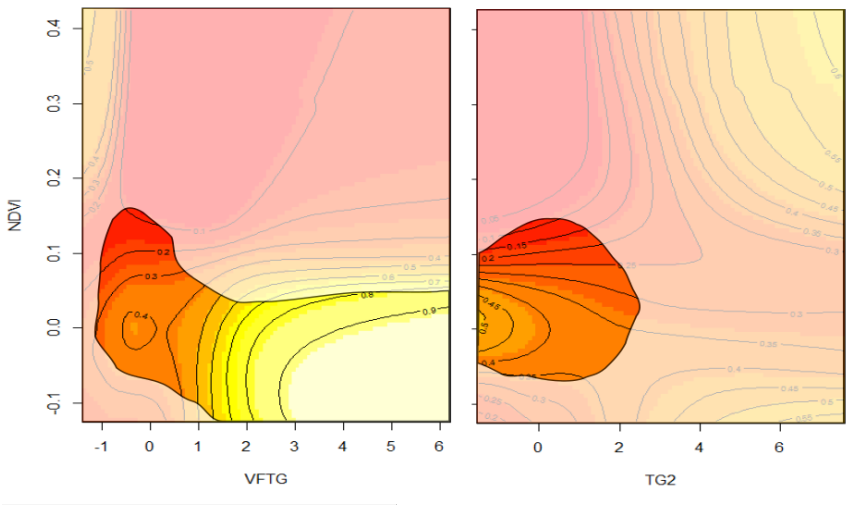


Figure 7.5 Response plan to (**a**) VFTG and NDVI and to (**b**) TG2 and NDVI for *Lullula arborea*. Area whose coefficient of variation is higher than 0.3 is masked in semi-transparent white.

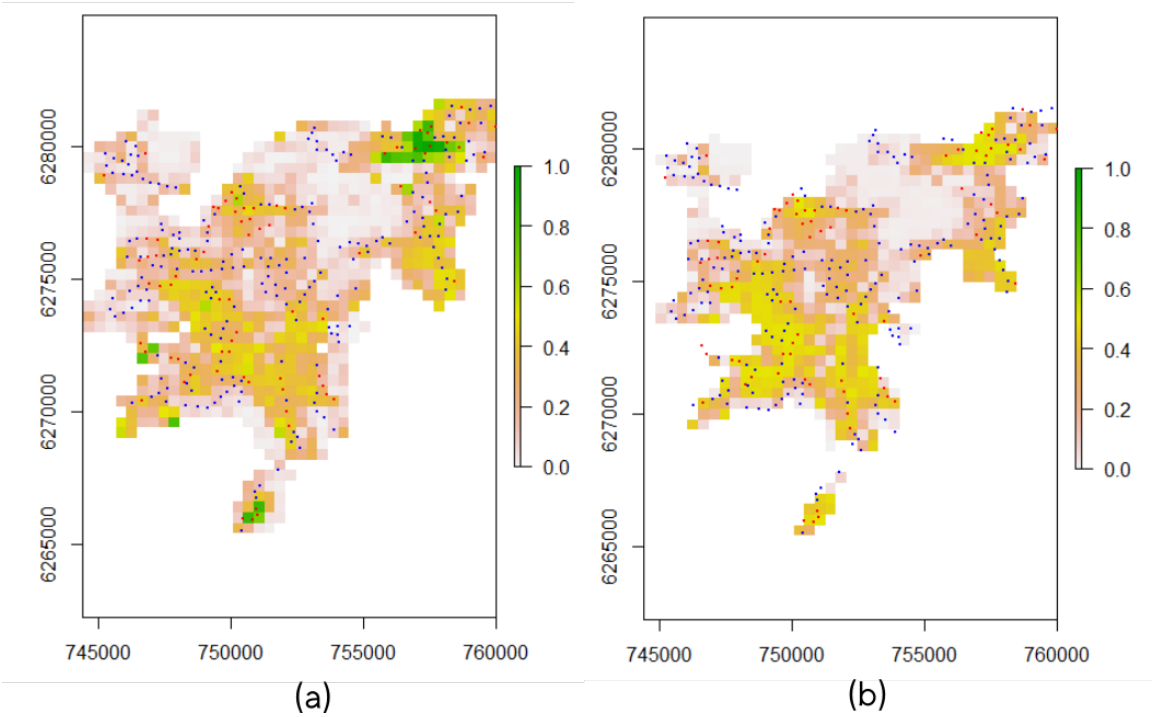


Figure 7.6 Predicted mean occurrence probability with (**a**) VFTG, TG and mean NDVI and with (**b**) land cover metrics. Red dot = presence, blue dot = absence for *Lullula arborea*.

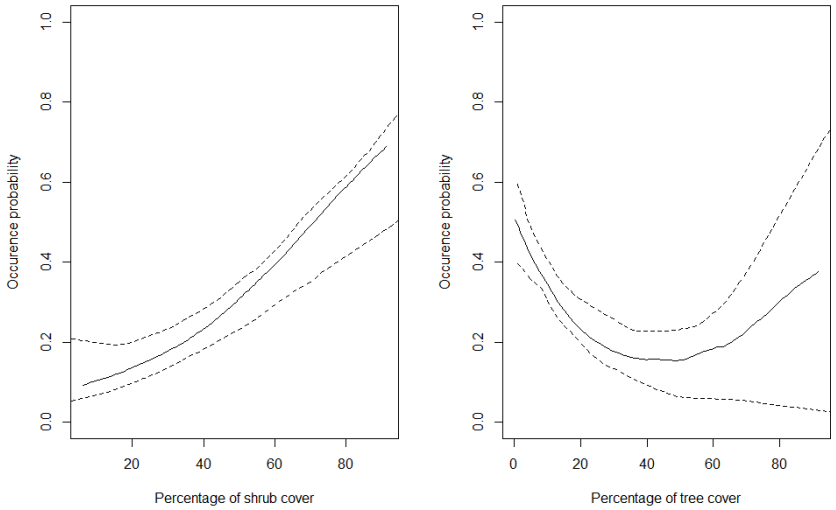


Figure 7.7 Response curve to percentage of LL and HL cover for *Anthus campestris*.

another for Mean NDVI around 0.1 and very high VFTG values corresponding to highly heterogeneous windows of shrubs and ground mixed. Almost all the response plan to TG2 and NDVI presents CVs higher than 0.3 indicating that these probabilities were not significant.

Accordingly to the response curve of LL cover, the spatial prediction of occurrence probability using PLAND metrics evidenced area at the West of the study site dominated by LL as highly favorable to the species (Figure 7.9). The spatial map created with VFTG, TG2 and Mean NDVI evidenced the same areas, yet with a higher contrast of occurrence probabilities between area with coarse structure of LL and H and area with similar percentage of LL and HL with a more fragmented structure (in green and orange, respectively).

4.3.3 Emberiza hortulana

There were little change of occurrence probability to LL and to HL (Figure 7.10). Maximum of probability was found for very low cover of LL and HL (occurrence probability were 0.2 and 0.1 respectively).

The response plan to VFTG and NDVI (Figure 7.11) shows higher contrasts with an occurrence probability higher than 0.5 for Mean NDVI around 0 and very low VFTG values corresponding to a very coarse mosaic of dry grassland and dense LL. The occurrence probability decreased rapidly as fragmentation rose. The response plan to TG2 and NDVI shows low probabilities for low PC2 values indicating a preference for windows with no trees.

Prediction map derived from models using land cover metrics showed a short gradient of occurrence probabilities (Figure 7.12), the highest value (0.3) being associated to the West, South-West of the study site with high percentage of LL cover. Areas with high cover of G or HL showed

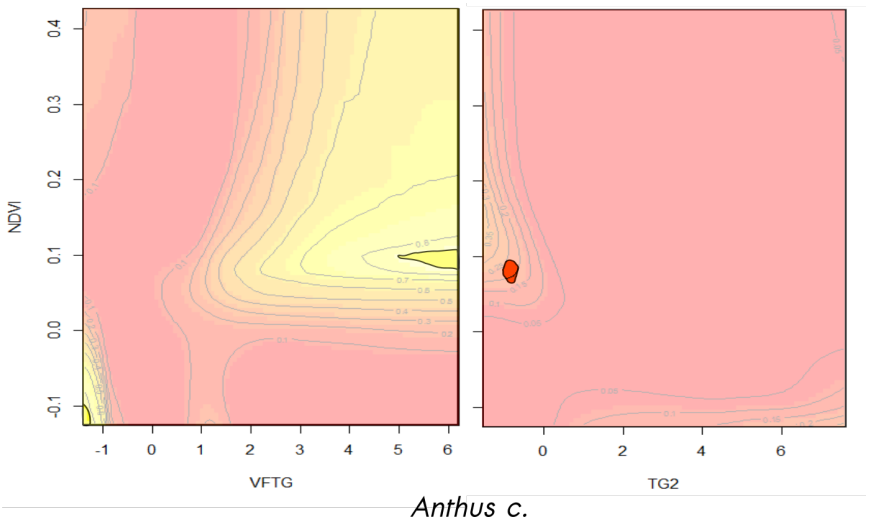


Figure 7.8 Response plan to (**a**) VFTG and NDVI and to (**b**) TG2 and NDVI for *Anthus campestris*. Area whose coefficient of variation is higher than 0.3 is masked in semi-transparent white.

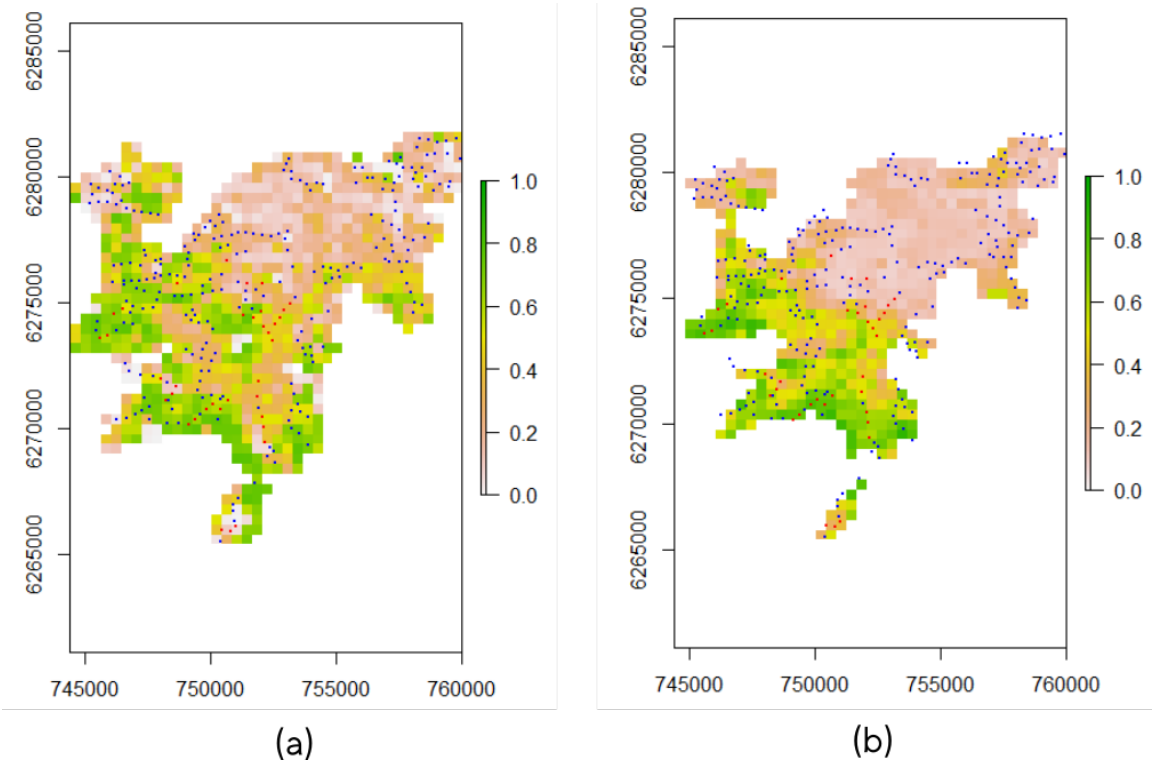


Figure 7.9 Predicted mean occurrence probability with (*a*) VFTG, TG and mean NDVI and with (*b*) land cover metrics . Red dot = presence, blue dot = absence for *Anthus campestris*.

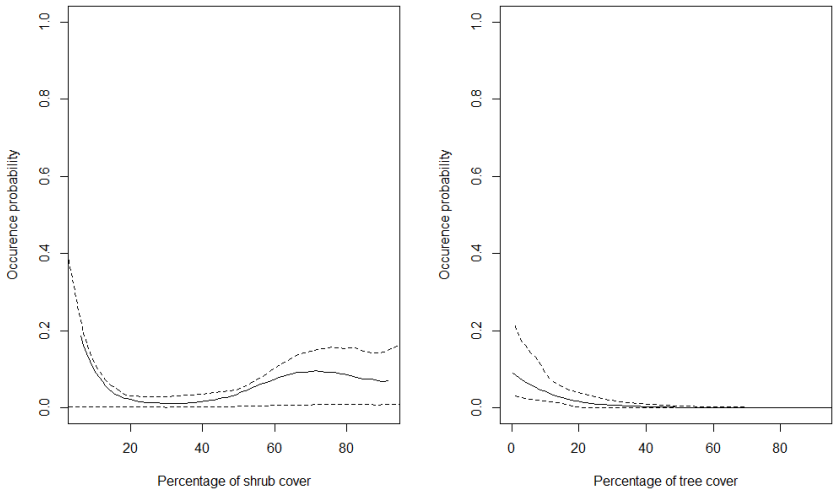


Figure 7.10 Response curve to percentage of LL and HL cover for *Emberiza hortulana*.

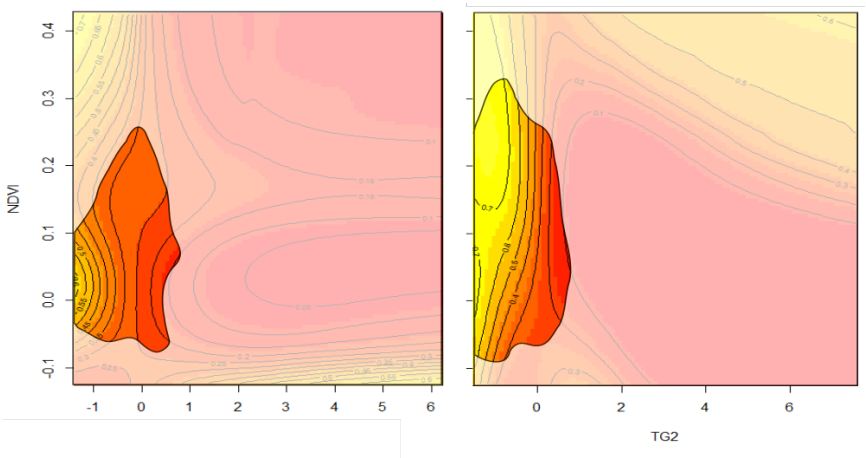


Figure 7.11 Response plan to (**a**) VFTG and NDVI and to (**b**) TG2 and NDVI for *Emberiza hortulana*. Area whose coefficient of variation is higher than 0.3 is masked in semi-transparent white.

an occurence probability lower than 0.1. Prediction map derived from models using FOTO_SET variables showed very similar pattern but emphasized few windows containing large aggregated G patches.

4.3.4 Sylvia undata

Sylvia occurrence probability showed a constant value of 0.1 for all LL cover percentage (Figure 7.13). Its occurrence probability decreased slowly from 0.25 for 0% while HL cover increasing from 0 to 60%.

Most of the response plan to VFTG and NDVI has a CV higher than 0.3 (Figure 7.14). Only one small areas was under this threshold with high occurrence probability. Occurrence probability higher than 0.7 was found for very low Mean NDVI and very low VFTG values corresponding to coarse

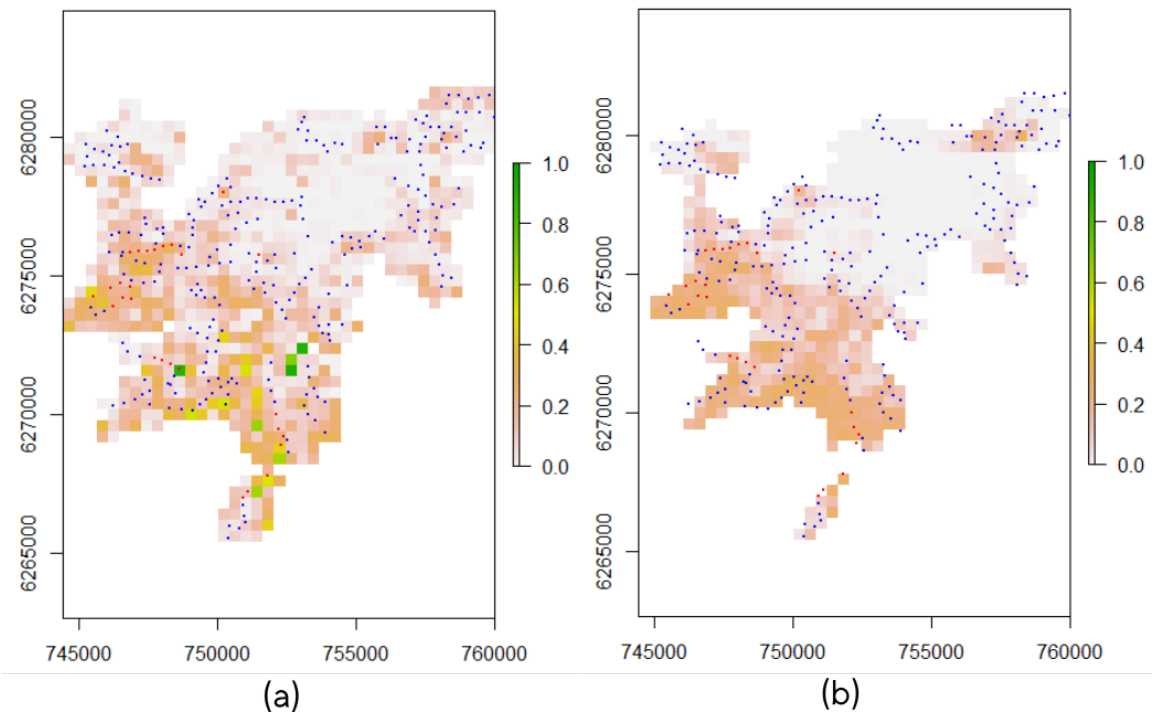


Figure 7.12 Predicted mean occurrence probability with (*a*) VFTG, TG and mean NDVI and with (*b*) land cover metrics . Red dot = presence, blue dot = absence for *Emberiza hortulana*.

mosaic of dry grassland and dense LL. Response plan to TG2 and NDVI presents probabilities with a CV higher than 0.3 indicating that the predicted values are not relevant to explore.

Prediction map produced with PLAND_SET variables basically showed two probabilities values contrasting forest cover (around 0% of occurrence probability) and area that contained no tree (around 0.3 occurrence probability) (Figure 7.15). These results are consistent with the low explained deviance of models using PLAND_SET. Occurrence probabilities of the prediction map produced with FOTO_SET variables were more contrasted.

5 Discussion

5.1 Explanatory and predictive power

Our study shows that continuous-based indices can be used to adequately explain and predict bird species' distribution. The explanatory and predictive power of continuous-based indices was generally similar to those of discrete-based indices classically used in the literature. These results suggest that continuous-based indices represent adequate proxies of bird species habitat quality in Mediterranean landscapes. This finding is consistent with previous studies conducted in North America (Culbert et al., 2012; Wood et al., 2013; Hepinstall and Sader, 1997; St-Louis et al., 2006).

Studies focusing on larger vegetation gradients produced models associated with high percent-

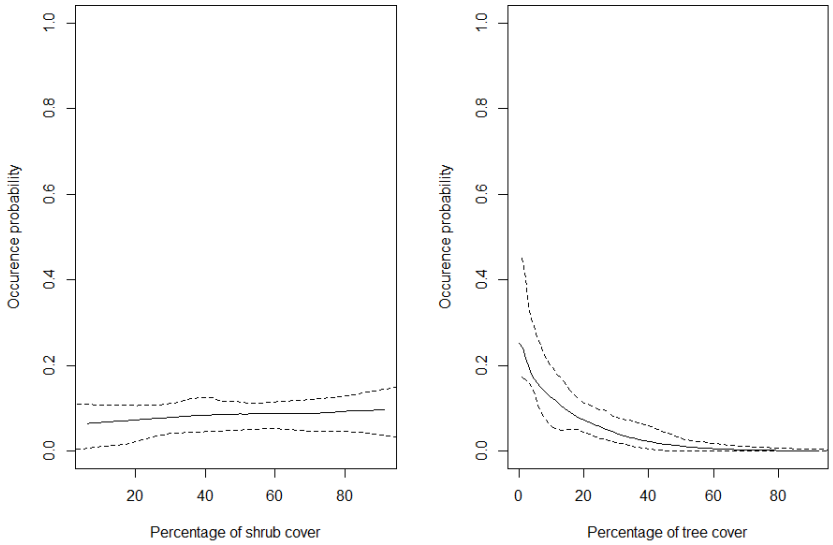


Figure 7.13 Response curve to percentage of LL and HL cover for *Sylvia undata*.

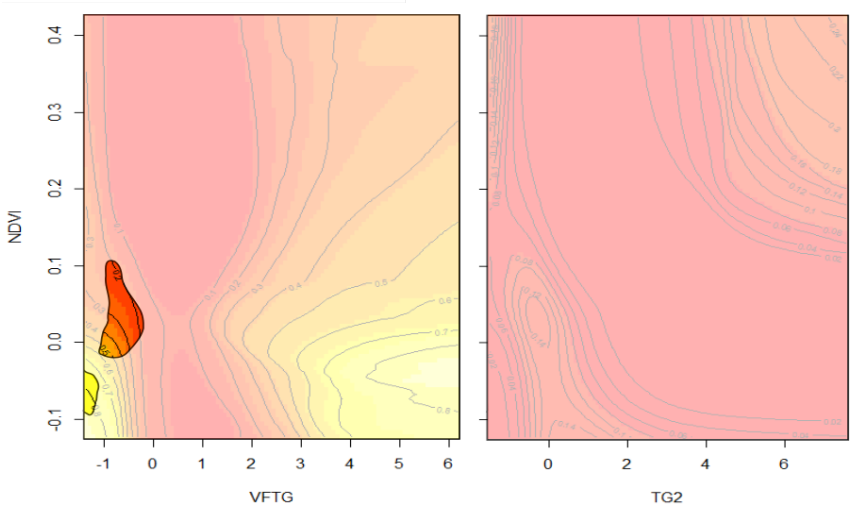


Figure 7.14 Response plan to (**a**) VFTG and NDVI and to (**b**) TG2 and NDVI for *Sylvia undata*. Area whose coefficient of variation is higher than 0.3 is masked in semi-transparent white.

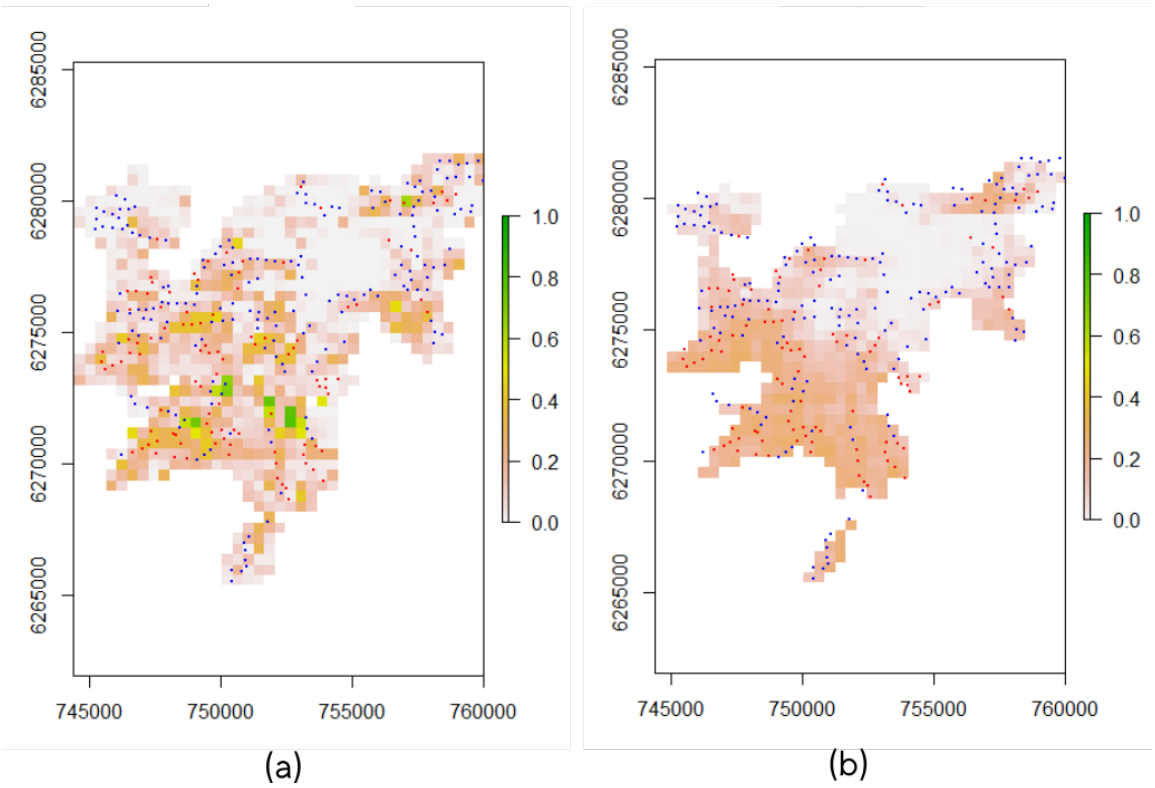


Figure 7.15 Predicted mean occurrence probability with (*a*) VFTG, TG and mean NDVI and with (*b*) land cover metrics . Red dot = presence, blue dot = absence for *Sylvia undata*.

ages of explained variance (Culbert et al., 2012; Bellis et al., 2008). However, our sampling design focused solely on the most open part of the study area while previous studies usually targeted the entire landscape gradient from open area to entirely forested cover. The relatively low explanatory and predictive powers over the much lower gradient of open-area only we studied was thus expected and may appears as relatively good in this context.

Studies using textural indices derived from very high spatial resolution image to explain bird distribution and focusing on bird species richness reached up to 57% (St-Louis et al., 2006) or 35% (Wood et al., 2013) of explained variance. However, when focusing on bird species abundance, our results were consistent with other studies. For instance, Wood et al. (2013) modeled abundances of three bird species with Haralick textural indices derived from airborne images. If they explained up to 19% of variance for an open woodland related bird (*Seiurus aurocapillus*) 54% of variance for a grassland related bird (*Ammodramus savannarum*), they only explained 13% of variance for Savannah related bird (*Spizella pusilla*). Moreover, such studies systematically tested several textural indices at different scales while we only tested three indices at a unique scale. Hence, this chapter presents encouraging results and more in depth studies are required to assess the potential of the proposed indices at different scale to model bird distribution.

5.2 Deepening our understanding of the role of landscape structure

If previous study showed high prediction and explanatory power for bird species richness or abundance using Haralick textural indices, they emphasized that interpreting the ecological meaning of specific texture measures can be challenging. Indeed, texture measures, especially Haralick texture measures, are often difficult to conceptualize in terms of what they represent "on the ground" (St-Louis et al., 2006; Culbert et al., 2012). However, we showed in this study that it was possible to interpret the ecological significance of the relationship between textural indices and species distribution. Despite explanatory and predictive power being similar for continuous and discrete based approach, models using continuous-based indices provided richer information. First, it confirmed that the distribution of these fours bird species is influenced both by landscape composition and by landscape configuration. Results were overall consistent with the literature available on the ecology of these species (Cramp and Brooks, 1992).

Moreover, our results revealed that these species are strongly associated with very specific spatial structure. The combination of the two textural gradients VFTG and TG-2 with the mean NDVI provide valuable information about within habitat heterogeneity and continuous change in landscape structure. In addition, they can be interpreted in terms of explicit composition and configuration of vegetation heterogeneity. For instance, in the case of *Lullula arborea*, the land cover information predicted intermediate probabilities for area dominated by ground cover but with shrubs in it. Within these areas of mix of ground and shrubs, FOTO_SET variables allowed contrasting area with highly fragmented structure corresponding to dry grassland with high density of shrubs in it and area with more aggregated structure. It was also true for *Anthus campestris* where FOTO_SET models emphasize aggregated structure.

Furthermore, these textural indices proved to correctly assess changes in vegetation pattern over time (Couteron, 2002). Thus, it opens up promising opportunity to deepen our understanding of the role of landscape heterogeneity in the evolution of bird distribution in landscapes that are submitted to landscape closure and homogenization due to change in traditional land use, land abandonment, as in Mediterranean landscape (Blondel, 2006). It may allow to disentagle the contribution of composition and configurational heterogeneity changes to the decrease of bird species population having complex heteregeneous landscape requirements such as the four species under study.

5.3 Perspectives for refining our method and future work

The results presented in this chapter showed promising perspectives to map the distribution of species of conservation and understand their ecological requirement in terms of vegetation structure. However, several refining should be considered for future work. In this study, we only

considered a window of 400 m size, corresponding to a 200 m radial buffer, as a trade off between extinction and colonization process that may drive the presence of bird species. However, multiples radius should be considered from 50 m to 400 m to better understand the contribution of fine and broad scale heterogeneity to bird distribution.

In this study, we used the mean of 16 windows of 100 m size to model the distribution of birds, and we considered that the mean of the textural indices can be interpreted in terms of vegetation structure similarly to individual window while it might not be the case. However, it must be noted that all significant relationship between continuous-based indices and occurrence probability were observed for extremes values of textural indices so it does not deny the interpretation of the relationship between vegetation structure and bird occurrence probabilities. Nevertheless, considering a window as analysis unit instead of the mean of several windows for modeling bird occurrence may significantly improve the ecological interpretation of the model.

We only tested three continuous-based indices as predictors of bird distribution in this chapter. Despite the clear capital gain in term of ecological interpretation of the proposed indices, they should be compared to Haralick indices classically used in the literature as they may provide complementary information on vegetation structure. Similarly, other data sources should be considered for computing textural indices. *Emberiza hortulana* and *Anthus campestris* have ecological preference for areas with bare soil mixed with herbs but it was not evidenced in this study. Indeed, both approaches were not sensitive to the bare soil : the discrete representation only have a Ground srtatum (and not Bare soil and Herbs) and in the continuous representation, the use of the NDVI image mitigated the contrast between bare soil and herbs which thus could not be evidenced properly. In the Chapter 6, we showed that textural indices derived from panchromatic radiometric information are more sensitive to bare soil and herbs patterns. Hence, combining textural indices derived from different radiometric information is a promising lead for future work.

6 Conclusion

Our study shows that using continuous-based indices represent a cost-effective way of mapping landscape structure and the distribution of species of conservation concern compared to the traditional method of image classification. The use of image texture measures is likely to be particularly relevant when an accurate land cover map is unavailable for a given study area and when a large study are needs to be mapped. Such cost-efficient rapid landscape mapping should therefore be a valuable investment for conservation management.

Although it still requires further improvements, this approach also represents a promising way to improve our understanding of species habitat selection and to identify landscape structure most likely to host them. Some of the species studied here are still poorly known and drivers of their population decrease remain unclear. Combined with the increasing amount of bird census data, in particular through citizen science, this approach could significantly contribute to improve the

conservation status of species.

7 Appendix

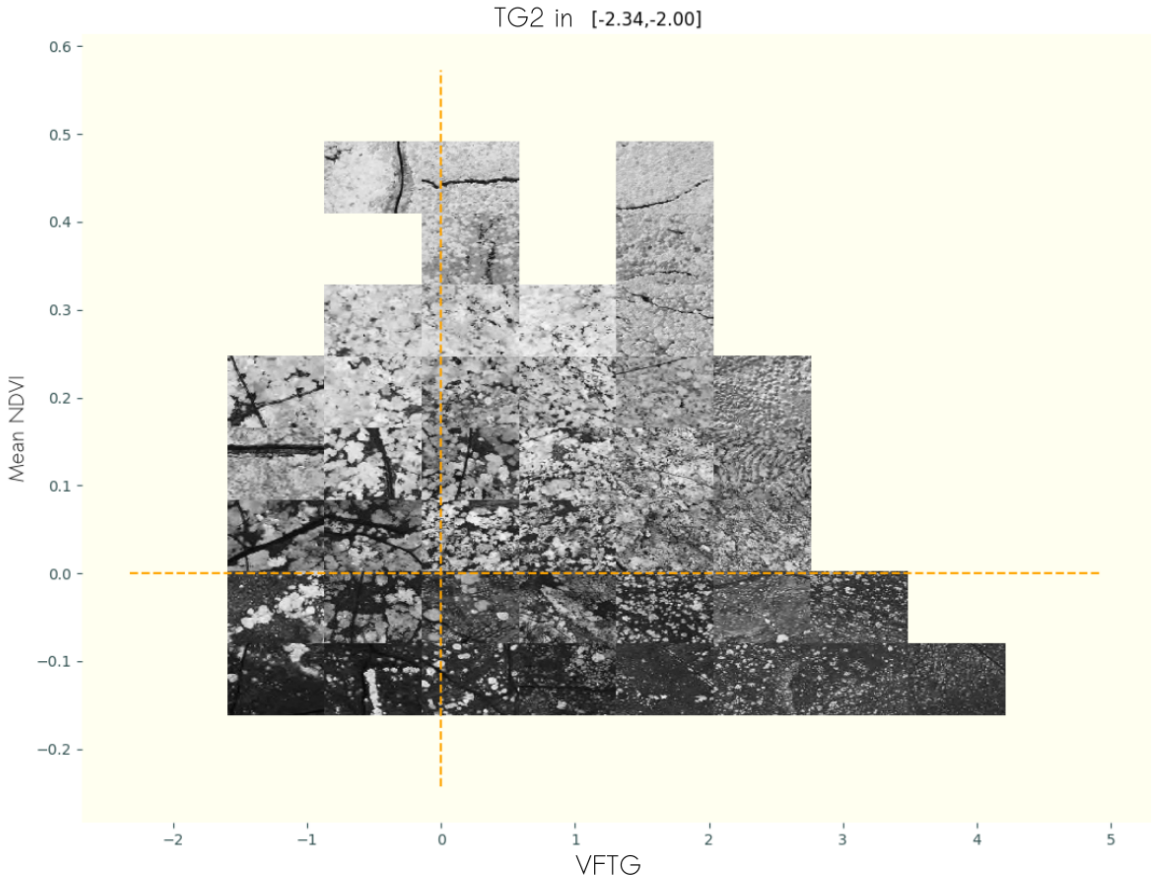


Figure 7.16 Textural ordination of the NDVI of windows of 100 m size after loading rotation. All displayed windows have a low score in the TG2 gradient, comprised between -2.34 and -2.

Table 7.2 AIC scores of each individual stratum proportion for the prediction of the four bird species. The two best models for each bird specie are in bold.

	Lullula a.	Anthus c.	Emberiza h.	Sylvia u.
Ground	**314.94**	219.24	182.63	376.51
Trees	**329.55**	**201.50**	**160.48**	**339.58**
Shrubs	336.87	**216.58**	**166.59**	**330.36**

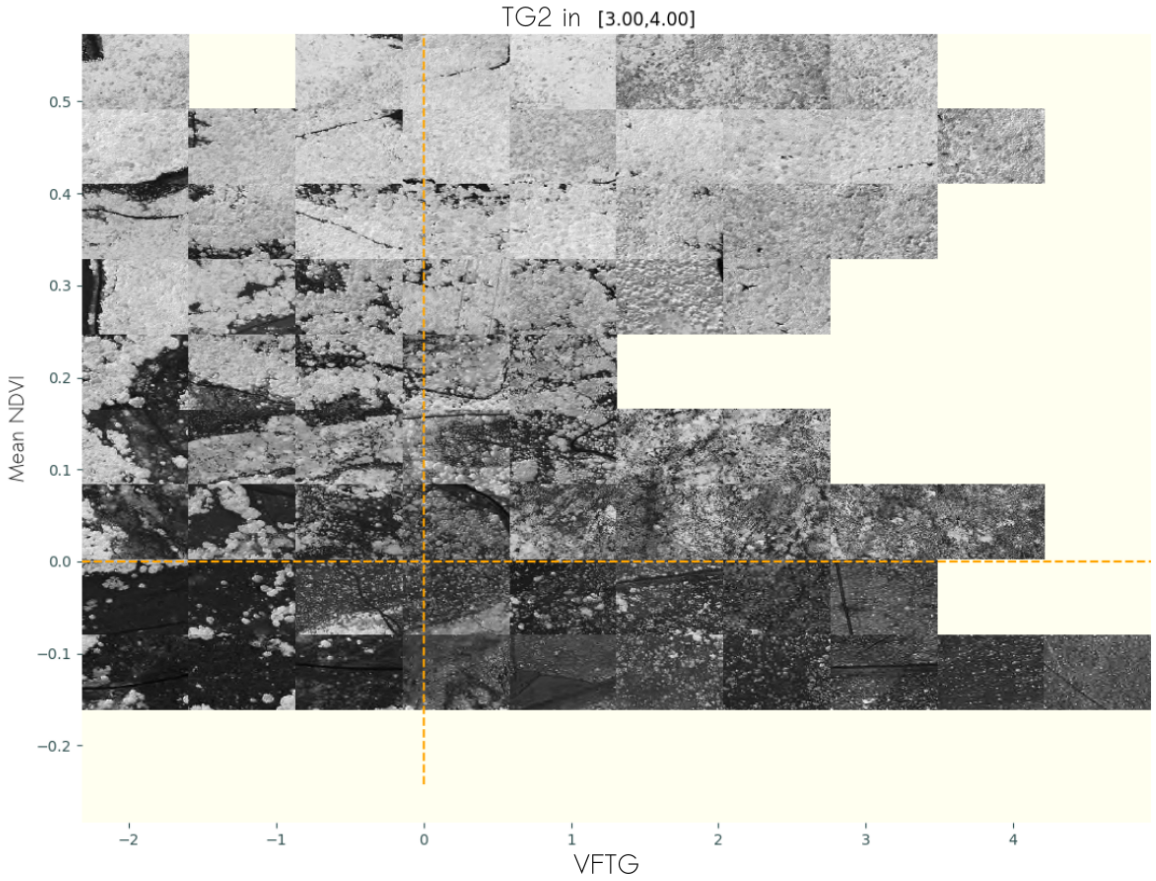


Figure 7.17 Textural ordination of the NDVI of windows of 100 m size after loading rotation. All displayed windows have a high score in the TG2 gradient, comprised between 3 and 4.

PARTIE III

Discussion Générale

CHAPITRE 8

Discussion

1 Synthèse des résultats

Cette partie est consacrée à un résumé succinct des principaux résultats obtenus pendant cette thèse afin de répondre aux objectifs fixés en début de thèse :

1. Développer une méthode de caractérisation de l'hétérogénéité spatiale des milieux naturels méditerranéens ayant les caractéristiques suivantes :

   (a) Les indices développés doivent caractériser l'hétérogénéité spatiale des quatre strates que sont : le sol nu, la strate herbacée, la strate buissonnante et la strate arborée ;

   (b) Les indices développés respectent un principe de parcimonie : ils ne sont pas redondants et le moins nombreux possibles ;

   (c) La méthode requiert un minimum de paramétrisation et doit pouvoir être automatisée autant que possible.

2. Tester le potentiel des indices de texture issus de la méthode FOTO combinés avec l'indice radiométrique NDVI pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale des milieux naturels méditerranéens (objectif n°1) ;

3. Tester la sensibilité de l'approche développée à des facteurs environnementaux et techniques ;

4. Valider la pertinence de l'approche développée en étudiant la capacité prédictive et explicative de la répartition spatiale de quatre espèces d'oiseaux menacées par la fermeture des milieux.

1.1 Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à partir de la méthode FOTO

Dans le chapitre 4, la méthode FOTO a été appliquée sur le NDVI issu de la BD ORTHO IRC de 2012 sur une zone restreinte de 3 km par 3 km. Nous avons ensuite pu faire le lien entre l'hétérogénéité spatiale de la végétation et deux indices de texture issus de la méthode FOTO combinés avec l'indice NDVI. Cette relation a pu être mise en évidence grâce à des modèles de régression entre ces indices et des métriques paysagères calculées à partir d'une représentation discrète du paysage obtenue par classification. Bien que ces métriques paysagères puissent être très sensibles aux erreurs de classification, leur interprétation en termes d'hétérogénéité est beaucoup plus aisée et ces métriques ont donc été utilisées comme une référence pour interpréter les indices de textures calculés directement sur l'image.

Après une rotation orthogonale des deux premiers axes de l'ACP, un premier indice de texture a pu être relié à la fragmentation des strates et un deuxième indice est relié à la dominance des arbres. Le NDVI est quant à lui relié à la composition des strates. Combinés, ces trois indices renseignent ainsi sur la composition et l'organisation de quatre strates. Grâce à l'interprétation de ces indices en termes d'hétérogénéité de la végétation, il est possible de produire des cartes d'hétérogénéité spatiale à la fois précises et synthétiques grâce un affichage de ces trois indices en composition colorée RVB.

L'approche a été testée pour plusieurs tailles de fenêtre d'analyse : 25 m, 50 m et 100 m ; et deux résultats principaux ont pu être tirés. Premièrement, les gradients de textures mis en évidence par les axes de l'ACP méthode FOTO produits sont "stables" pour les trois tailles de fenêtres : après application d'une rotation orthogonale, ils expriment toujours un gradient entre des basses fréquences et des fréquences intermédiaires pour le premier axe, et une dominance des hautes fréquences pour le deuxième axe. En revanche, la capacité prédictive des modèles de régression diminue avec la taille des fenêtres. Le choix de la taille de fenêtre est donc un compromis entre la gamme de motifs qu'il est possible de caractériser et le grain des cartes d'hétérogénéité produites à partir de la méthode.

1.2 Sensibilité de l'approche à des facteurs environnementaux et techniques

1.2.1 Passage d'un site d'étude restreint à un site Natura 2000

Dans le chapitre 5, nous avons testé la sensibilité des gradients de texture issus de la méthode FOTO au passage d'une zone d'étude restreinte à une zone d'étude plus large, contenant une plus grande diversité de milieux naturels et incluant des zones de culture. Nous avons ainsi pu mettre en évidence l'influence de surfaces caractérisées par une organisation périodique tels que les oliveraies, les pinèdes ou les vignes, sur l'analyse de texture réalisée avec la méthode FOTO.

La présence de telles surfaces anthropisées modifie la corrélation des fréquences spatiales avec les axes de l'ACP produits avec la méthode FOTO et modifie ainsi l'interprétation des gradients de texture. La présence de ces surfaces influe également sur le score des composantes principales et est donc susceptible de modifier la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale des milieux naturels. Ces résultats soulignent donc l'importance de l'exclusion *a priori* des zones anthropisées de l'analyse FOTO.

Une exclusion manuelle peut être chronophage si les surfaces anthropisées sont importantes mais les résultats de ce chapitre suggèrent que ces surfaces peuvent être identifiées automatiquement grâce à leur faible qualité de représentation dans le plan factoriel et leur forte contribution aux axes de l'ACP.

1.2.2 Influence de la résolution spatiale et de l'information radiométrique

Dans le chapitre 6, nous avons étudié la transposabilité de l'approche développée dans le chapitre 4 à des images satellite en comparant les résultats de la méthode appliquée à des images aériennes issues de la BD ORHTO IRC à ceux obtenus à partir des images du satellite Pléiades. Cela nous a amené à tester l'influence de la résolution spatiale et de l'information radiométrique de l'image utilisée sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale avec les deux indices de texture issus de la méthode FOTO et le NDVI moyen. Plus précisément, nous avons cherché à déterminer si i) il était possible de retrouver un gradient de texture lié à la fragmentation de la végétation et un deuxième lié à la dominance de ligneux haut et ii) si les scores sur ces gradients étaient comparables pour des images avec des résolutions spatiales et des informations radiométriques différentes.

La méthode FOTO a donc été appliquée sur quatre image :(1) la bande NDVI de la BD ORTHO IRC (0.5 m de résolution), (2) la bande NDVI du satellite Pléiades (2 m de résolution), (3) la bande panchromatique du satellite Pléiades (0.5 m) et (4) le NDVI issue de la fusion de l'image multispectrale et de la bande panchromatique du satellite Pléiades (0.5 m).

Un gradient de fragmentation de la végétation a été retrouvé pour la bande NDVI de la BD ORTHO IRC grâce une rotation orthogonale de 30° des axes de l'ACP. L'angle de rotation à appliquer pour les autres types de données a été déterminé en optimisant la corrélation des scores des composantes principales entre les données de la BD ORTHO IRC et ceux des images satellites.

Deux résultats principaux peuvent être mis en avant :

1. Du point de vue de l'analyse fréquentielle, les gradients de texture sont stables quel que soit le type d'image utilisé ; le premier axe exprime un gradient entre les basses fréquences et les fréquences intermédiaires tandis que le deuxième axe exprime une dominance des hautes fréquences ;

2. Du point de vue du lien entre les gradients de textures et la structure de la végétation, des différences s'observent selon le type d'information radiométrique utilisée ; si les scores des deux axes sont assez bien corrélés pour les images NDVI de différentes résolutions spatiales, la corrélation est plus faible pour les scores du premier axe des images NDVI et panchromatique. Enfin, il n'y a pas de corrélation pour les scores de l'axe des images NDVI et Panchromatique lié à la dominance des très hautes fréquences.

Les variations des scores observées sont dues au changement de contraste entre les strates. Le NDVI permet une meilleure caractérisation des motifs liés à l'alternance de buissons ou d'arbres avec une strate basse (sol nu et herbe) tandis que l'information panchromatique permet une meilleure caractérisation des motifs liés à l'alternance d'herbe et de sol nu. Ces deux informations radiométriques apparaissent donc complémentaires pour la caractérisation spatiale de l'hétérogénéité des milieux méditerranéens.

1.3 Pertinence écologique

Dans le chapitre 7 nous avons validé la pertinence écologique de l'approche développée pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Pour ce faire, nous avons étudié le lien entre la présence de quatre espèces d'oiseaux sensibles à la fermeture des milieux et les indices de textures combinés avec le NDVI moyen. Afin d'étudier la plus-value de ces indices qui sont des indicateurs de l'hétérogénéité de configuration et de composition, nous avons également étudié le lien entre la présence d'oiseaux et la proportion de chaque strate de végétation dérivée à partir d'une carte de végétation produite à une échelle fine. Pour chacun des 290 points d'écoutes réalisés en 2012, les valeurs des deux types d'indices d'hétérogénéité ont été calculées.

Les résultats des modèles de régression ont montré des performances prédictives et explicatives similaires pour les indices de textures combinés avec le NDVI et les métriques de proportion. Les pourcentages de variance expliquée sont de l'ordre de 20% et sont comparables aux performances obtenues dans d'autres études. Il faut toutefois noter que les indices d'hétérogénéité développés dans les précédents chapitres ont permis de mettre en avant des structures de la végétation particulièrement favorables à certaines espèces d'oiseaux, à l'inverse des métriques de proportions. Ce chapitre montre l'importance de la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de configuration pour le suivi et la gestion d'espèces d'oiseaux associées à des mosaïques paysagères très hétérogènes.

1.4 Les limites de l'approche

Ces résultats ont ainsi répondu aux objectifs de la thèse. L'hétérogénéité spatiale de la végétation a bien été caractérisée par rapport aux quatre strates de végétation et permet de prendre en compte la variabilité continue de cette hétérogénéité. Cependant, les chapitres 4 et 6 ont montré que la précision de l'hétérogénéité mesurée variait selon les caractéristiques instrumentales des données utilisées. Nous discuterons ainsi de l'influence de facteurs environnementaux et techniques sur la stabilité de la méthode dans la section 2.

Nous avons par ailleurs montré que l'approche proposée permet la production de trois indices fournissant des informations complémentaires sur la structure de la végétation, répondant ainsi au principe de parcimonie fixé au début de la thèse. Un autre objectif de la thèse était le développement d'une méthode la plus automatisée et non supervisée possible afin d'assurer de sa généricité et de son utilisation dans un contexte opérationnel. Cependant, la méthode n'est pour le moment pas complétement automatisée et fournit des informations sur l'hétérogénéité spatiale relative à des strates différentes selon le type de données utilisé. Nous discuterons ainsi dans la section 3 de quelques perspectives pour améliorer l'automatisation de la méthode ainsi que la caractérisation de l'hétérogénéité en tirant parties des complémentarités offertes par la multiplicité des différentes sources de données.

Enfin, nous avons vu que la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale relative à quatre strates était une étape clef pour la compréhension des enjeux des milieux méditerranéens. Dans le chapitre 7, nous avons présenté les premiers résultats de l'application de l'approche développée pour la caractérisation de la distribution spatiale d'espèces d'oiseaux d'intérêt communautaire. Nous discuterons dans la section 4.1 des perspectives de recherche liées à cette thématique et nous discuterons ensuite des perspectives d'application pour la conservation des habitats naturels méditerranéens (section 4.2) et pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de manière plus globale (section 4.4).

2 Stabilité de l'approche

Cette section est consacrée aux perspectives de recherches associées à l'évaluation de la généricité de cette approche. Pour quels type de capteurs la méthode permet-elle de caractériser l'hétérogénéité ? Pour quelles résolutions spatiales ? Pour quels types de milieux ? Quelle est ou quelles sont les périodes d'acquisition les plus propices pour les images de teledetection ? Pour chacun de ces aspects, l'évaluation de la généricité de l'approche repose sur deux critères :

1. Les gradients de textures sont stables : ils sont continus, les fréquences proches sont corrélées positivement et les fréquences éloignées sont corrélées négativements ;

2. La relation entre les gradients de texture et l'hétérogénéité spatiale est stable : il est possible

de retrouver un gradient de fragmentation associé à plusieurs strates grâce à la complémentarité avec le NDVI.

2.1 Stabilité des gradients de texture

La stabilité de gradients de texture obtenus par la méthode FOTO est nécessaire pour envisager la généralisation de la méthode FOTO et caractériser l'hétérogénéité spatiale de différents milieux, à partir avec différentes sources de données. Les résultats de cette thèse montrent que ce gradient est stable pour différents paramètres. Lorsque les zones anthropisées sont exclues de l'analyse fréquentielle, les fréquences spatiales sont toujours décorrélées par ordre croissant après l'application de la méthode FOTO, et ce pour différentes tailles de fenêtre (Chapitre 4), et différentes résolutions spatiales ou différents types informations radiométriques (Chapitre 4). De plus, il a toujours été possible de retrouver deux gradients de texture, l'un exprimant un gradient entre des fréquences basses et intermédiaires et l'autre exprimant la dominance des hautes fréquences.

La stabilité de la dissociation de plusieurs patrons spatiaux intervenant à différentes échelles obtenue par les gradients de texture est également observable pour d'autres écosystèmes. La Figure 8.1 compile les axes principaux obtenus après l'application de la méthode FOTO pour huit études différentes : deux portant sur des végétations semi-aride (Figure 8.1.a et c), trois portant sur les forêts tropicales et équatoriales (Figure 8.1.b, e et g), une portant sur les forêts de mangrove (Figure 8.1.d), deux portant sur des forêts tropicales et tempérées (Figure 8.1. f et j). Pour chaque étude, les fréquences spatiales sont toujours décorrélées de manière ordonnée et il serait possible d'obtenir avec une rotation un gradient de texture entre des fréquences basses et intermédiaires (en rouge sur la figure) et un gradient orthogonal lié à la dominance des hautes fréquences (en vert sur la figure). L'angle de rotation nécessaire pour l'obtention de ces deux gradients est en revanche différent pour chaque étude.

Ces résultats suggèrent donc que pour un certain nombre d'écosystèmes, les relations inter-échelles de l'hétérogénéité spatiale se structurent de manière similaire : d'une part, les fréquences spatiales voisines sont très corrélées positivement entre elles et les fréquences spatiales éloignées (très basses et intermédiaires ou hautes et basses fréquences) sont corrélées négativement, et d'autre part, les fréquences spatiales sont ordonnées de manière continue. En revanche, les corrélations entre les fréquences spatiales et les axes principaux (i.e. la direction de la variation maximale du contenu fréquentiel) changent en fonction de la distribution spatiale du contenu fréquentiel dans l'image.

Toutefois nous avons vu deux cas pour lesquels cette stabilité n'a pas été retrouvée. Dans le Chapitre 5, nous avons vu que la présence de couverts anthropisées modifiait le caractère continu et ordonné de la décorrélation des fréquences spatiales. De plus, dans l'Annexe B, nous avons vu que des fréquences spatiales opposées ne sont pas toujours corrélées négativement. Pour les

causses du Larzac, de Blandas et de Campestre, l'axe 2 est corrélé positivement à la fois avec les fréquences basses/intermédiaires et les hautes fréquences.

Ces résultats suggèrent que la dissociation des patrons spatiaux à différentes échelles selon un gradient continue est une propriété particulièrement intéressante du paysage qui est constante pour de nombreux écosystèmes naturels ou semi-naturels, mais qui peut être modifiée par la présence des surfaces anthropisées, notamment par la présence de surfaces agricoles ou de zones urbanisées. Une perspective de recherche serait alors d'étudier à une échelle globale, pour plusieurs types d'écosystèmes et de paysages, quels sont les facteurs permettant de retrouver ce gradient continu et quelles en sont alors les implications pour la biodiversité.

2.2 Stabilité de la relation texture/hétérogénéité

Le deuxième aspect à étudier pour la généralisation de l'approche développée est la stabilité de la relation existante entre les gradients de texture mis en évidence par FOTO et l'hétérogénéité spatiale des quatre strates. Si les gradients texture sont stables pour plusieurs paramètres, nous avons pu voir au cours de cette thèse que la relation texture/hétérogénéité est en revanche variable.

2.2.1 Influence de la résolution spatiale

Le premier paramètre qui a été étudié dans cette thèse est la résolution spatiale. Dans le chapitre 6, nous avons vu que la diminution de la résolution spatiale influe sur la caractérisation de la végétation avec l'approche développée dans la thèse. Même avec une résolution spatiale de 2 m, nous avons mis en évidence une perte de la caractérisation de l'hétérogénéité liée aux motifs les plus fins, ce qui peut limiter le champ des applications possibles de la méthode. Il n'est par exemple plus possible de détecter les stades précoces d'embroussaillement de pelouses par des chênes kermès. Dans le cas des milieux de garrigue, une résolution sub-métrique est nécessaire pour caractériser l'ensemble des patrons spatiaux présents dans le paysage. Il faut toutefois noter que la diminution de la résolution ne change pas l'interprétation des indices de texture en termes de structure de la végétation. Pour une résolution spatiale de 0.5 m ou de 2 m, le premier axe après rotation est toujours relié à la fragmentation de la végétation et le deuxième axe à la dominance de ligneux hauts.

Dans cette thèse, nous n'avons donc pas observé de changement de la nature de la relation texture/hétérogénéité avec la résolution spatiale. Cependant, il est nécessaire d'étudier pour quelles plages de résolutions spatiales la stabilité de cette relation est vérifiée. Une première piste serait par exemple d'utiliser des images multi-spectrales du satellite SPOT 6-7 à 6 m de résolution. Il est évident que les motifs les plus fins ne seront dès lors plus détectables avec une telle résolution. Il serait néanmoins utile de quantifier précisément la perte de caractérisation de l'hétérogénéité spatiale associée, et si cette perte modifie la relation texture/hétérogénéité. La question inverse

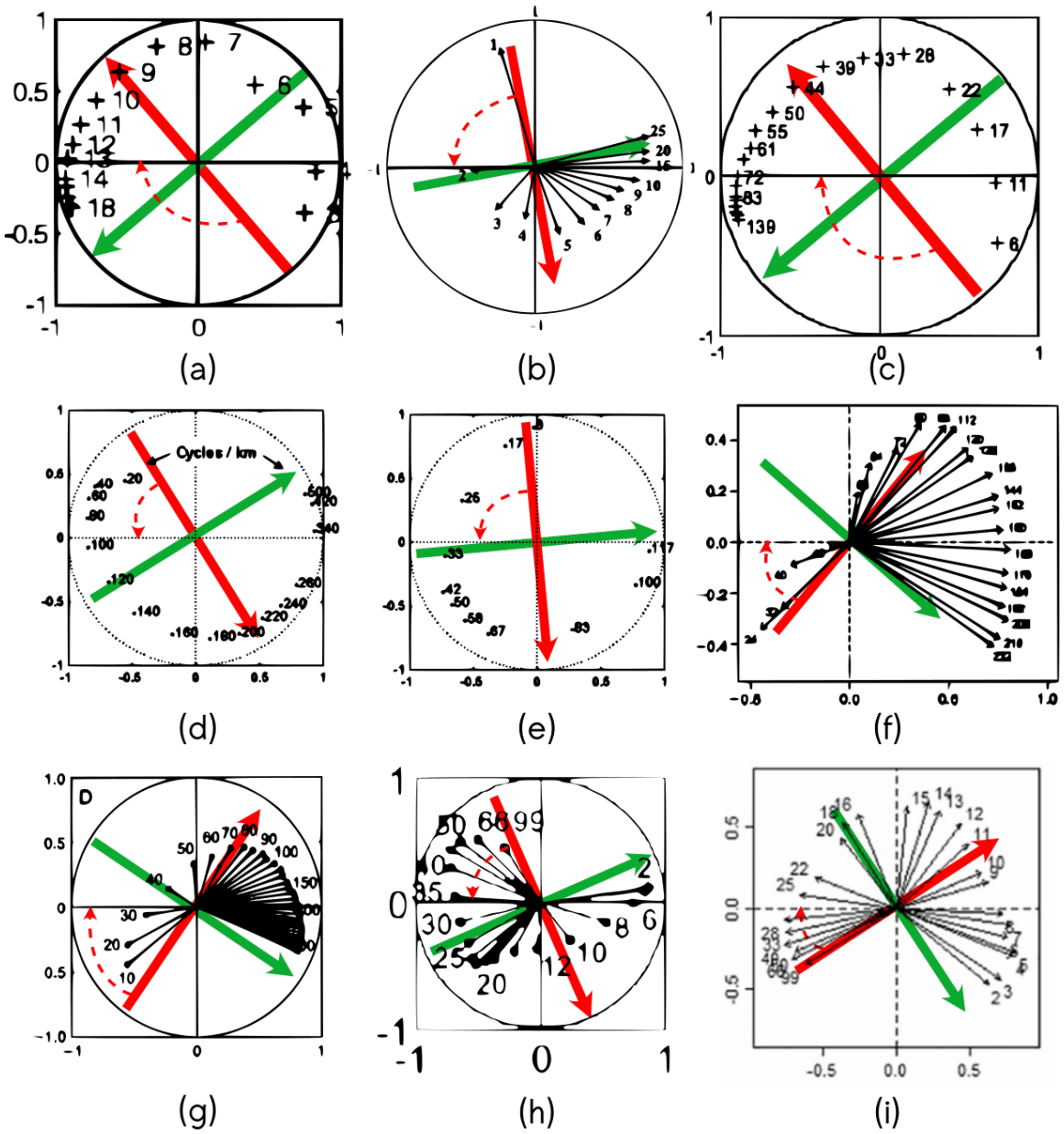


Figure 8.1 Compilation des gradients de texture obtenus pour huit études avec la méthode FOTO. La flèche en rouge exprime un gradient entre des basses fréquences et des fréquences intermédiaires, et la flèche en vert le gradient exprime la dominance des hautes fréquences. La flèche en pointillées indique la rotation à effectuer pour obtenir ces gradients. Les fréquences spatiales sont soit exprimées cycles.fenêtre^{-1} (**a**, **b**), soit en cycles.km^{-1} (**c**, **d**, **e**, **f**, **g**), soit par rapport à leur longeur d'onde et donc en mètres (**h** , **i**) . Cercle des corrélations d'après (**a**) Couteron (2002), (**b**) Couteron et al. (2005), (**c**) Couteron et al. (2006) , (**d et e**) Proisy et al. (2007), (**f**) Ploton et al. (2012), (**g**) Bastin et al. (2014), (**h**) Barbier and Couteron (2015) et (**i**) Ploton et al. (2017).

est également pertinente : quelle est l'apport de données à des résolutions spatiales encore plus fines pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale ? L'utilisation de données drone à quelques centimètres de résolution pourrait permettre répondre à ces questions. Il est cependant nécessaire de noter que l'augmentation de la résolution spatiale n'est pas toujours pertinente pour la caractérisation de la biodiversité ou de l'hétérogénéité spatiale : "The devil is in the detail" (Redon et al., 2014; Nagendra and Rocchini, 2008).

2.2.2 Influence du contraste

Le deuxième paramètre qui a été étudié dans cette thèse est l'influence du contraste des strates sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. La question du contraste est ainsi primordiale dans l'analyse texturale des images de télédétection : pour bien caractériser les motifs liés à l'alternance de strates, il faut que cette alternance soit visible dans l'image. De fait, deux facteurs peuvent influencer sur le contraste entre les strates. Le premier est un facteur technique lié à l'information radiométrique de l'image utilisée pour l'analyse fréquentielle et le deuxième un facteur environnemental lié à la phénologie de la végétation.

a. Influence de la radiométrie

Nous avons vu dans cette thèse que la nature de l'information radiométrique de l'image à partir de laquelle la méthode FOTO est appliquée influe sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Pour le NDVI, l'hétérogénéité liée à l'alternance de ligneux et de sol nu ou d'herbe est particulièrement bien caractérisée en raison du fort contraste entre ces strates. En revanche, l'hétérogénéité liée à l'alternance d'herbes et de sol nu est moins bien caractérisée, en raison d'un plus faible contraste entre ces strates. L'utilisation de la bande panchromatique pour laquelle ce contraste est plus visible a ainsi permis une meilleure caractérisation. Les résultats de la méthode sur des informations radiométriques différentes renseignent donc sur des aspects complémentaires de l'hétérogénéité spatiale.

L'étude de la caractérisation de l'hétérogénéité permise par d'autres informations radiométriques est une piste de recherches futures intéressante. Elle permettrait de mettre en évidence d'autres complémentarités que celle observée entre la bande panchromatique ou le NDVI. À l'inverse, elle permettrait de mettre en évidence des similitudes dans la caractérisation de l'hétérogénéité. Par exemple, dans le Chapitre 4, la méthode FOTO a été appliquée sur le NDVI car cet indice est reconnu pour permettre une meilleure une discrimination de la végétation que les bandes spectrales rouge et proche infrarouge (Tucker, 1979). On peut toutefois observer dans la Figure 8.2 que le contraste entre les quatre strates étudiées est similaire pour les échantillons utilisés dans le Chapitre 4. On peut donc supposer que les indices de texture soient comparables lorsqu'ils sont dérivées du NDVI ou de la bande Rouge.

Cette hypothèse ouvrirait des perspectives intéressantes quant à l'utilisation du pansharpenning sur les bandes multi-spectrales des satellites Pléiades ou SPOT. En effet, dans la section précédente nous avons souligné l'importance de la disponibilité de résolution spatiale sub-métrique pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à une échelle fine. Or, ces résolutions spatiales ne sont généralement disponibles que pour la bande panchromatique de certains satellites, les bandes multi-spectales étant disponibles pour des résolutions métriques. Une possibilité est alors d'injecter la précision spatiale de la bande panchromatique dans les bandes multi-spectrales. Dans le Chapitre 6, l'utilisation du NDVI après la fusion des données panchromatiques et multi-spectrales n'a pas permis une amélioration de la caractérisation de l'hétérogénéité à des échelles très fines. Nous avons émis comme hypothèse dans le Chapitre 6 que c'était précisément le calcul du NDVI qui avait réduit l'efficacité de la fusion (Johnson, 2014). L'utilisation de la bande rouge fusionnée permettrait d'éviter cette diminution de la qualité de la fusion, et de bénéficier à la fois d'un contraste important ente les strates et d'une très haute résolution spatiale. Notons cependant que la réalisation de méthode de fusion ajouterait une étape de pré-traitement avant l'application de l'approche développée et qu'elle augmenterait par conséquent sa complexité.

b. Influence de la phénologie

Outre l'information radiométrique, la phénologie de la végétation est susceptible de modifier le contraste des strates de végétations. Il a par exemple été montré qu'il existait une grande variabilité de la valeur de différents indices d'Haralick calculés sur des images acquises à différentes dates (Culbert et al., 2009). Il est donc probable que la phénologie influe également sur les indices de texture de la méthode FOTO.

Dans cette thèse, les études ont été réalisées avec des images acquises fin juin ou début septembre, après la période de développement des nouvelles feuilles et de la sénescence des feuilles de la végétation ligneuse *sempervirente*. L'hypothèse formulée dans le Chapitre 6 était donc que l'état de la végétation était stable entre fin juin et début septembre et que les variations des indices de texture observées étaient bien liées à des différences des caractéristiques techniques des capteurs. Si la stabilité des valeurs du NDVI a bien été observée entre ces deux dates pour des images issues des satellites SPOT 6-7 et Pléiades, il est nécessaire de comparer les indices de texture et de NDVI dérivés d'images acquises à ces deux dates par un même capteur afin de vérifier cette hypothèse.

Par ailleurs, si la phénologie de la végétation méditerranéenne est stable pendant l'été, des décalages phénologiques entre les espèces de buissons et d'arbres peuvent être observés pendant le printemps (Pilar and Gabriel, 1998). Ces décalages sont susceptibles d'entraîner des différences de contraste entre ces deux strates : si le contraste entre la strate herbacée et les strates ligneuses était optimal pendant l'été car l'herbe était sèche, ce contraste est susceptible de diminuer au printemps lorsque l'herbe est toujours verte.

Ainsi, dans le cadre d'une application à large échelle de la méthode qui demanderait l'acquisition

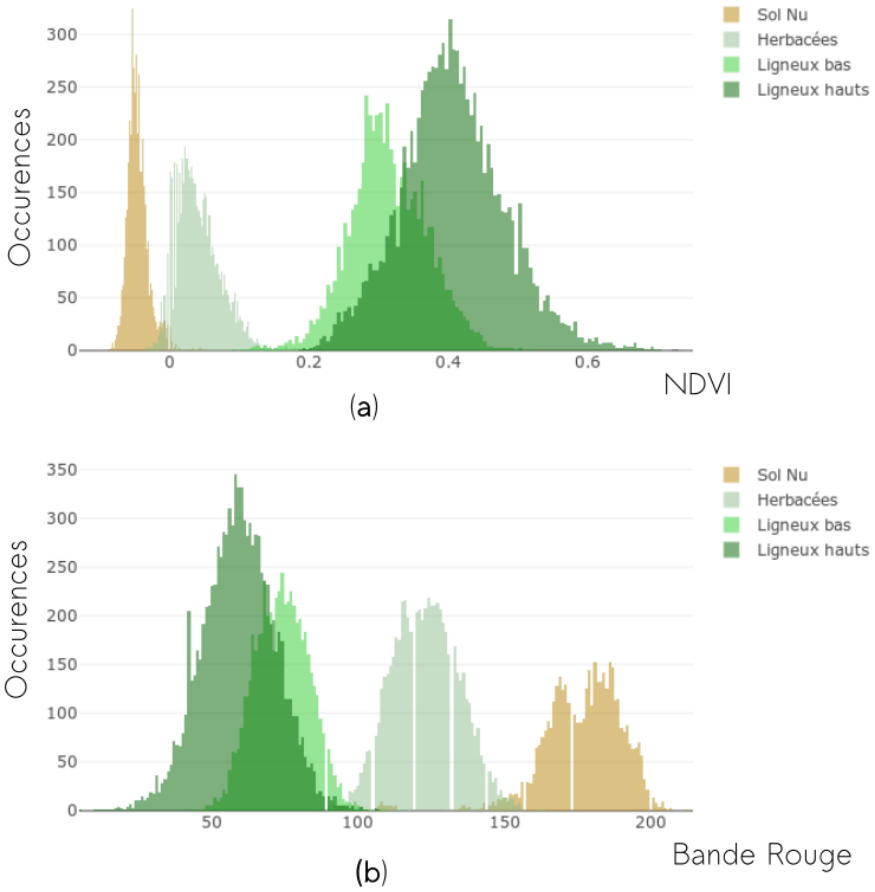


Figure 8.2 Signature spectrale (**a**) du NDVI et (**b**) de la bande Rouge pour les échantillons des strates de sol nu, d'herbes, de ligneux bas et ligneux hauts qui ont été utilisés dans le Chapitre 4. La liste des échantillons est disponible dans la table 4.1.

de plusieurs images, il est nécessaire de mieux comprendre l'influence de la phénologie sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale.

2.2.3 Influence des conditions d'acquisitions et des pré-traitements

Le déploiement de la méthode à une échelle régionale nécessiterait l'utilisation de plusieurs images. Or, les conditions d'acquisition peuvent différer d'une image à l'autre et plusieurs études montrent que celles-ci peuvent influencer la caractérisation de la texture avec la méthode FOTO (Barbier et al., 2011; Barbier and Couteron, 2015). En effet, dans ces études, les variations de contenu fréquentiel sont liées aux ombres apparentes sur la canopée, et la présence d'ombre est conditionnée par la position relative du satellite par rapport au soleil. Les conditions d'illumination des images se sont donc avérées avoir une très grande influence sur la texture de la canopée et donc sur la valeur des indices de texture issus de la méthode FOTO. Ces exemples montrent ainsi l'importance de l'étude de l'impact des conditions d'illuminations sur la caractérisation de l'hétérogénéité afin de pouvoir utiliser conjointement des images acquises dans des conditions différentes.

Dans le cas des milieux méditerranéens, les variations du contenu fréquentiel ne sont pas uniquement dues à la texture de la canopée mais plutôt à l'alternance des strates dans le paysage, notamment l'alternance de buissons et d'herbe. Or, peu d'ombres portées liées aux buissons ont été observées dans les images utilisées pendant cette thèse. En revanche, dans le cas de mosaïques d'arbres isolés avec de l'herbe ou des tapis continus de buissons, l'ombre portée liée aux arbres était bien apparente. On peut donc s'attendre à ce que les conditions d'illumination de l'image aient *a minima* une influence sur la caractérisation de l'hétérogénéité liée aux arbres isolés. D'autres études en ce sens sont donc nécessaires pour bien comprendre l'influence de ces paramètres sur la caractérisation de l'hétérogénéité.

Les conditions d'illuminations ne sont pas les seules à pouvoir influencer la caractérisation de la texture de l'image. Les pré-traitements des images sont également susceptibles d'influencer la caractérisation de l'hétérogénéité. Dans le chapitre 6, nous avons montré l'utilité des images de la BD-ORTHO IRC comparées aux images Pléiades pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Cependant, il est important de relever que ces données sont fournies après l'application de nombreuses égalisations radiométriques spécifiques à chaque département.

Le site d'étude de cette thèse se situe au sein du département de l'Hérault, les prétraitements réalisés sur les images étaient donc les mêmes pour toutes les tuiles de la BD ORTHO utilisées. Cependant, des variations des indices de textures dérivés de la méthode FOTO ont pu être observées pour des images de la BD ORTHO acquises le département de l'Hérault et du Gard (Annexe B). S'il n'a pas pu être mis en évidence que les variations observées était bien dues à des différences de prétraitements, ces résultats montrent bien l'importance de l'évaluation de l'influence de ces pré-traitements dans le cas d'une utilisation d'images issues de deux départements différents.

3 Perspective d'Amélioration de la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale

3.1 Automatisation

Le suivi des milieux naturels nécessite le développement de méthodes opérationnelles automatisées. Une des raisons pour lesquelles la méthode FOTO a été retenue pour tester son potentiel pour la caractérisation de l'hétérogénéité est son caractère non supervisée. Cependant, l'approche développée dans la thèse inclut deux étapes manuelles qui sont susceptibles d'être automatisées.

3.1.1 Délimitation automatique des zones non-naturelles

La première étape est l'exclusion des surfaces anthropisées qui modifient les gradients de texture obtenus avec la méthode FOTO (voir Chapitre 5). La délimitation manuelle des surfaces anthropisées du site Natura 2000 *"Montagne de la Mourre et Causse d'Aumelas"* était envisageable en raison de leur présence très limitée. Cependant, ce site d'étude est exceptionnel car il représente l'un des plus grands sites contenant des espaces de garrigue dans le département de l'Hérault. De manière plus générale, les espaces de garrigue s'organisent en mosaïque avec des zones urbaines ou des zones agricoles, et la délimitation manuelle de ces surfaces ne peut dès lors plus s'envisager car trop chronophage.

L'automatisation de l'identification des zones anthropisées est donc un enjeu important pour une utilisation de la méthode dans un contexte opérationnel de gestion et suivi de la structure des milieux naturels. Une première possibilité est d'utiliser des données exogènes déjà existantes comme les cartes d'occupation du sol du CES OSO fournies annuellement par le THEIA, des produits de l'IGN comme la BD TOPO (bâti), BD FORET (pinèdes) ou encore le Registre Parcellaire Graphique (cultures), afin de constituer un masque des zones non naturelles. Toutefois, l'utilisation de ces données ne garantit pas l'exclusion exhaustive des zones non naturelles et nécessite de fait l'utilisation de plusieurs types de données.

Une deuxième possibilité consiste alors à délimiter automatiquement les zones non naturelles, à partir de la même image utilisée pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Dans le chapitre 5, nous avons que diverses méthodes d'analyse de texture pouvait être utilisées pour détecter les vignes, les oliveraies ou encore les pinèdes (e.g. Delenne et al., 2008; Warner and Steinmaus, 2005; Regniers et al., 2015). Cependant, la méthode FOTO elle-même peut être utilisée pour la détection des surfaces anthropisées car ces surfaces se caractérisent par des contributions élevées aux axes de l'ACP et une faible qualité de représentation. Il est donc envisageable de réaliser une classification non supervisée sur ces deux variables pour identifier automatiquement ces surfaces.

3.1.2 Identification automatique des gradients de texture

Le deuxième étape manuelle de l'approche développée dans cette thèse est l'identification de l'angle de rotation des axes de l'ACP issus de la méthode FOTO. En effet, nous avons montré qu'une rotation des axes permettait une meilleure interprétation des axes avec l'hétérogénéité de la végétation. Dans les chapitres 4 et 6, la détermination de cet angle de rotation a été faite de manière empirique, en interprétant visuellement le lien entre les axes et avec des métriques paysagères pour différentes rotations. Cette étape nécessite donc l'utilisation de métriques paysagères obtenues à partir d'une classification. Or, la mise en place classifications est chronophage et nécessite des connaissances expertes. Par ailleurs, la détermination de l'angle de rotation est manuelle, et donc, subjective. Le développement d'une méthode d'identification automatique de l'angle de rotation optimal à appliquer sur les axes de la méthode FOTO est ainsi une perspective de recherche intéressante pour parvenir à une mise en place opérationnelle de la méthode.

Il faut noter qu'il existe des méthodes de rotation automatique des axes de l'ACP dont l'objectif est de faciliter l'interprétation des axes avec les variables originelles, correspondant dans notre cas aux variables fréquentielles. Le but est de simplifier les corrélations entre les variables et les axes principaux. D'un point de vue mathématique, la méthode Varimax, par exemple, maximise la somme de la variance du carré des corrélations de chaque axe (Kaiser, 1958). Cette maximisation permet l'obtention de nouveaux axes qui sont alors soient très corrélés, soit très peu corrélés avec les variables initiales.

Ces méthodes n'ont cependant pas été envisagées dans le cadre de cette thèse car l'objectif était bien d'interpréter les axes en termes d'hétérogénéité de la végétation, et non pas uniquement en termes de texture. Il n'y a avait donc *a priori* pas de lien entre l'optimisation de l'interprétation des axes en termes de gradient de texture et l'optimisation de l'interprétation en termes d'hétérogénéité de la végétation. Toutefois, cette hypothèse mérite discussion.

À titre d'exemple, la rotation Varimax a été appliquée sur les axes obtenus après application de la méthode FOTO sur le NDVI de la BD ORTHO IRC de l'année 2012 (Chapitre 4) et sur le NDVI de la BD ORTHO IRC de l'année 2015 (Chapitre 6), et les angles de rotation obtenus sont comparé à ceux obtenus pour la rotation appliquée manuellement (Figure 8.3). Pour ces deux exemples, l'angle obtenu avec la méthode Varimax est très similaire à celui obtenu manuellement. Autrement dit, la maximisation de l'interprétation des axes en termes de texture correspond ici à l'optimisation de l'interprétation en termes d'hétérogénéité spatiale. Ces deux exemples constituent une piste intéressante pour l'obtention automatique de gradient de texture liés à la fragmentation de la végétation.

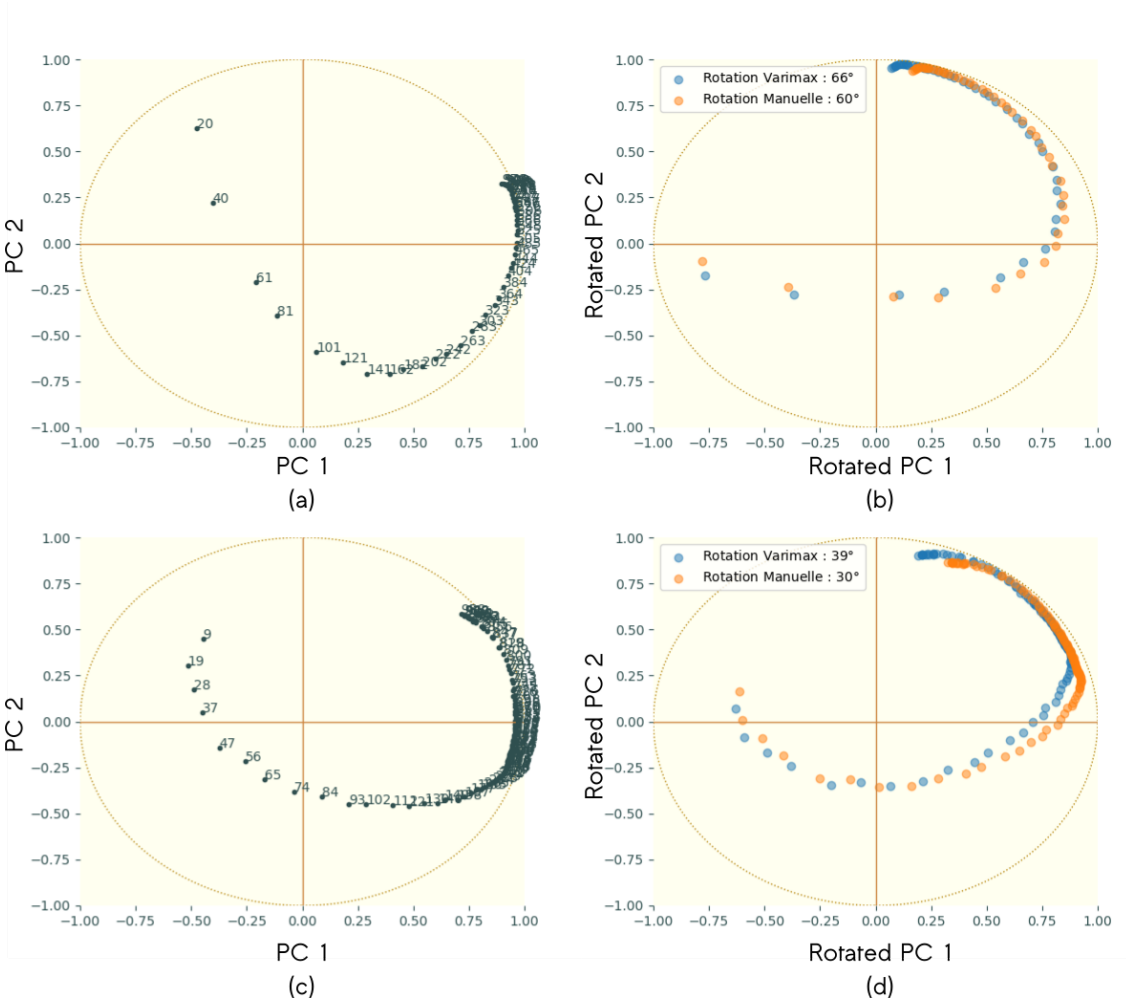


Figure 8.3 Corrélations entre le premier plan factoriel et les fréquences spatiales (exprimées en cycles.km^{-}1) pour l'application de la méthode FOTO sur le NDVI de la BD ORTHO IRC 2012 avec une fenêtre de 50 m (Chapitre 4) avant rotation (**a**) et après rotation (**b**), pour l'application de la méthode FOTO sur le NDVI de la BD ORTHO IRC 2015 avec une fenêtre de 100 m (Chapitre 6) avant rotation (**c**) et après rotation (**d**).

3.2 Vers une meilleure caractérisation de l'hétérogénéité spatiale

À travers les discussions sur la stabilité de l'approche développée, nous avons souligné les potentielles complémentarités entre différentes sources de données ou conditions d'acquisition pour la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Nous avons notamment vu que :

- les indices de texture issus de différentes informations radiométriques caractérisent l'hétérogénéité spatiale de différentes strates ;
- la phénologie, en influençant le contraste des strates, peut influencer la caractérisation de l'hétérogénéité. Des acquisitions à plusieurs dates sont donc susceptibles de fournir des informations complémentaires sur l'hétérogénéité ;

- les conditions d'illumination déterminent la présence d'ombres portées liées aux arbres et contribuent à la variabilité des indices de texture issus de la méthode FOTO.

Il serait donc pertinent de tirer parti des complémentarités de ces trois facteurs pour aboutir à une caractérisation plus détaillée de l'hétérogénéité spatiale liée aux quatre strates. Par exemple, l'utilisation conjointe des indices de texture calculés sur le NDVI et sur la bande panchromatique est une perspective intéressant pour caractériser finement à la fois l'hétérogénéité relative aux ligneux et à l'herbe et l'hétérogénéité relative à l'herbe et au sol nu. De la même manière, l'utilisation d'indices calculés à plusieurs dates est une piste à envisager.

Toutefois, il faut souligner qu'un des principaux atouts de l'approche développée est la simplicité de l'interprétation des indices proposés. Le premier axe combiné au NDVI renseigne sur la fragmentation liée à une strate tandis que le deuxième axe renseigne sur la dominance des ligneux haut (lorsque la méthode est appliqué sur le NDVI). De plus le nombre limité de ces indices permet la production de cartes d'hétérogénéité explicites grâce à un affichage en composition colorée RVB.

Or, si la multiplication du nombre d'indices à utiliser permettrait probablement une caractérisation plus détaillée, elle complexifierait également l'interprétation de l'hétérogénéité spatiale. D'une part, les indices complémentaires ne serait pas nécessairement décorrélés. D'autre part, avec plus de trois indices, il n'est pas aisé de trouver une représentation cartographique simple telle que celle proposée dans les figures 4.10, 6.12, B.16. Il faudrait dès lors afficher plusieurs cartes d'indices pour interpréter l'ensemble des informations extraites à partir de plusieurs images.

Une approche envisageable serait alors de combiner les indices calculés pour chaque condition d'illumination, chaque date, ou chaque information radiométrique et de réaliser une deuxième ACP qui permettrait d'obtenir de nouveaux axes résumant les informations complémentaires contenus dans les nombreux indices. Cette approche a par exemple été utilisée par (Bugnicourt et al., 2018) qui a combiné les axes de la méthodes FOTO calculés à plusieurs échelles spatiales, ainsi que différentes indices radiométriques et plusieurs indices d'Haralick. Il faut cependant noter que dans ce cas, le travail d'interprétation des axes issus de cette seconde ACP serait à refaire. Un autre inconvénient de cette perspective est le besoin de plusieurs images, avec des spécificités différentes, ce qui compliquerait son utilisation dans un cadre opérationnel.

4 De la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à une meilleure compréhension des enjeux des milieux méditerranéens

La caractérisation de l'hétérogénéité spatiale n'est pas une finalité, elle vise à comprendre des processus ou des patrons écologiques. La pertinence de l'approche développée ne peut être réelle-

ment validée que si elle permet une meilleure compréhension des enjeux liés aux milieux méditerranéens : la fermeture des milieux, l'érosion de la biodiversité et la gestion des incendies. Ainsi, le dernier chapitre de la partie "Résultats" (chapitre 7) se focalisait sur un cas d'application de l'approche développée dans cette thèse : la caractérisation de la distribution de quatre espèces d'oiseaux d'intérêt communautaire. Nous discuterons donc dans la première partie des perspectives liées à la gestion et à la conservation de l'avifaune puis dans les parties suivantes, des perspectives d'application de la méthode de maniere plus générale.

4.1 Application à l'avifaune

Dans le chapitre 7, nous avons montré l'intérêt de l'approche développée pour la prédiction de la distribution spatiale de plusieurs espèces d'oiseaux, et de fait validé sa pertinence écologique. Les premiers résultats de ce chapitre démontrent en effet la capacité prédictive et explicative des indices de texture issus de la méthode FOTO, combinés avec le NDVI moyen. Au-delà de cet aspect quantitatif, nous avons confirmé l'importance de l'information liée à l'hétérogénéité de configuration pour la prédiction de la distribution spatiale des oiseaux. La plupart des études existantes se focalisent en effet sur la composition d'habitat généraux tels que les habitats de forêt, de garrigue et de pelouse, en se basant sur des cartes discrètes d'habitats qui de fait, ne prennent pas en compte l'hétérogénéité intra-habitat. Ainsi, nous avons étudié le potentiel de l'hétérogénéité intra-habitat. D'une part, nous avons caractérisé l'hétérogénéité de composition des habitats naturels en calculant la proportion de chaque strate élémentaire au sein de la mosaïque d'habitats. D'autre part, nous avons caractérisé l'hétérogénéité de configuration grâce aux indices de texture développés dans la thèse et nous avons comparé la capacité prédictive et explicative des deux approches. Si les résultats ne montrent pas de manière évidente une meilleure capacité prédictive ou explicative d'une approche par rapport à l'autre, l'interprétation des courbes de réponse de la probabilité de présence des espèces d'oiseaux étudiées est beaucoup plus fine avec les indices développés dans cette thèse qu'avec la simple proportion des strates de végétation.

Afin de bien confirmer la plus-value de l'information de l'hétérogénéité intra-habitat par rapport à la composition en habitats généraux, il serait nécessaire de comparer la capacité explicative des approches testées ici avec la proportion des habitats naturels, par exemple tels que définis par la typologie NATURA 2000 ou EUNIS pour l'Europe. Par ailleurs, nous avons seulement utilisé l'approche développée dans la thèse pour tester l'apport de l'hétérogénéité spatiale intra-habitat. Or, nous avons insisté dans le chapitre 2 sur le fait qu'il existait pléthore de méthodes de caractérisation de l'hétérogénéité se basant sur l'analyse de la texture d'une image. La majorité des études existantes s'intéressant à la capacité prédictive des indices de texture de la biodiversité de l'avifaune utilisent d'ailleurs des indices de texture d'Haralick. Il est donc également nécessaire de comparer la capacité prédictive de ces indices communément utilisés avec l'approche de cette thèse pour étudier sa plus-value.

Outre la comparaison d'un point de vue quantitatif des modèles utilisant différentes approches de

caractérisation de l'hétérogénéité, il serait également pertinent d'étudier l'interprétation écologique des modèles. En effet, si les études utilisant les indices d'Haralick montrent des bonnes performances de prédiction, les auteurs soulignent systématiquement la difficulté de l'interprétation écologique des modèles de prédiction utilisés en raison du manque de connaissance de la relation entre les indices de texture d'Haralick et ce qu'ils représentent concrètement en termes de structure de la végétation (e.g. St-Louis et al., 2006; Culbert et al., 2012). Les travaux de cette thèse visaient précisément à lever le manque de connaissance de la relation existante entre les analyses de texture et l'hétérogénéité spatiale de la végétation. Maintenant que cette relation est mieux comprise, il est possible d'exploiter ces connaissances pour mieux interpréter les exigences écologiques de l'avifaune. Les résultats du chapitre sont encourageants en ce sens mais plusieurs aspects limitent cette interprétation écologique.

En effet, seule une seule taille de fenêtre de 400 m a été utilisée pour modéliser la présence des quatre espèces étudiées. Or, la taille des espaces vitaux liés à la reproduction[1] peut varier selon les espèces. De plus, plusieurs échelles d'analyses peuvent influencer la présence des espèces. Par exemple, la taille des espaces favorables qui est nécessaire à la colonisation des espèces est beaucoup plus grande que celle nécessaire au maintien de populations déjà présentes. Par ailleurs, si l'hétérogénéité de la végétation à une échelle fine influe sur la présence de populations, la présence d'habitats non favorables aux alentours des zones favorables peut également influencer la présence des populations, et ce, à une échelle plus large. Ainsi, il est nécessaire de considérer plusieurs échelles d'analyse dans de futurs travaux afin de mieux comprendre quelles sont les structures de végétation favorables à la présence d'espèces d'oiseaux, et quelles sont les échelles à considérer.

Par ailleurs, les résultats préliminaires de modèles de régression suggèrent la présence d'autocorrélation spatiale sur les résidus des modèles de certaines espèces. Ces résidus peuvent être liés à l'agrégation des structures de végétation mais aussi au comportement ou à la dynamique des populations. Il sera donc nécessaire de prendre en compte la structure spatiale des données dans les modèles dans la suite des travaux.

Enfin, des données d'abondances des quatre espèces d'oiseaux étudiées sont également disponibles pour trois autres causses : le causse du Larzac, le causse de Blandas et le causse Campestre-et-Luc. Si les habitats naturels présents sur ces causses diffèrent de ceux du causse d'Aumelas, la structure de la végétation de ces causses y est similaire : la végétation y est organisée en une mosaïque hétérogène de sol nu, de pelouses, de buissons (principalement du buis, *Buxus sempervirens*) et d'arbres. L'étude du lien entre les indices de texture combinés avec le NDVI moyen sur ces trois sitesoffre ainsi l'opportunite de valider la généricité de l'approche développée dans cette thèse sur des habitats naturels contrastés. Les premiers résultats de l'application de la méthode sur ces sites sont présentés dans l'annexeB.

[1] période pendant laquelle les enquêtes ont été réalisées.

4.2 Application pour la conservation des habitats naturels

La cartographie des habitats naturels est particulièrement difficile dans le cas d'habitats naturels organisés en mosaïque, comme c'est le cas pour les milieux de garrigue. Une des raisons majeures à cela réside dans la nature même de la définition de la typologie des habitats NATURA 2000 qui s'inspire de la phytosociologie sigmatiste. Sans entrer dans les détails, rappelons que l'unité élémentaire de la classification phytosociologique sigmatiste est l'association végétale définie selon plusieurs critères, notamment un critère floristique (Géhu, 1992) mais aussi structural (Géhu, 2000). D'après ce dernier critère, une association végétale ne peut correspondre qu'à une seule strate de végétation et c'est précisément ce point qui rend la cartographie des habitats des milieux de garrigue difficile.

Reprenons l'exemple d'une pelouse à brachypodes rameux ponctuée de genévrier dans le site Natura 2000 (voir Figure 2.7.b). Cet exemple correspond à deux strates de végétation (de l'herbe et des buissons) et donc, à non pas un mais deux habitats en mosaïque ; un habitat de "Parcours substeppiques de graminées et annuelles du Thero-Brachypodietea" et un habitat "Garrigues à Genévrier oxycèdre". L'hétérogénéité spatiale de ces deux strates n'est alors pas caractéristique d'un habitat mais de la mosaïque d'habitat. On voit dès lors le problème que cela pose en termes de cartographie : comme l'hétérogénéité spatiale des strates de végétation varie de manière continue dans le paysage, il est conceptuellement difficile de faire une cartographie des habitats tels que définis par Natura 2000. En effet, la majeure partie du causse d'Aumelas correspond à une mosaïque d'habitat. Comment alors cartographier un habitat en particulier ? et, *a fortiori*, son état de conservation ?

La notion de mosaïque d'habitat dépend essentiellement de l'échelle de cartographie. En théorie, il serait toujours possible de cartographier chaque habitat élémentaire en considérant une échelle de cartographie suffisamment fine. En pratique, il n'est pas raisonnable de considérer chaque genévrier comme un habitat, et les gestionnaires considèrent plutôt des unités de gestion de quelque ares qui correspondent à des unités plus pratiques à cartographier et à suivre ; et à partir desquels il est possible de calculer des statistiques sur la surface et la distribution des habitats. Dans ce cas, seuls les habitats majoritaires sont pris en compte, et la présence d'autre habitats est alors considéré comme un critère de mauvais état de conservation. On peut alors remarquer l'aspect antagoniste de l'état de conservation des deux habitats. Si une pelouse est en bon état de conservation en raison du nombre limité de genévrier qu'elle contient, l'habitat "genévrier" sera alors qualifié par un mauvais état de conservation.

Dans ce contexte, la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale selon des gradients continus peut contribuer à la cartographie des habitats. À partir des indicateurs d'hétérogénéité, il serait par exemple possible de déterminer des unités de gestion à partir d'une segmentation des cartes d'hétérogénéité présentés dans les figures 4.10, 6.12, B.16. Cette approche permettrait ainsi de délimiter des unités de gestions sur un critère objectif en déterminant des segments ayant des

caractéristiques structurales similaires, tout en conservant une information continue au sein de chaque segment. Cela permettrait conjointement de cartographier les habitats naturels (l'habitat majoritaire dans une mosaïque considérée) tout en caractérisant l'hétérogénéité spatiale intra-habitat, nécessaire pour l'évaluation de l'état de conservation. Cette approche a par exemple été utilisée par Feilhauer et al. (2014) pour cartographier des habitats de prairies caractérisés par une forte hétérogénéité en composition floristique. Le principal défi serait alors de traduire explicitement les gradients d'hétérogénéité en termes d'habitats. Notons que l'avantage de cette approche est qu'elle peut être appliquée pour plusieurs types d'habitats car le calcul des indices d'hétérogénéité ne requiert pas de données d'apprentissage et ne dépend donc pas d'une typologie d'habitat figée.

4.3 Suivi temporel de l'hétérogénéité spatiale

La méthode développée dans cette thèse peut également être utilisée pour le suivi de l'évolution l'hétérogénéité spatiale qui peut par ailleurs être mis en relation avec des évolutions de la biodiversité. Couteron (2002) a par exemple montré qu'il était possible de quantifier des changements de l'hétérogénéité spatiale avec de la méthode FOTO et à partir d'images aériennes acquises à différentes dates. Le principe est de calculer les r-spectra pour des images à deux dates et de réaliser une seule ACP sur l'ensemble des r-spectra. Le changement de position de chaque fenêtre est alors caractéristique de l'évolution de l'hétérogénéité spatiale. Cette approche permet notamment des études rétrospectives car elle est ne nécessite pas d'échantillons d'apprentissage.

L'application de la méthode à plusieurs dates pourrait donc permettre de répondre à plusieurs questions liées à l'évolution des milieux naturels. Par exemple comment a évolué la fermeture des milieux naturels ces dernières années ? Quel a été l'impact sur l'avifaune ? Cela pourrait également permettre de mesurer l'efficacité des politiques mises en œuvre pour la conservation des milieux naturels. Pour les milieux méditerranéens, la gestion de l'embroussaillement reste mal comprise à large échelle : quelles sont les meilleures stratégies de gestion pour lutter contre la fermeture des milieux ? l'écobuage ou bien le girobroyage ? ou encore le pastoralisme ? selon quelles modalités ?

Notons cependant que ce suivi nécessite l'acquisition de plusieurs images dans le temps. Idéalement, les images utilisées possèdent des caractéristiques instrumentales et des conditions d'acquisition similaires qui permettent d'exclure la contribution de ces facteurs dans les éventuels changements observés. Cependant, ces conditions ne sont pas toujours réunies, et ce particulièrement pour des études rétrospectives qui nécessitent l'utilisation d'images anciennes. Il est donc nécessaire de bien comprendre l'influence des différences caractéristiques des images utilisées comme nous l'avons évoqué au cours de cette discussion. Un autre aspect à vérifier avant d'envisager le suivi de l'hétérogénéité avec cette approche est de vérifier la stabilité des indices d'hétérogénéité spatiale pour des pas de temps proches. Une possibilité serait d'étudier les changements de caractérisation de l'hétérogénéité lorsque la méthode est appliquée conjointement sur des images de la BD

ORTHO de 2012 et de 2015.

4.4 Conclusion et perspectives : implications pour le suivi de l'hétérogénéité et de la biodiversité

Afin de répondre aux ambitions de conservation de la biodiversité, et d'agir efficacement contre son érosion, il est nécessaire d'identifier les informations pertinentes à recueillir pour qualifier ou quantifier la biodiversité, et de mettre en place un système de suivi s'appuyant sur la collecte régulière de ces informations. Parmi les composantes clefs de la biodiversité, nous nous sommes focalisés sur l'hétérogénéité spatiale. Dans cette thèse, nous avons en effet développé une approche basée sur la méthode FOTO pour caractériser et quantifier l'hétérogénéité spatiale. Il faut toutefois rappeler que cette approche n'est pas la seule à pouvoir caractériser l'hétérogénéité spatiale. Plusieurs études ont d'ailleurs fait état que d'autres méthodes pouvaient parvenir à une caractérisation similaire de celle de la méthode FOTO. Solórzano (2018) a par exemple montré que des indices d'Haralick permettaient de mieux quantifier des attributs forestiers que les indices de texture de la méthode FOTO pour une forêt tropicale du Sud-Est de Mexique. Ploton et al. (2017) ont quant à eux montré la complémentarité de la transformée de Fourier et de l'analyse de lacunarité pour la caractérisation de l'hétérogénéité de forêts tropicales.

Ainsi, il est probable que des résultats similaires à ceux obtenus dans la thèse auraient pu être obtenus avec d'autre méthodes. En effet, le principe de la méthode FOTO repose sur la combinaison d'une analyse de texture, une transformée de Fourier, avec une méthode de réduction de dimension des variables de texture, une ACP ; mais il serait tout à fait possible de remplacer une méthode d'analyse de texture par une autre, par exemple par l'analyse de lacunarité qui a déjà été évoquée mais on peut également citer les variogrammes ou les transformées en ondelettes. De la même manière l'ACP peut être remplacée par d'autres méthodes d'ordination comme le positionnement multi-dimensionnel (*Mutlidimensional scaling*, MDS).

Chaque méthode d'analyse de texture caractérise les dépendances spatiales de l'image de façon complémentaire. Il est en revanche essentiel de bien comprendre les propriétés de l'image qui sont analysées, mais surtout, dans le cadre du suivi de l'hétérogénéité spatiale, de bien comprendre la relation entre les propriétés de texture extraites et les propriétés du paysage étudié. Dans le cadre de cette thèse, nous avons montré que les indices développés pouvait être associés à un gradient de fragmentation. Si de nombreuses études montrent que les gradients de texture sont stables pour plusieurs sources de données et plusieurs écosystèmes, il est nécessaire d'étudier dans quelle mesure la relation entre les gradients de texture obtenus et l'hétérogénéité est stable. Ces indices pourraient alors constituer une méthode générique de caractérisation de l'hétérogénéité spatiale.

En effet, si l'hétérogénéité spatiale est une composante clef pour le suivi de la biodiversité, la multiplicité des indices d'hétérogénéité existant et le manque d'étude sur leur pertinence écologique constitue un frein pour un suivi efficace de l'hétérogénéité à échelle globale, et plus générale-

ment de la biodiversité. Le concept de variables essentielles de biodiversité (*Essential biodiversity Variable*, EBV) a justement été pensé pour structurer et coordonner le suivi global de la biodiversité (e.g. Pereira et al., 2013; Jetz et al., 2019). Il vise à harmoniser les mesures de la biodiversité faites à partir de différentes sources de données à travers la définition d'un nombre de variables limité mais suffisant pour étudier, suivre et gérer les changements de biodiversité dans toutes ses composantes. Il est en effet indispensable d'avoir accès à des informations comparables sur les diverses composantes de la biodiversité, et ce, en divers endroit de la planète, pour acquérir une compréhension globale des facteurs à l'origine de la biodiversité (Luque et al., 2018). De fait, la télédétection est un outil essentiel pour la mesure des EBV. Si, ce concept fait toujours l'objet de nombreuses discussions dans la communauté scientifique, quelques variables essentielles mesurables par télédétection ont déjà été identifiées (Skidmore et al., 2015). Alleaume et al. (2018, disponible dans l'annexe C) ont ainsi proposé une approche générique pour dériver des indicateurs liés à cinq de ces variables : la distribution des écosystèmes, l'occupation du sol, la production primaire, la phénologie de la végétation, et l'hétérogénéité de la végétation. Dans cette étude, nous soulignons le besoin de méthodes génériques et standardisées pour l'extraction de variables essentielles et contribuer l'implémentation de politiques efficace de conservation de la biodiversité.

Si les travaux de cette thèse n'ont pas un caractère aussi générique que celui présenté dans cet article, ils peuvent être directement utilisés pour la mesure de la variable essentielle "hétérogénéité de la végétation". En effet, nous avons montré que la combinaison de deux indices de texture issus de la méthode FOTO avec un indice de végétation est indicatrice de l'hétérogénéité de composition et de configuration de plusieurs strates de végétation. Les gradients de texture produits avec cette méthode qui semblent stables pour de nombreuses sources de données et d'écosystèmes (Figure 8.1), et les résultats de chapitre 6 démontre la stabilité du gradient de fragmentation associé aux indices de texture et d'indice de végétation. Ainsi, même s'il est certain que d'autres indices de texture peuvent apporter des complémentarités sur d'autres aspects de l'hétérogénéité de la végétation, la généricité, la simplicité et la reproductibilité de la méthode proposée dans cette thèse en fait une approche particulièrement intéressante pour le suivi de la biodiversité. Les travaux de cette thèse s'inscrivent ainsi dans une réflexion plus globale sur la nature et la pertinence des informations liées à l'hétérogénéité qui sont nécessaires pour un suivi à échelle globale de la biodiversité.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Alados, C. L., Y. Pueyo, D. Navas, B. Cabezudo, A. Gonzalez, and D. C. Freeman (2005, June). Fractal analysis of plant spatial patterns: A monitoring tool for vegetation transition shifts. *Biodiversity and Conservation 14*(6), 1453–1468. 42

Ali, A., C. de Bie, A. Skidmore, R. Scarrott, and P. Lymberakis (2014, February). Mapping the heterogeneity of natural and semi-natural landscapes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 26*, 176–183. 128

Alleaume, S., P. Dusseux, V. Thierion, L. Commagnac, S. Laventure, M. Lang, J.-B. Féret, L. Hubert-Moy, and S. Luque (2018, August). A generic remote sensing approach to derive operational essential biodiversity variables (EBVs) for conservation planning. *Methods in Ecology and Evolution 9*(8), 1822–1836. 208

Arianoutsou, M. (2001). Landscape changes in Mediterranean ecosystems of Greece: Implications for fire and biodiversity issues. *Journal of Mediterranean Ecology 2*, 165–178. 25

Arroyo-Rodríguez, V., C. Rojas, R. A. Saldaña-Vázquez, and K. E. Stoner (2016, June). Landscape composition is more important than landscape configuration for phyllostomid bat assemblages in a fragmented biodiversity hotspot. *Biological Conservation 198*, 84–92. 163

Aschmann, H. (1973). Distribution and peculiarity of Mediterranean ecosystems. In *Mediterranean Type Ecosystems*, pp. 11–19. Springer. 24

Asner, G. P., S. Archer, R. F. Hughes, R. J. Ansley, and C. A. Wessman (2003, March). Net changes in regional woody vegetation cover and carbon storage in Texas Drylands, 1937-1999. *Global Change Biology 9*(3), 316–335. 37, 39

Atauri, J. A. and J. V. de Lucio (2001, February). The role of landscape structure in species rich-

ness distribution of birds, amphibians, reptiles and lepidopterans in Mediterranean landscapes. *Landscape Ecology 16*(2), 147–159. 125

Baatz, M., A. Schäpe, J. Strobl, T. Blaschke, and G. Griesebner (2000). Multiresolution Segmentation-an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. Angewandte Geographische Informationsverarbeitung, 12, 12–23. Retrieved from internal-pdf. *xn–baatz_schpe_2000-3891068462-jkc/Baatz_Sch*. 40

Baccini, A. (2010). Statistique Descriptive Multidimensionnelle (pour les nuls). *Institut de Mathématiques de Toulouse-UMR CNRS 5219*. 59

Balaguer, A., L. A. Ruiz, T. Hermosilla, and J. A. Recio (2010). Definition of a comprehensive set of texture semivariogram features and their evaluation for object-oriented image classification. *Computers and Geosciences 36*(2), 231–240. 41, 42

Balaguer-Beser, A., L. Ruiz, T. Hermosilla, and J. Recio (2013, January). Using semivariogram indices to analyse heterogeneity in spatial patterns in remotely sensed images. *Benchmark problems, datasets and methodologies for the computational geosciences 50*, 115–127. 41, 126

Balletto, E. and A. Casale (1991). Mediterranean Insect Conservation. In *The Conservation of Insects and Their Habitats*, pp. 121–142. Elsevier. 22

Barbaro, L. and I. van Halder (2009, April). Linking bird, carabid beetle and butterfly life-history traits to habitat fragmentation in mosaic landscapes. *Ecography 32*(2), 321–333. 3

Barbier, N. and P. Couteron (2015). Attenuating the bidirectional texture variation of satellite images of tropical forest canopies. *Remote Sensing of Environment 171*, 245–260. xxvi, 61, 100, 151, 153, 154, 194, 198

Barbier, N., P. Couteron, C. Proisy, Y. Malhi, and J.-P. Gastellu-Etchegorry (2010). The variation of apparent crown size and canopy heterogeneity across lowland Amazonian forests. *Global Ecology and Biogeography 19*(1), 72–84. 81

Barbier, N., C. Proisy, C. Véga, D. Sabatier, and P. Couteron (2011). Bidirectional texture function of high resolution optical images of tropical forest: An approach using LiDAR hillshade simulations. *Remote Sensing of Environment 115*(1), 167–179. 100, 132, 153, 198

Bastin, J.-F., N. Barbier, P. Couteron, B. Adams, A. Shapiro, J. Bogaert, and C. De Cannière (2014). Aboveground biomass mapping of African forest mosaics using canopy texture analysis: Toward a regional approach. *Ecological Applications 24*(8), 1984–2001. xxvi, 151, 194

Beguet, B., D. Guyon, S. Boukir, and N. Chehata (2014, October). Automated retrieval of forest structure variables based on multi-scale texture analysis of VHR satellite imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 96*, 164–178. 42

Bellis, L. M., A. M. Pidgeon, V. C. Radeloff, V. St-Louis, J. L. Navarro, and M. B. Martella (2008). Modeling habitat suitability for greater rheas based on satellite image texture. *Ecological Applications 18*(8), 1956–1966. 164, 179

Bensettiti, F., R. Puissauve, F. Lepareur, J. Touroult, and L. Maciejewski (2012, February). Évaluation de l'état de conservation des habitats et espèces d'intérêt communautaire. Technical report, Service du patrimoine naturel, Muséum national d'histoire naturelle, Paris. 74

Benton, T. G., J. A. Vickery, and J. D. Wilson (2003). Farmland biodiversity: Is habitat heterogeneity the key? *Trends in ecology and evolution 18*(4), 182–188. 163

Berberoglu, S., P. Curran, C. Lloyd, and P. Atkinson (2007, August). Texture classification of Mediterranean land cover. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 9*(3), 322–334. 41

Berberoglu, S., C. Lloyd, P. Atkinson, and P. Curran (2000, May). The integration of spectral and textural information using neural networks for land cover mapping in the Mediterranean. *Computers and Geosciences 26*(4), 385–396. 39

Bibby, C. J., N. D. Burgess, D. A. Hill, and S. Mustoe (2000). *Bird Census Techniques*. Elsevier. 166

BirdLife, F. v. B. (2004). *Birds in Europe: Population Estimates, Trends and Conservation Status*. Cambridge. 166

Blondel, J. (2006). The 'design'of Mediterranean landscapes: A millennial story of humans and ecological systems during the historic period. *Human Ecology 34*(5), 713–729. 4, 25, 27, 74, 121, 125, 180, 240

Blondel, J. and J. Aronson (1999). *Biology and Wildlife of the Mediterranean Region*. Oxford University Press, USA. 4, 71, 74, 125, 240

Blondel, J. and J. Blondel (Eds.) (2010). *The Mediterranean Region: Biological Diversity in Space and Time* (2nd ed ed.). Oxford Biology. Oxford ; New York: Oxford University Press. OCLC: ocn438056497. 23, 25

Blondel, J., M. Maistre, and P. Perret (1993, July). Habitat Heterogeneity and Life-History Variation of Mediterranean Blue Tits (Parus caeruleus). *The Auk 110*(3), 511–520. 156

Borre, J. V., D. Paelinckx, C. A. Mücher, L. Kooistra, B. Haest, G. De Blust, and A. M. Schmidt (2011). Integrating remote sensing in Natura 2000 habitat monitoring: Prospects on the way forward. *Journal for Nature Conservation 19*(2), 116–125. 71

Brotons, L., S. Herrando, and P. Pons (2008, August). Wildfires and the expansion of threatened farmland birds: The ortolan bunting *Emberiza hortulana* in Mediterranean landscapes. *Journal of Applied Ecology 45*(4), 1059–1066. 164

Brummitt, N., E. C. Regan, L. V. Weatherdon, C. S. Martin, I. R. Geijzendorffer, D. Rocchini, Y. Gavish, P. Haase, C. J. Marsh, and D. S. Schmeller (2017, September). Taking stock of nature: Essential biodiversity variables explained. *Biological Conservation 213*, 252–255. 35, 126

Bugalho, M. N., M. C. Caldeira, J. S. Pereira, J. Aronson, and J. G. Pausas (2011, June). Mediterranean cork oak savannas require human use to sustain biodiversity and ecosystem services. *Frontiers in Ecology and the Environment 9*(5), 278–286. 153

Bugnicourt, P., S. Guitet, V. F. Santos, L. Blanc, E. D. Sotta, N. Barbier, and P. Couteron (2018, September). Using textural analysis for regional landform and landscape mapping, Eastern Guiana Shield. *Geomorphology 317*, 23–44. 57, 151, 154, 202

Burnett, M. R., P. V. August, J. H. Brown, Jr., and K. T. Killingbeck (2008, July). The Influence of Geomorphological Heterogeneity on Biodiversity I. A Patch-Scale Perspective. *Conservation Biology 12*(2), 363–370. 3

Burnham, K. P. and D. R. Anderson (Eds.) (2004). *Model Selection and Multimodel Inference*. New York, NY: Springer New York. 170

Burnicki, A. C. (2012). Impact of error on landscape pattern analyses performed on land-cover change maps. *Landscape ecology 27*(5), 713–729. 126

Carmel, Y. and R. Kadmon (1999). Effects of grazing and topography on long-term vegetation changes in a Mediterranean ecosystem in Israel. *Plant ecology 145*(2), 243–254. 25

CBD (2010). The Strategic Plan for Biodiversity 2011–2020 and the Aichi Biodiversity Targets. 3

Chica-Olmo, M. and F. Abarca-Hernández (2000, May). Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification. *Computers and Geosciences 26*(4), 373–383. 41

collectif des garrigues (2013). *Atlas des garrigues: regards croisés : entre vallée de l'Herault et vallée de la Cèze*. Prades-le-Lez: Ed. Ecologistes de l'Euzière. OCLC: 995509255. 21, 25, 27, 28

Collinge, S. K. (1996, October). Ecological consequences of habitat fragmentation: Implications for landscape architecture and planning. *Landscape and Urban Planning 36*(1), 59–77. 3

Collins, S. J. and L. Fahrig (2017, February). Responses of anurans to composition and configuration of agricultural landscapes. *Agriculture, Ecosystems and Environment 239*, 399–409. 163

Communauté de Communes de la Vallée de l'Hérault (2012). Diagnostic écologique préalable à l'élaboration du document d'objectifs du Site d'Importance Communautaire 4 Montagne de la Moure et Causse d'Aumelas FR9101393. 32

Corry, R. C. (2005, July). Characterizing Fine-scale Patterns of Alternative Agricultural Landscapes with Landscape Pattern Indices. *Landscape Ecology 20*(5), 591–608. 163

Couteron, P. (2002). Quantifying change in patterned semi-arid vegetation by Fourier analysis of digitized aerial photographs. *International Journal of Remote Sensing 23*(17), 3407–3425. xxvi, 43, 80, 95, 132, 153, 180, 194, 206

Couteron, P., N. Barbier, and D. Gautier (2006). Textural ordination based on Fourier spectral decomposition: A method to analyze and compare landscape patterns. *Landscape Ecology 21*(4), 555–567. xix, xxvi, 42, 56, 57, 60, 61, 62, 63, 65, 73, 74, 80, 81, 82, 95, 98, 132, 151, 194

Couteron, P., R. Pelissier, E. A. Nicolini, and D. Paget (2005). Predicting tropical forest stand structure parameters from Fourier transform of very high-resolution remotely sensed canopy images. *Journal of applied ecology 42*(6), 1121–1128. xxvi, 42, 65, 94, 153, 194

Covas, R. and J. Blondel (2008, June). Biogeography and history of the Mediterranean bird fauna. *Ibis 140*(3), 395–407. 22

Cowling, R. M., P. W. Rundel, B. B. Lamont, M. K. Arroyo, and M. Arianoutsou (1996). Plant diversity in Mediterranean-climate regions. *Trends in Ecology and Evolution 11*(9), 362–366. 4, 23, 71, 125

Cramp, S. and D. J. Brooks (1992). *Handbook of the Birds of Europe, the Middle East and North Africa. The Birds of the Western Palearctic, Vol. VI. Warblers.* oxford university Press, oxford. 30, 166, 180

Culbert, P. D., A. M. Pidgeon, V. St.-Louis, D. Bash, and V. C. Radeloff (2009, December). The Impact of Phenological Variation on Texture Measures of Remotely Sensed Imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 2*(4), 299–309. 196

Culbert, P. D., V. C. Radeloff, V. St-Louis, C. H. Flather, C. D. Rittenhouse, T. P. Albright, and A. M. Pidgeon (2012, March). Modeling broad-scale patterns of avian species richness across the Midwestern United States with measures of satellite image texture. *Remote Sensing of Environment 118*, 140–150. 164, 177, 179, 180, 204

Curran, P. J. (1988). The semivariogram in remote sensing: An introduction. *Remote sensing of Environment 24*(3), 493–507. 15

Curt, T., A. Schaffhauser, L. Borgniet, C. Dumas, R. Estève, A. Ganteaume, M. Jappiot, W. Martin, A. N'Diaye, and B. Poilvet (2011, June). Litter flammability in oak woodlands and shrublands of southeastern France. *Forest Ecology and Management 261*(12), 2214–2222. 153

Cushman, S. A., K. McGarigal, and M. C. Neel (2008, September). Parsimony in landscape metrics: Strength, universality, and consistency. *Ecological Indicators 8*(5), 691–703. 12

Daget, P. (1977). Le bioclimat méditerranéen: Caractères généraux, modes de caractérisation. *Vegetatio 34*(1), 1–20. 23

Dale, M. R. T. (1999). *Spatial Pattern Analysis in Plant Ecology*. Cambridge Studies in Ecology. Cambridge ; New York: Cambridge University Press. 8

Debussche, M., J. Lepart, and A. Dervieux (1999). Mediterranean landscape changes: Evidence from old postcards. *Global Ecology and Biogeography 8*(1), 3–15. xviii, 4, 27, 28, 31, 71, 125, 240

Décamps, H. and O. Décamps (2004). *Au Printemps Des Paysages*. Buchet Chastel. 4

Delenne, C., S. Durrieu, G. Rabatel, M. Deshayes, J.-S. Bailly, C. Lelong, and P. Couteron (2008). Textural approaches for vineyard detection and characterization using very high spatial resolution remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing 29*(4), 1153–1167. 95, 121, 199

Dillabaugh, K. A. and D. J. King (2008). Riparian marshland composition and biomass mapping using Ikonos imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing 34*(2), 143–158. 40, 72

Dougherty, G. and G. M. Henebry (2001). Fractal signature and lacunarity in the measurement of the texture of trabecular bone in clinical CT images. *Medical Engineering and Physics 23*(6), 369–380. 15

Drucker, H., C. J. Burges, L. Kaufman, A. J. Smola, and V. Vapnik (1997). Support vector regression machines. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 155–161. 134

Duflot, R., A. Ernoult, S. Aviron, L. Fahrig, and F. Burel (2017, April). Relative effects of landscape composition and configuration on multi-habitat gamma diversity in agricultural landscapes. *Agriculture, Ecosystems and Environment 241*, 62–69. 163

Dufour, A., F. Gadallah, H. H. Wagner, A. Guisan, and A. Buttler (2006, August). Plant species richness and environmental heterogeneity in a mountain landscape: Effects of variability and spatial configuration. *Ecography 29*(4), 573–584. 3

Duguy, B., J. A. Alloza, A. Röder, R. Vallejo, and F. Pastor (2007). Modelling the effects of landscape fuel treatments on fire growth and behaviour in a Mediterranean landscape (eastern Spain). *International Journal of Wildland Fire 16*(5), 619–632. 31

Dureau, R., G. AUSSIBAL, E. BROSSE-GENEVÊT, M. CLOPEZ, M. ETIENNE, L. KMIEC, E. RIGOLOT, and S. DE ROUVILLE (2003). Gestion des garrigues à chêne kermés sur coupures de combustible. *Réseau Coupures de combustible RCC* (8). 29

Duro, D. C., N. C. Coops, M. A. Wulder, and T. Han (2007, June). Development of a large area biodiversity monitoring system driven by remote sensing. *Progress in Physical Geography 31*(3), 235–260. 126

Dutilleul, P. (1993, September). Spatial Heterogeneity and the Design of Ecological Field Experiments. *Ecology 74*(6), 1646–1658. 8

Elton, C. S. (2001). *Animal Ecology*. Chicago: University of Chicago Press. 3

Escofier, B. and J. Pagès (2008). *Analyses Factorielles Simples et Multiples: Objectifs, Méthodes et Interprétation*. Dunod. 60

Estornell, J., L. A. Ruiz, and B. Velázquez-Marti (2011). Study of shrub cover and height using LiDAR data in a Mediterranean area. *Forest Science 57*(3), 171–179. 40, 72

Europe (1992). Council Directive 92/43/EEC of 21 May 1992 on the conservation of natural habitats and of wild fauna and flora. 3

Ewers, R. M., R. K. Didham, S. D. Wratten, and J. M. Tylianakis (2005). Remotely sensed landscape heterogeneity as a rapid tool for assessing local biodiversity value in a highly modified New Zealand landscape. *Biodiversity and Conservation 14*(6), 1469–1485. 3

Fahrig, L. (2003, November). Effects of Habitat Fragmentation on Biodiversity. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics 34*(1), 487–515. 4

Fahrig, L. (2005). When is a landscape perspective important. *Issues and perspectives in landscape ecology*, 3–10. xvii, 4

Fahrig, L., J. Baudry, L. Brotons, F. G. Burel, T. O. Crist, R. J. Fuller, C. Sirami, G. M. Siriwardena, and J.-L. Martin (2011b). Functional landscape heterogeneity and animal biodiversity in agricultural landscapes. *Ecology letters 14*(2), 101–112. 163

Fahrig, L., J. Baudry, L. Brotons, F. G. Burel, T. O. Crist, R. J. Fuller, C. Sirami, G. M. Siriwardena, and J.-L. Martin (2011a, February). Functional landscape heterogeneity and animal biodiversity in agricultural landscapes: Heterogeneity and biodiversity. *Ecology Letters 14*(2), 101–112. xvii, 12

Fahrig, L. and W. K. Nuttle (2005). Population ecology in spatially heterogeneous environments. In *Ecosystem Function in Heterogeneous Landscapes*, pp. 95–118. Springer. 8, 11, 163

Fares, S., S. Bajocco, L. Salvati, N. Camarretta, J.-L. Dupuy, G. Xanthopoulos, M. Guijarro, J. Madrigal, C. Hernando, and P. Corona (2017). Characterizing potential wildland fire fuel in live vegetation in the Mediterranean region. *Annals of forest science 74*(1), 1. 153

Fasbender, D., J. Radoux, and P. Bogaert (2008, June). Bayesian Data Fusion for Adaptable Image Pansharpening. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 46*(6), 1847–1857. 128

Fdez-Sarria, A., L. Ruiz, and J. Recio (2005). Study of methos based on wavelets for texture classification of high resolution images. In *Proceedings of the 25th EARSeL Symposium on Global Developments in Environmental Earth Observation from Space*, pp. 19–25. 38, 73, 127

Feilhauer, H., C. Dahlke, D. Doktor, A. Lausch, S. Schmidtlein, G. Schulz, and S. Stenzel (2014,

October). Mapping the local variability of Natura 2000 habitats with remote sensing. *Applied Vegetation Science 17*(4), 765–779. 206

Feld, C. K., J. P. Sousa, P. M. da Silva, and T. P. Dawson (2010, September). Indicators for biodiversity and ecosystem services: Towards an improved framework for ecosystems assessment. *Biodiversity and Conservation 19*(10), 2895–2919. 35, 126

Floret, C., E. Le Floc'h, G. Orshan, and F. Romane (1984, January). Contribution à l'étude du cycle biologique de quelques espèces de la garrigue. *Bulletin de la Société Botanique de France. Actualités Botaniques 131*(2-4), 451–463. 156

Fonderflick, J., M. Thevenot, and C.-P. Guillaume (2005). Habitat of the ortolan bunting Emberiza hortulana on a causse in southern France. *Vie et Milieu 55*(2), 109–120. 30, 166

Ford, E. D. and E. Renshaw (1984). The interpretation of process from pattern using two-dimensional spectral analysis: Modelling single species patterns in vegetation. *Vegetatio 56*(2), 113–123. 49

Forman, R. T. T. (1995, June). Some general principles of landscape and regional ecology. *Landscape Ecology 10*(3), 133–142. 126

Fortin, M.-J., B. Boots, F. Csillag, and T. K. Remmel (2003). On the role of spatial stochastic models in understanding landscape indices in ecology. *Oikos 102*(1), 203–212. xvii, 13

Franklin, S. E., R. J. Hall, L. M. Moskal, A. J. Maudie, and M. B. Lavigne (2000). Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *International journal of remote sensing 21*(1), 61–79. 15, 41

Fraser, R. H. (1998, May). Vertebrate species richness at the mesoscale: Relative roles of energy and heterogeneity. *Global Ecology and Biogeography 7*(3), 215–220. 3

Frazer, G. W., M. A. Wulder, and K. O. Niemann (2005, August). Simulation and quantification of the fine-scale spatial pattern and heterogeneity of forest canopy structure: A lacunarity-based method designed for analysis of continuous canopy heights. *Forest Ecology and Management 214*(1-3), 65–90. 42

Freemark, K. E. and H. Merriam (1986). Importance of area and habitat heterogeneity to bird assemblages in temperate forest fragments. *Biological Conservation 36*(2), 115–141. 3

Frigo, M. and S. Johnson (1998). FFTW: An adaptive software architecture for the FFT. In *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP '98 (Cat. No.98CH36181)*, Volume 3, Seattle, WA, USA, pp. 1381–1384. IEEE. 52

Fryxell, J. M., A. R. E. Sinclair, and G. Caughley (2014). *Wildlife Ecology, Conservation, and Management* (Third edition ed.). Chichester Hoboken, NJ: Wiley Blackwell. OCLC: 931548011. 152

Gallardo-Cruz, J. A., J. L. Hernández-Stefanoni, D. Moser, A. Martínez-Yrizar, S. Llobet, and J. A. Meave (2018, May). Relating species richness to the structure of continuous landscapes: Alternative methodological approaches. *Ecosphere 9*(5), e02189. 17, 38, 126

García, M., D. Riaño, E. Chuvieco, and F. M. Danson (2010, April). Estimating biomass carbon stocks for a Mediterranean forest in central Spain using LiDAR height and intensity data. *Remote Sensing of Environment 114*(4), 816–830. 40

Géhu, J. M. (1992). Réflexions sur les fondements syntaxonomiques nécessaires à une synthèse des végétations à l'échelle du continent européen et esquisse d'un synsystème dans l'optique de la phytosociologie Braun-Blanqueto-Tüxennienne. Ébauche d'un synsystème pour la france. *Annali di botanica 50*, 131–147. 205

Géhu, J. M. (2000). Principes et critères synsystématiques de structuration des données de la phytosociologie. In *Colloque Phytosociologique*, Volume 27, pp. 693–708. 205

Gillings, S., D. E. Balmer, and R. J. Fuller (2015). Directionality of recent bird distribution shifts and climate change in Great Britain. *Global Change Biology 21*(6), 2155–2168. 30

Gonzalez, J. R., G. del Barrio, and B. Duguy (2008). Assessing functional landscape connectivity for disturbance propagation on regional scales—A cost-surface model approach applied to surface fire spread. *ecological modelling 211*(1-2), 121–141. 31

González, J. R. and T. Pukkala (2007). Characterization of forest fires in Catalonia (north-east Spain). *European Journal of Forest Research 126*(3), 421–429. 31

Graetz, R. D. (1990). Remote sensing of terrestrial ecosystem structure: An ecologist's pragmatic view. In *Remote Sensing of Biosphere Functioning*, pp. 5–30. Springer. 35

Greuter, W. (1991). Botanical diversity, endemism, rarity, and extinction in the Mediterranean area: An analysis based on the published volumes of the Med-Checklist. *Bot. Chronika 10*, 63–79. 22, 71

Greuter, W. (1994). Extinctions in Mediterranean areas. *Phil. Trans. R. Soc. Lond. B 344*(1307), 41–46. 24, 71

Grinnell, J. (1917). The niche-relationships of the California Thrasher. *The Auk 34*(4), 427–433. 3

Guisan, A. and W. Thuiller (2005). Predicting species distribution: Offering more than simple habitat models. *Ecology letters 8*(9), 993–1009. 11

Gustafson, E. J. (1998). Quantifying landscape spatial pattern: What is the state of the art? *Ecosystems 1*(2), 143–156. 79, 126

Hagan, J. M. and A. L. Meehan (2002). The effectiveness of stand-level and landscape-level variables for explaining bird occurrence in an industrial forest. *Forest Science 48*(2), 231–242. 3

Hamada, Y., D. A. Stow, and D. A. Roberts (2011). Estimating life-form cover fractions in California sage scrub communities using multispectral remote sensing. *Remote sensing of environment 115*(12), 3056–3068. 39, 72, 96

Hamada, Y., D. A. Stow, D. A. Roberts, J. Franklin, and P. C. Kyriakidis (2013). Assessing and monitoring semi-arid shrublands using object-based image analysis and multiple endmember spectral mixture analysis. *Environmental monitoring and assessment 185*(4), 3173–3190. 40, 72, 151

Han, N., J. Wu, A. R. S. Tahmassebi, H.-w. Xu, and K. Wang (2011, September). NDVI-Based Lacunarity Texture for Improving Identification of Torreya Using Object-Oriented Method. *Agricultural Sciences in China 10*(9), 1431–1444. 15, 38

Haralick, R. M. (1979, May). Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE 67*(5), 786–804. 126

Haralick, R. M., K. Shanmugam, and I. H. Dinstein (1973). Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on* (6), 610–621. 14

Hargis, C. D., J. A. Bissonette, and J. L. David (1998). The behavior of landscape metrics commonly used in the study of habitat fragmentation. *Landscape ecology 13*(3), 167–186. 79

Heaton, C. B., X. Ben Wu, and R. J. Ansley (2003). Herbicide effects on vegetation spatial patterns in a mesquite savanna. *Journal of range management*, 627–633. 41

Heikkinen, R. K., M. Luoto, R. Virkkala, and K. Rainio (2004, September). Effects of habitat cover, landscape structure and spatial variables on the abundance of birds in an agricultural-forest mosaic: Birds in an agricultural-forest mosaic. *Journal of Applied Ecology 41*(5), 824–835. 30

Hellesen, T. and L. Matikainen (2013). An object-based approach for mapping shrub and tree cover on grassland habitats by use of LiDAR and CIR orthoimages. *Remote Sensing 5*(2), 558–583. 40, 72

Henebry, G. M. and H. J. H. Kux (1995). Lacunarity as a texture measure for SAR imagery. *Remote Sensing 16*(3), 565–571. 15

Hepinstall, J. A. and S. A. Sader (1997). Using Bayesian statistics, Thematic Mapper satellite imagery, and breeding bird survey data to model bird species probability of occurrence in Maine. *Photogrammetric engineering and remote sensing 63*(10), 1231–1236. 177

Hérault (2014, December). Document d'objectifs (DOCOB) communaux deux sites Natura 2000 : SIC FR9101393 Montagne de la Moure et causse d'Aumelas, ZPS Garrigues de la Moure et d'Aumelasen (cours de constitution). xxx, 130

Herrault, P.-A. (2015). *Extraction de fragments forestiers et caractérisation de leurs évolutions spatio-temporelles pour évaluer l'effet de l'histoire sur la biodiversité: une approche multi-sources*. Géographie, Université Toulouse le Mirail - Toulouse II. xvii, 4

Herrera, J. M., P. A. Salgueiro, D. Medinas, P. Costa, C. Encarnação, and A. Mira (2016, June). Generalities of vertebrate responses to landscape composition and configuration gradients in a highly heterogeneous Mediterranean region. *Journal of Biogeography 43*(6), 1203–1214. 163

Hill, M. O., D. Moss, and C. E. Davies (2004). Revision of habitat descriptions originating from Devillers et al (2001). *European Topic Centre on Nature Protection and Biodiversity, Paris*. 21

Hitch, A. T. and P. L. Leberg (2007). Breeding distributions of North American bird species moving north as a result of climate change. *Conservation Biology 21*(2), 534–539. 30

Hoechstetter, S., U. Walz, and N. X. Thinh (2011, September). Adapting lacunarity techniques for gradient-based analyses of landscape surfaces. *Ecological Complexity 8*(3), 229–238. 15

Hudak, A. and C. Wessman (1998, December). Textural analysis of historical aerial photography to characterize woody plant encroachment in South African savanna. *Remote sensing of environment 66*(3), 317–330. 41, 73, 126

Huntjr, E. and B. Rock (1989, October). Detection of changes in leaf water content using Near- and Middle-Infrared reflectances73. *Remote Sensing of Environment 30*(1), 43–54. 248

Hutchinson, G. E. (1957). Concluding remarks. *Cold Spring Harbor Symposium Quantitative Biology 22*, 415–427. 3

Jetz, W., M. A. McGeoch, R. Guralnick, S. Ferrier, J. Beck, M. J. Costello, M. Fernandez, G. N. Geller, P. Keil, C. Merow, C. Meyer, F. E. Muller-Karger, H. M. Pereira, E. C. Regan, D. S. Schmeller, and E. Turak (2019, March). Essential biodiversity variables for mapping and monitoring species populations. *Nature Ecology and Evolution*. 208

Johansen, K., N. C. Coops, S. E. Gergel, and Y. Stange (2007). Application of high spatial resolution satellite imagery for riparian and forest ecosystem classification. *Remote sensing of Environment 110*(1), 29–44. 41

Johnson, B. (2014, April). Effects of Pansharpening on Vegetation Indices. *ISPRS International Journal of Geo-Information 3*(4), 507–522. 152, 196

Kadmon, R. and O. Allouche (2007). Integrating the effects of area, isolation, and habitat heterogeneity on species diversity: A unification of island biogeography and niche theory. *The American Naturalist 170*(3), 443–454. 163

Kaiser, H. F. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika 23*(3), 187–200. 200

Kati, V., K. Poirazidis, M. Dufrêne, J. M. Halley, G. Korakis, S. Schindler, and P. Dimopoulos (2010, June). Towards the use of ecological heterogeneity to design reserve networks: A case study from Dadia National Park, Greece. *Biodiversity and Conservation 19*(6), 1585–1597. 3

Kaye, B. H. (2008). *A Random Walk through Fractal Dimensions*. John Wiley and Sons. 15

Kayitakire, F., C. Hamel, and P. Defourny (2006, June). Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS-2 imagery. *Remote Sensing of Environment 102*(3-4), 390–401. 41

Kerr, J. T. and L. Packer (1997). Habitat heterogeneity as a determinant of mammal species richness in high-energy regions. *Nature 385*(6613), 252. 3

Kerr, J. T., T. R. E. Southwood, and J. Cihlar (2001, September). Remotely sensed habitat diversity predicts butterfly species richness and community similarity in Canada. *Proceedings of the National Academy of Sciences 98*(20), 11365–11370. 3

KLESCZEWSKI, M., J. BARRET, C. BAUDOT, and J. FLEURY (2010). Évaluer l'état de conservation des habitats naturels à l'échelle du terrain: Approches dans le Languedoc-Roussillon. 29

Kolasa, J. and C. D. Rollo (1991). Introduction: The heterogeneity of heterogeneity: A glossary. In *Ecological Heterogeneity*, pp. 1–23. Springer. 9

Koutsias, N., M. Arianoutsou, A. S. Kallimanis, and P. Dimopoulos (2009). Is there any special pattern of the extreme wildland fires occurred in Greece in the summer of 2007. In *52nd International Symposium of the International Association for Vegetation Science, Vegetation Processes and Human Impact in a Changing World, Chania, Greece*. 31

Kreft, H. and W. Jetz (2007). Global patterns and determinants of vascular plant diversity. *Proceedings of the National Academy of Sciences 104*(14), 5925–5930. 3

Kremen, C. and A. M. Merenlender (2018, October). Landscapes that work for biodiversity and people. *Science 362*(6412), eaau6020. 163

Kupfer, J. A. (2012). Landscape ecology and biogeography: Rethinking landscape metrics in a post-FRAGSTATS landscape. *Progress in Physical Geography 36*(3), 400–420. 41, 131

Laliberte, A., A. Rango, K. Havstad, J. Paris, R. Beck, R. McNeely, and A. Gonzalez (2004, October). Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico. *Remote sensing of environment 93*(1-2), 198–210. 40, 72

Lang, M., S. Alleaume, S. Luque, N. Baghdadi, and J.-B. Féret (2018, June). Monitoring and Characterizing Heterogeneous Mediterranean Landscapes with Continuous Textural Indices Based on VHSR Imagery. *Remote Sensing 10*(6), 868. 127, 128, 131, 132, 133, 151

Langford, W. T., S. E. Gergel, T. G. Dietterich, and W. Cohen (2006). Map misclassification can cause large errors in landscape pattern indices: Examples from habitat fragmentation. *Ecosystems 9*(3), 474–488. 40, 73, 95, 97, 126

Lassalle, P., J. Inglada, J. Michel, M. Grizonnet, and J. Malik (2015, October). A Scalable Tile-Based Framework for Region-Merging Segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 53*(10), 5473–5485. 155, 245

Lausch, A., T. Blaschke, D. Haase, F. Herzog, R.-U. Syrbe, L. Tischendorf, and U. Walz (2015). Understanding and quantifying landscape structure–A review on relevant process characteristics, data models and landscape metrics. *Ecological Modelling 295*, 31–41. 73, 131

Lawley, V., M. Lewis, K. Clarke, and B. Ostendorf (2016). Site-based and remote sensing methods for monitoring indicators of vegetation condition: An Australian review. *Ecological Indicators 60*, 1273–1283. 125

Legendre, P. and M. J. Fortin (1989, June). Spatial pattern and ecological analysis. *Vegetatio 80*(2), 107–138. 38

Les écologistes de l'Euzière (Juilllet 2013). Formation "Connaissance de la faune et de la flore méditerranéene" – module 2 - Garrigue –. xviii, 26

Levin, S. A. (1992). The problem of pattern and scale in ecology: The Robert H. MacArthur award lecture. *Ecology 73*(6), 1943–1967. 9

Li, H. and J. Wu (2004). Use and misuse of landscape indices. *Landscape ecology 19*(4), 389–399. 40, 41, 73, 95, 126, 131

Lloret, F., E. Calvo, X. Pons, and R. Díaz-Delgado (2002). Wildfires and landscape patterns in the Eastern Iberian Peninsula. *Landscape Ecology 17*(8), 745–759. 31, 71, 126

Lloyd, C. D., S. Berberoglu, P. J. Curran, and P. M. Atkinson (2004, October). A comparison of texture measures for the per-field classification of Mediterranean land cover. *International Journal of Remote Sensing 25*(19), 3943–3965. 39

Lopatin, J., M. Galleguillos, F. E. Fassnacht, A. Ceballos, and J. Hernandez (2015, May). Using a Multistructural Object-Based LiDAR Approach to Estimate Vascular Plant Richness in Mediterranean Forests With Complex Structure. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 12*(5), 1008–1012. 40

Luque, S., N. Pettorelli, P. Vihervaara, and M. Wegmann (2018, August). Improving biodiversity monitoring using satellite remote sensing to provide solutions towards the 2020 conservation targets. *Methods in Ecology and Evolution 9*(8), 1784–1786. 3, 208

MacArthur, R. H. (1984). *Geographical Ecology: Patterns in the Distribution of Species*. Princeton University Press. 3

Mairota, P., B. Cafarelli, R. Labadessa, F. Lovergine, C. Tarantino, R. M. Lucas, H. Nagendra, and R. K. Didham (2015, May). Very high resolution Earth observation features for monitoring plant and animal community structure across multiple spatial scales in protected areas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 37*, 100–105. 126, 153

Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 11*(7), 674–693. 17

Manjunath, B. S. and W.-Y. Ma (1996). Texture features for browsing and retrieval of image data. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 18*(8), 837–842. 17

Manly, B. F. and J. A. N. Alberto (2016). *Multivariate Statistical Methods: A Primer*. CRC Press. 60, 80

Martin, J.-L. and J.-C. Thibault (1996, March). Coexistence in Mediterranean warblers: Ecological differences or interspecific territoriality? *Journal of Biogeography 23*(2), 169–178. 30, 166

McGarigal, K., S. A. Cushman, and E. Ene (2012). FRAGSTATS v4: Spatial pattern analysis program for categorical and continuous maps. 12, 72, 79, 131

McGarigal, K. and B. J. Marks (1995). FRAGSTATS: Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure. *Gen. Tech. Rep. PNW-GTR-351. Portland, OR: US Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station. 122 p 351*. 163

McGarigal, K., S. Tagil, and S. A. Cushman (2009). Surface metrics: An alternative to patch metrics for the quantification of landscape structure. *Landscape ecology 24*(3), 433–450. 73

McGlynn, I. O. and G. S. Okin (2006). Characterization of shrub distribution using high spatial resolution remote sensing: Ecosystem implications for a former Chihuahuan Desert grassland. *Remote Sensing of Environment 101*(4), 554–566. 72

McRoberts, R. E., S. Winter, G. Chirici, E. Hauk, D. R. Pelz, W. K. Moser, and M. A. Hatfield (2008). Large-scale spatial patterns of forest structural diversity. *Canadian Journal of Forest Research 38*(3), 429–438. 11

Médail, F. and K. Diadema (2006). Biodiversité végétale méditerranéenne et anthropisation: Approches macro et micro-régionales. In *Annales de Géographie*, pp. 618–640. Armand Colin. 25

Medail, F. and P. Quezel (1997). Hot-spots analysis for conservation of plant biodiversity in the Mediterranean Basin. *Annals of the Missouri Botanical Garden*, 112–127. 4, 71, 125

Moreira, F., F. C. Rego, and P. G. Ferreira (2001a). Temporal (1958–1995) pattern of change in a cultural landscape of northwestern Portugal: Implications for fire occurrence. *Landscape Ecology 16*(6), 557–567. 27

Moreira, F., F. C. Rego, and P. G. Ferreira (2001b). Temporal (1958–1995) pattern of change in a cultural landscape of northwestern Portugal: Implications for fire occurrence. *Landscape Ecology 16*(6), 557–567. 163

Moreira, F., P. Vaz, F. Catry, and J. S. Silva (2009). Regional variations in wildfire susceptibility of land-cover types in Portugal: Implications for landscape management to minimize fire hazard. *International Journal of Wildland Fire 18*(5), 563–574. 31

Moreira, F., O. Viedma, M. Arianoutsou, T. Curt, N. Koutsias, E. Rigolot, A. Barbati, P. Corona, P. Vaz, G. Xanthopoulos, F. Mouillot, and E. Bilgili (2011, October). Landscape – wildfire interactions in southern Europe: Implications for landscape management. *Journal of Environmental Management 92*(10), 2389–2402. 31, 126

Moriondo, M., P. Good, R. Durao, M. Bindi, C. Giannakopoulos, and J. Corte-Real (2006). Potential impact of climate change on fire risk in the Mediterranean area. *Climate Research 31*(1), 85–95. 31

Morsdorf, F., A. Mårell, B. Koetz, N. Cassagne, F. Pimont, E. Rigolot, and B. Allgöwer (2010, July). Discrimination of vegetation strata in a multi-layered Mediterranean forest ecosystem using height and intensity information derived from airborne laser scanning. *Remote Sensing of Environment 114*(7), 1403–1415. 40

Mouillot, F., J.-P. Ratte, R. Joffre, J. M. Moreno, and S. Rambal (2003). Some determinants of the spatio-temporal fire cycle in a Mediterranean landscape (Corsica, France). *Landscape Ecology 18*(7), 665–674. 31

Mouillot, F., J.-P. Ratte, R. Joffre, D. Mouillot, and S. Rambal (2005). Long-term forest dynamic after land abandonment in a fire prone Mediterranean landscape (central Corsica, France). *Landscape Ecology 20*(1), 101–112. 31

Mugglestone, M. A. and E. Renshaw (1998). Detection of geological lineations on aerial photographs using two-dimensional spectral analysis. *Computers and Geosciences 24*(8), 771–784. 49, 80, 122, 132

Müller, F. and B. Burkhard (2007). An ecosystem based framework to link landscape structures, functions and services. In Ü. Mander, H. Wiggering, and K. Helming (Eds.), *Multifunctional Land Use: Meeting Future Demands for Landscape Goods and Services*, pp. 37–63. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. 3

Myers, N., R. A. Mittermeier, C. G. Mittermeier, G. A. Da Fonseca, and J. Kent (2000). Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature 403*(6772), 853–858. 4, 22, 24, 71, 125, 240

Nagendra, H. (2001). Using remote sensing to assess biodiversity. *International journal of remote sensing 22*(12), 2377–2400. 35, 39

Nagendra, H., R. Lucas, J. P. Honrado, R. H. Jongman, C. Tarantino, M. Adamo, and P. Mairota (2013). Remote sensing for conservation monitoring: Assessing protected areas, habitat extent, habitat condition, species diversity, and threats. *Ecological Indicators 33*, 45–59. 39, 40, 71, 125, 126

Nagendra, H. and D. Rocchini (2008). High resolution satellite imagery for tropical biodiversity studies: The devil is in the detail. *Biodiversity and conservation 17*(14), 3431. 195

Niemelä, J. (2000). Biodiversity monitoring for decision-making. In *Annales Zoologici Fennici*, pp. 307–317. JSTOR. 3

Nunes, M. C., M. J. Vasconcelos, J. M. Pereira, N. Dasgupta, R. J. Alldredge, and F. C. Rego (2005). Land cover type and fire in Portugal: Do fires burn land cover selectively? *Landscape Ecology 20*(6), 661–673. 31

Ojala, T., M. Pietikäinen, and D. Harwood (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition 29*(1), 51–59. 17

Osinski, E., U. Meier, W. Büchs, J. Weickel, and B. Matzdorf (2003, September). Application of biotic indicators for evaluation of sustainable land use—current procedures and future developments. *Agriculture, Ecosystems and Environment 98*(1-3), 407–421. 3

Ozdemir, I. and A. Karnieli (2011, October). Predicting forest structural parameters using the image texture derived from WorldView-2 multispectral imagery in a dryland forest, Israel. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 13*(5), 701–710. 41

Papanastasis, V. P. (2009, July). Restoration of Degraded Grazing Lands through Grazing Management: Can It Work? *Restoration Ecology 17*(4), 441–445. 153

Pausas, J. G. (2004). Changes in fire and climate in the eastern Iberian Peninsula (Mediterranean basin). *Climatic change 63*(3), 337–350. 31

Pearson, D. M. (2002, January). The application of local measures of spatial autocorrelation for describing pattern in north Australian landscapes. *Journal of Environmental Management 64*(1), 85–95. 73, 126

Pereira, H. M., S. Ferrier, M. Walters, G. N. Geller, R. H. G. Jongman, R. J. Scholes, M. W. Bruford, N. Brummitt, S. H. M. Butchart, A. C. Cardoso, N. C. Coops, E. Dulloo, D. P. Faith, J. Freyhof, R. D. Gregory, C. Heip, R. Hoft, G. Hurtt, W. Jetz, D. S. Karp, M. A. McGeoch, D. Obura, Y. Onoda, N. Pettorelli, B. Reyers, R. Sayre, J. P. W. Scharlemann, S. N. Stuart, E. Turak, M. Walpole, and M. Wegmann (2013, January). Essential Biodiversity Variables. *Science 339*(6117), 277–278. 125, 208

Petrou, M. and P. G. Sevilla (2006). *Image Processing: Dealing with Texture*, Volume 1. Wiley Chichester. 126, 164

Pettorelli, N., W. F. Laurance, T. G. O'Brien, M. Wegmann, H. Nagendra, and W. Turner (2014, August). Satellite remote sensing for applied ecologists: Opportunities and challenges. *Journal of Applied Ecology 51*(4), 839–848. 126

Pickett, S. T. and M. L. Cadenasso (1995). Landscape ecology: Spatial heterogeneity in ecological systems. *Science 269*(5222), 331–334. 9, 11

Pilar, C.-D. and M.-M. Gabriel (1998). Phenological pattern of fifteen Mediterranean phanaerophytes from shape Quercus ilex communities of NE-Spain. *Plant Ecology 139*(1), 103–112. 99, 156, 196

Ploton, P., N. Barbier, P. Couteron, C. Antin, N. Ayyappan, N. Balachandran, N. Barathan, J.-F. Bastin, G. Chuyong, G. Dauby, V. Droissart, J.-P. Gastellu-Etchegorry, N. Kamdem, D. Kenfack, M. Libalah, G. Mofack, S. Momo, S. Pargal, P. Petronelli, C. Proisy, M. Réjou-Méchain, B. Sonké, N. Texier, D. Thomas, P. Verley, D. Zebaze Dongmo, U. Berger, and R. Pélissier (2017, October). Toward a general tropical forest biomass prediction model from very high resolution optical satellite images. *Remote Sensing of Environment 200*, 140–153. xxvi, 42, 65, 153, 194, 207

Ploton, P., R. Pélissier, N. Barbier, C. Proisy, B. R. Ramesh, and P. Couteron (2013). Canopy Texture Analysis for Large-Scale Assessments of Tropical Forest Stand Structure and Biomass. In M. Lowman, S. Devy, and T. Ganesh (Eds.), *Treetops at Risk: Challenges of Global Canopy Ecology and Conservation*, pp. 237–245. New York, NY: Springer New York. 153

Ploton, P., R. Pélissier, C. Proisy, T. Flavenot, N. Barbier, S. N. Rai, and P. Couteron (2012). Assessing aboveground tropical forest biomass using Google Earth canopy images. *Ecological Applications 22*(3), 993–1003. xxvi, 194

Poitevin, F. and M. Cheylan (1994, January). Conservazione di rettili e anfibi. In *La Gestione Degli Ambienti Costieri Einsulari Del Mediterraneo* (X. Monbailliu, and A. Torre ed.)., pp. 275–336. Alghero: Edizione del Sole. 22

Pons, P., B. Lambert, E. Rigolot, and R. Prodon (2003). The effects of grassland management using fire on habitat occupancy and conservation of birds in a mosaic landscape. *Biodiversity and Conservation 12*(9), 1843–1860. 166

Proisy, C., P. Couteron, and F. Fromard (2007, August). Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using Fourier-based textural ordination of IKONOS images. *Remote Sensing of Environment 109*(3), 379–392. xxvi, 42, 57, 65, 80, 81, 82, 94, 98, 100, 132, 151, 194

Puissant, A., J. Hirsch, and C. Weber (2005). The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing 26*(4), 733–745. 42

Pullin, A. S., A. BáLdi, O. E. Can, M. Dieterich, V. Kati, B. Livoreil, G. LöVei, B. MihóK, O. Nevin,

N. Selva, and I. Sousa-Pinto (2009, August). Conservation Focus on Europe: Major Conservation Policy Issues That Need to Be Informed by Conservation Science. *Conservation Biology 23*(4), 818–824. 3

Quezel, P. (1999). Les grandes structures de végétation en région méditerranéenne: Facteurs déterminants dans leur mise en place post-glaciaire. *Geobios 32*(1), 19–32. 71

Redhead, J., M. Cuevas-Gonzales, G. Smith, F. Gerard, and R. Pywell (2012, April). Assessing the effectiveness of scrub management at the landscape scale using rapid field assessment and remote sensing. *Journal of Environmental Management 97*, 102–108. 39

Redon, M. (2012). *Biodiversité potentielle dans les forêts du Vercors : une approche hiérarchique pour la conservation des espaces forestiers*. Médecine humaine et pathologie, Université de Grenoble. 3, 9

Redon, M., L. Bergès, T. Cordonnier, and S. Luque (2014, May). Effects of increasing landscape heterogeneity on local plant species richness: How much is enough? *Landscape Ecology 29*(5), 773–787. 3, 125, 195

Regniers, O. (2014). *Méthodes d'analyse de Texture Pour La Cartographie d'occupations Du Sol Par Télédetection Très Haute Résolution: Application à La Fôret, La Vigne et Les Parcs Ostréicoles*. Ph. D. thesis, Université de Bordeaux. 14, 15, 17, 41, 42

Regniers, O., L. Bombrun, D. Guyon, J.-C. Samalens, and C. Germain (2015, March). Wavelet-Based Texture Features for the Classification of Age Classes in a Maritime Pine Forest. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 12*(3), 621–625. 122, 199

Reid, W. V., H. A. Mooney, A. Cropper, D. Capistrano, S. R. Carpenter, K. Chopra, P. Dasgupta, T. Dietz, A. K. Duraiappah, and R. Hassan (2005). Millennium Ecosystem Assessment. Ecosystems and human well-being: Synthesis. *World Resources Institute, Washington, DC*. 3

Renshaw, E. and E. D. Ford (1983). The interpretation of process from pattern using two-dimensional spectral analysis: Methods and problems of interpretation. *Applied Statistics*, 51–63. 49

Rescia, A., M. Schmitz, P. Martín de Agar, C. Pablo, J. Atauri, and F. Pineda (1994, August). Influence of landscape complexity and land management on woody plant diversity in northern Spain. *Journal of Vegetation Science 5*(4), 505–516. 3

Riitters, K. H., R. V. O'Neill, C. T. Hunsaker, J. D. Wickham, D. H. Yankee, S. P. Timmins, K. B. Jones, and B. L. Jackson (1995, February). A factor analysis of landscape pattern and structure metrics. *Landscape Ecology 10*(1), 23–39. 126

Robin, X., N. Turck, A. Hainard, N. Tiberti, F. Lisacek, J.-C. Sanchez, and M. Müller (2011, Decem-

ber). pROC: An open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics 12*(1). 170

Rocchini, D., N. Balkenhol, G. A. Carter, G. M. Foody, T. W. Gillespie, K. S. He, S. Kark, N. Levin, K. Lucas, M. Luoto, H. Nagendra, J. Oldeland, C. Ricotta, J. Southworth, and M. Neteler (2010, September). Remotely sensed spectral heterogeneity as a proxy of species diversity: Recent advances and open challenges. *Ecological Informatics 5*(5), 318–329. 3, 126

Rockström, J., W. Steffen, K. Noone, Å. Persson, F. S. Chapin III, E. F. Lambin, T. M. Lenton, M. Scheffer, C. Folke, and H. J. Schellnhuber (2009). A safe operating space for humanity. *nature 461*(7263), 472. 3

Rodriguez-Galiano, V. F., M. Chica-Olmo, F. Abarca-Hernandez, P. M. Atkinson, and C. Jeganathan (2012). Random Forest classification of Mediterranean land cover using multi-seasonal imagery and multi-seasonal texture. *Remote Sensing of Environment 121*, 93–107. 38

Rokitnicki-Wojcik, D., A. Wei, and P. Chow-Fraser (2011). Transferability of object-based rule sets for mapping coastal high marsh habitat among different regions in Georgian Bay, Canada. *Wetlands Ecology and Management 19*(3), 223–236. 40, 72

Rosenzweig, M. L. (1995). *Species Diversity in Space and Time*. Cambridge University Press. 163

Ruiz, L. A., A. Fdez-Sarría, and J. A. Recio (2004). Texture feature extraction for classification of remote sensing data using wavelet decomposition: A comparative study. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 35*, B4. 38, 73, 127

Saunders, S. C., J. Chen, T. D. Drummer, E. J. Gustafson, and K. D. Brosofske (2005). Identifying scales of pattern in ecological data: A comparison of lacunarity, spectral and wavelet analyses. *Ecological Complexity 2*(1), 87–105. 42

Schaffhauser, A., T. Curt, and T. Tatoni (2008). The resilience ability of vegetation after different fire recurrences in Provence. *WIT Transactions on Ecology and the Environment 119*, 297–310. 30

Schreiber, S. J. and J. O. Lloyd-Smith (2009). Invasion dynamics in spatially heterogeneous environments. *The American Naturalist 174*(4), 490–505. 10

Schröter, M., O. Jakoby, R. Olbrich, M. Eichhorn, and S. Baumgärtner (2009). Remote sensing of bush encroachment on commercial cattle farms in semi-arid rangelands in Namibia. 37

Secrétariat de la Convention sur la diversité biologique (2014). 4ème édition des Perspectives mondiales de la diversité biologique. 3

Segrestin, J. (2018). *Intégration de la phénologie et de la défense mécanique dans l'espace phénotypique des plantes*. Ph. D. thesis, Université Montpellier. 23, 24

Seifan, M. and R. Kadmon (2006, November). Indirect effects of cattle grazing on shrub spatial pattern in a mediterranean scrub community. *Basic and Applied Ecology 7*(6), 496–506. 42

Seligman, N. G. and A. Perevolotsky (1994). Has intensive grazing by domestic livestock degraded Mediterranean Basin rangelands? In M. Arianoutsou and R. H. Groves (Eds.), *Plant-Animal Interactions in Mediterranean-Type Ecosystems*, pp. 93–103. Dordrecht: Springer Netherlands. 153

Senf, C., P. J. Leitão, D. Pflugmacher, S. van der Linden, and P. Hostert (2015). Mapping land cover in complex Mediterranean landscapes using Landsat: Improved classification accuracies from integrating multi-seasonal and synthetic imagery. *Remote Sensing of Environment 156*, 527–536. 38

Seppelt, R., M. Beckmann, S. Ceauşu, A. F. Cord, K. Gerstner, J. Gurevitch, S. Kambach, S. Klotz, C. Mendenhall, and H. R. Phillips (2016). Harmonizing biodiversity conservation and productivity in the context of increasing demands on landscapes. *BioScience 66*(10), 890–896. 163

Shao, G. and J. Wu (2008). On the accuracy of landscape pattern analysis using remote sensing data. *Landscape Ecology 23*(5), 505–511. 41, 73, 97, 126

Shili Meng, Yong Pang, and Zhongjun Zhang (2014, June). Forest biomass estimation using fourier-based textural ordination of high resolution airborne optical image. pp. 266–270. IEEE. 42, 65

Shoshany, M. (2000, June). Satellite remote sensing of natural Mediterranean vegetation: A review within an ecological context. *Progress in Physical Geography 24*(2), 153–178. 35, 125, 126

Simonson, W. D., H. D. Allen, and D. A. Coomes (2012, October). Use of an Airborne Lidar System to Model Plant Species Composition and Diversity of Mediterranean Oak Forests: Lidar Study of Mediterranean Oak Forests. *Conservation Biology 26*(5), 840–850. 40

Sirami, C., L. Brotons, and J.-L. Martin (2007). Vegetation and songbird response to land abandonment: From landscape to census plot. *Diversity and Distributions 13*(1), 42–52. 164

Sirami, C., L. Brotons, and J.-L. Martin (2008). Spatial extent of bird species response to landscape changes: Colonisation/extinction dynamics at the community-level in two contrasting habitats. *Ecography 31*(4), 509–518. 166, 167

Sirami, C., L. Brotons, and J.-L. Martin (2011). Woodlarks Lullula arborea and landscape heterogeneity created by land abandonment. *Bird Study 58*(1), 99–106. 30, 164, 166

Sirami, C., A. Nespoulous, J.-P. Cheylan, P. Marty, G. T. Hvenegaard, P. Geniez, B. Schatz, and J.-L. Martin (2010, June). Long-term anthropogenic and ecological dynamics of a Mediterranean landscape: Impacts on multiple taxa. *Landscape and Urban Planning 96*(4), 214–223. 3, 4, 30, 71, 76, 125, 153, 240

Skidmore, A. K., N. Pettorelli, N. C. Coops, G. N. Geller, M. Hansen, R. Lucas, C. A. Mücher, B. O'Connor, M. Paganini, H. M. Pereira, M. E. Schaepman, W. Turner, T. Wang, and M. Wegmann (2015, July). Environmental science: Agree on biodiversity metrics to track from space. *Nature 523*(7561), 403–405. 35, 125, 208

Smith, F. E. (1972). Spatial heterogeneity, stability, and diversity in ecosystems. *Trans. Conn. Acad. Arts Sci 44*(30), 335. 8

Socolar, J. B., J. J. Gilroy, W. E. Kunin, and D. P. Edwards (2016, January). How Should Beta-Diversity Inform Biodiversity Conservation? *Trends in Ecology and Evolution 31*(1), 67–80. 163

Solórzano, J. V. (2018, July). Contrasting the potential of Fourier transformed ordination and gray level co-occurrence matrix textures to model a tropical swamp forest's structural and diversity attributes. *Journal of Applied Remote Sensing 12*(03), 1. 207

St-Louis, V., A. M. Pidgeon, M. K. Clayton, B. A. Locke, D. Bash, and V. C. Radeloff (2009, June). Satellite image texture and a vegetation index predict avian biodiversity in the Chihuahuan Desert of New Mexico. *Ecography 32*(3), 468–480. 164

St-Louis, V., A. M. Pidgeon, T. Kuemmerle, R. Sonnenschein, V. C. Radeloff, M. K. Clayton, B. A. Locke, D. Bash, and P. Hostert (2014, April). Modelling avian biodiversity using raw, unclassified satellite imagery. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences 369*(1643), 20130197–20130197. 30, 164

St-Louis, V., A. M. Pidgeon, V. C. Radeloff, T. J. Hawbaker, and M. K. Clayton (2006, December). High-resolution image texture as a predictor of bird species richness. *Remote Sensing of Environment 105*(4), 299–312. 164, 177, 179, 180, 204

Stein, A., K. Gerstner, and H. Kreft (2014). Environmental heterogeneity as a universal driver of species richness across taxa, biomes and spatial scales. *Ecology letters 17*(7), 866–880. 3

Steiner, N. C. and W. Köhler (2003, September). Effects of landscape patterns on species richness—a modelling approach. *Agriculture, Ecosystems and Environment 98*(1-3), 353–361. 3

Strand, E. K., A. M. S. Smith, S. C. Bunting, L. A. Vierling, D. B. Hann, and P. E. Gessler (2006, May). Wavelet estimation of plant spatial patterns in multitemporal aerial photography. *International Journal of Remote Sensing 27*(10), 2049–2054. 39

Team, R. C. (2017). R: A language and environment for statistical computing (Version 3.4. 2)[Computer software]. *Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing*. 170

Thenkabail, P. S. (2015). *Remotely Sensed Data Characterization, Classification, and Accuracies*. CRC Press. 76

Thompson, J. D. (2005a). *Plant Evolution in the Mediterranean*. Oxford University Press on Demand. 21, 23

Thompson, J. N. (2005b). *The Geographic Mosaic of Coevolution*. University of Chicago Press. 4, 71

Thompson, J. N. (2005c). *The Geographic Mosaic of Coevolution*. University of Chicago Press. 22, 125

Trabaud, L. V., N. L. Christensen, and A. M. Gill (1993). Historical biogeography of fire in temperate and Mediterranean ecosystems. 30

Tuanmu, M.-N. and W. Jetz (2015). A global, remote sensing-based characterization of terrestrial habitat heterogeneity for biodiversity and ecosystem modelling. *Global Ecology and Biogeography 24*(11), 1329–1339. 126

Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment 8*(2), 127–150. 72, 74, 195

Turak, E., J. Brazill-Boast, T. Cooney, M. Drielsma, J. DelaCruz, G. Dunkerley, M. Fernandez, S. Ferrier, M. Gill, H. Jones, T. Koen, J. Leys, M. McGeoch, J.-B. Mihoub, P. Scanes, D. Schmeller, and K. Williams (2017, September). Using the essential biodiversity variables framework to measure biodiversity change at national scale. *Biological Conservation 213*, 264–271. 126

Turner, M. G. (1989). Landscape ecology: The effect of pattern on process. *Annual review of ecology and systematics 20*(1), 171–197. 4, 126

Turner, M. G. and R. H. Gardner (2015). *Landscape Ecology in Theory and Practice*. New York, NY: Springer New York. xvii, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 40, 72, 73, 95, 98, 126, 131, 163

Uuemaa, E., M. Antrop, J. Roosaare, R. Marja, and Ü. Mander (2009). Landscape metrics and indices: An overview of their use in landscape research. *Living reviews in landscape research 3*(1), 1–28. 13

Uuemaa, E., Ü. Mander, and R. Marja (2013, May). Trends in the use of landscape spatial metrics as landscape indicators: A review. *10 years Ecological Indicators 28*, 100–106. 13

Vapnik, V. (2013). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer science and business media. 156

Vega-García, C. and E. Chuvieco (2006). Applying local measures of spatial heterogeneity to Landsat-TM images for predicting wildfire occurrence in Mediterranean landscapes. *Landscape Ecology 21*(4), 595–605. 31

VéLez, R. (1990). La sylviculture préventive des incendies en Espagne. *Revue Forestière Française* (S), 320. 31

Vernet, J. L. (1997). *L'homme et La Forêt Méditerranéenne: De La Préhistoire à Nos Jours.* Collection Des Hespérides. Paris: Editions Errance. 25

Vihervaara, P., A.-P. Auvinen, L. Mononen, M. Törmä, P. Ahlroth, S. Anttila, K. Böttcher, M. Forsius, J. Heino, J. Heliölä, M. Koskelainen, M. Kuussaari, K. Meissner, O. Ojala, S. Tuominen, M. Viitasalo, and R. Virkkala (2017, April). How Essential Biodiversity Variables and remote sensing can help national biodiversity monitoring. *Global Ecology and Conservation 10*, 43–59. 71, 126

Vogt, P., K. H. Riitters, C. Estreguil, J. Kozak, T. G. Wade, and J. D. Wickham (2007). Mapping spatial patterns with morphological image processing. *Landscape ecology 22*(2), 171–177. 11

Wagner, H. H. and M.-J. Fortin (2005). Spatial analysis of landscapes: Concepts and statistics. *Ecology 86*(8), 1975–1987. 38, 40, 164

Warner, T. A. and K. Steinmaus (2005, February). Spatial Classification of Orchards and Vineyards with High Spatial Resolution Panchromatic Imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 71*(2), 179–187. 122, 199

Waser, L. T., E. Baltsavias, K. Ecker, H. Eisenbeiss, E. Feldmeyer-Christe, C. Ginzler, M. Küchler, and L. Zhang (2008). Assessing changes of forest area and shrub encroachment in a mire ecosystem using digital surface models and CIR aerial images. *Remote Sensing of Environment 112*(5), 1956–1968. 40, 72

Whiteman, G. and J. R. Brown (1998, February). Assessment of a method for mapping woody plant density in a grassland matrix. *Journal of Arid Environments 38*(2), 269–282. 39, 72

Wiens, J. A. (1995). Landscape mosaics and ecological theory. In *Mosaic Landscapes and Ecological Processes*, pp. 1–26. Springer. 163

Wood, E. M., A. M. Pidgeon, V. C. Radeloff, and N. S. Keuler (2013, May). Image Texture Predicts Avian Density and Species Richness. *PLoS ONE 8*(5), e63211. 164, 177, 179

Wood, S. N. (2006). Generalized additive models: An introduction with R. Chapman and Hall/CRC. *Boca Raton, Florida*, 262. 170

ANNEXES

ANNEXE A

Article de vulgarisation : La garrigue vue du ciel

La garrigue, mosaïque de paysages, tend à s'uniformiser face à l'avancée progressive de la forêt. Mais contrairement aux idées reçues, le regain de la forêt n'est pas toujours positif. C'est le cas pour la garrigue où la fermeture des milieux est problématique. Des méthodes basées sur la reconnaissance de motifs à partir d'images satellites sont développées pour comprendre et cartographier le paysage et aider les acteurs concernés par le devenir de la garrigue, comme Jean-René, éleveur de chèvres dans le causse d'Aumelas.

Lorsque Jean-René, le petit fils de M. Seguin, se promène dans la garrigue à la recherche de ses chèvres encore égarées - décidément, c'est de famille - il y passe parfois des heures. Pas facile en effet de s'y retrouver dans ce dédale de végétation : ça pique, ça gratte et puis on n'y voit pas grand-chose avec cette mosaïque de grands chênes verts, ces touffes de chênes kermès, de genêts et autres genévriers.

La garrigue, c'est un gigantesque puzzle composé de plusieurs pièces imbriquées : des arbres, des buissons, de l'herbe. Seulement, depuis que les collègues de Jean-René ont arrêté leur activité pastorale à cause d'une augmentation de la compétition économique [1], #crisedel'emploi, l'herbe et les buissons ne sont plus broutés, ils poussent en paix et le paysage tend à se fermer pour laisser place à une forêt dense.

Mais alors pourquoi c'est pas cool le regain de la forêt ?

Cette fermeture des milieux pose quelques problèmes. En premier lieu pour Jean-René lui-même qui a de plus en plus de mal à savoir où faire pâturer ses chèvres : où peuvent-elles circuler dans ce labyrinthe ? Où est la boustifaille ? Mais surtout où diable se sont-elles encore fourrées ? Et puis ça dégrade aussi la qualité du paysage : au grand dam d'Isodore De Lahaute, citadin en mal de nature qui ne verra plus que des arbres à perte de vue lors de ses sorties champêtres, au lieu de petits murets *sooo* XIXième siècle et des prairies sèches parsemées d'orchidées ou d'iris sauvages.

L'idéal, ce serait d'avoir une carte pour s'orienter, ou bien un (très grand) escabeau pour y voir un peu plus clair. Jean-René a bien pensé à acheter une montgolfière, comme à l'époque de la grande guerre où des clichés étaient pris depuis des ballons pour aider les poilus à s'y retrouver dans les tranchées [2]. Seulement, c'est un peu cher (#crisedel'emploi n°2) et puis maintenant il y a bien mieux : les images satellites. Elles ont maintenant une telle précision qu'il est presque possible de voir la calvitie naissante de Jean-René.

Des satellites pour prendre de la hauteur

Les motifs dessinés par les arbres et par les buissons sont maintenant bien apparents pour Jean-René muni de telles images. C'est facile à reconnaître. En effet, question motif, le cerveau est balèze : il est capable de reconnaître quantités de textures très rapidement, de manière intuitive. Paradoxalement, cette intuition pose problème : comme on n'a pas tous le même cerveau, nous n'avons pas tous les mêmes perceptions. Selon que ce soit Jean-René ou son filleul qui essaie de déterminer la structure de la garrigue, l'interprétation ne sera pas tout à fait la même, d'autant

que Jean-René, un peu astigmate, ne voit plus très bien.

Heureusement pour lui, les maths associés à l'informatique parviennent à traduire la perception humaine des textures [3,4]. Si les algorithmes de reconnaissance de motifs ne détectent pas aussi bien les textures que l'œil humain (#manisstillthebest), ils présentent l'avantage d'être automatiques et de fournir des résultats constants dans le temps.

Analyser des motifs pour comprendre le paysage

Une approche possible en détection automatique de texture est l'approche fréquentielle. Le principe est de repérer des structures qui se répètent dans l'espace. Par exemple, Jean-René, adepte de la pizza, a bien remarqué que dans celle qu'il affectionne tout particulièrement, la pizza reine, il y a des motifs qui se répètent. Son préféré : celui dessiné par les champignons, bien remarquable. En effet : "une bonne reine est composée de champignons de 2 cm environ, espacés d'environ 3 cm" (propos recueillis auprès de Giovanni, pizzaiolo étoilé). Une reine de 33 cm, cuisinée selon les principes évoqués par Giovanni présente donc un motif d'une fréquence de 6,5 champignons par largeur de pizza. Grâce à cette approche, on peut traduire l'aspect visuel d'une pizza en termes fréquentiels. Ainsi on aura, par largeur de pizza : 6,5 champignons, 8 lardons, 56 bouts de fromages râpes, etc.

C'est bien beau tout ça, l'approche de fréquentielle, les motifs, mais il fait comment le Jean-René pour retrouver ses chèvres avec ça ?

En fait, ces motifs peuvent directement être liés à d'autres mesures qui nous intéressent. On peut par exemple en déduire à quel point les buissons et les arbres sont connectés entre eux et en déduire le chemin emprunté par les chèvres. On peut également connaître le pourcentage d'herbe dans une partie de la garrigue, ou autrement dit la part de gueuleton potentiel pour une chèvre. Tout ça automatiquement, sur l'ensemble du territoire occupé par Jean-René.

Une approche qui a encore de l'avenir devant elle

Cette méthode ne sert pas qu'à Jean-René, elle est également utile aux gestionnaires des espaces naturels, comme le CEN-LR (Centre des Espaces Naturels - Languedoc-Roussillon). Ils sont friands d'outils qui leur permettent d'avoir une vision globale du territoire. Ainsi, l'analyse des motifs dans une image satellitaire permet de connaître le taux de fermeture d'une garrigue. *A fortiori*, on peut suivre l'évolution de la fermeture des milieux avec plusieurs images acquises à des dates différentes. Cette approche synthétique du territoire n'en est qu'à ses débuts et pourrait permettre de comprendre le comportement de certains animaux : quel type de paysage l'Outarde canepetière préfère-t-elle pour procréer [5] ? Elle permettrait également d'étudier l'impact de mesures de gestion : faut-il brûler les broussailles pour maintenir les garrigues ouvertes ? Ou bien faut-il les girobroyer ? Quelle sont les pratiques les plus efficaces à longs termes ? Celles qui respectent le mieux l'environnement ?

La préservation des milieux ouverts méditerranéens comme la garrigue est de fait intimement liée aux interventions humaines (agriculture, pastoralisme, débroussaillage, etc.) si bien que l'avenir de la diversité biologique dans ces milieux ne peut être déconnecté de celui des activités humaines [5,6]. Encore faut-il bien comprendre lesquelles sont à favoriser et lesquelles sont à encadrer.

---

[1] Sirami, C., Nespoulous, A., Cheylan, J.-P., Marty, P., Hvenegaard, G.T., Geniez, P., Schatz, B., Martin, J.-L., 2010. Long-term anthropogenic and ecological dynamics of a Mediterranean landscape: Impacts on multiple taxa. Landscape and Urban Planning 96, 214–223.

[2] https://fr.wikipedia.org/wiki/Photographie_aérienne

[3] Couteron, P., Barbier, N., Gautier, D., 2006. Textural ordination based on Fourier spectral decomposition: a method to analyze and compare landscape patterns. Landscape Ecology 21, 555–567.

[4] Olivier Regniers. Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie d'occupations du sol par télédetection très haute résolution : application à la forêt, la vigne et les parcs ostréicoles. Traitement du signal et de l'image. Université de Bordeaux, 2014. Français.

[5] Pointereau, P., Doxa, A., Coulon, F., Jiguet, F., Paracchini, M.L., 2010. Analysis of spatial and temporal variations of High Nature Value farmland and links with changes in bird populations: a study on France. Publications Office.

[6] Médail, F., Diadema, K., 2006. Biodiversité végétale méditerranéennee et anthropisation : approches macro et micro-régionales. Annales de géographie 651, 618.

ANNEXE B

Cartographie de la végétation sur les causse du Larzac, Blandas et Campestre et Luc

1 Préambule

Cette annexe présente des résultats intermédiaires qui n'ont pas encore été valorisés par une publication scientifique. L'objectif de cette partie d'illustrer certaines perspectives et limites des approches développées dans le cadre de la thèse et étudiées dans les chapitres précedents. Cette mise en perspective est permise ici par l'application concrète de notre méthodologie pour répondre a des enjeux de conservation des communautés d'oiseaux présentes dans les habitats semi-naturels méditerranéens. L'enjeu de ce travail est l'analyse croisée de l'évolution de la composition des communautés d'oiseaux et de l'évolution formations végétales de ces zones afin d'apporter des éléments concrets sur l'état de conservation des milieux ouverts sur les Causses.

La région Méditerranéenne est caractérisée par une forte hétérogénéité environnementale (Blondel and Aronson, 1999) qui contribue à expliquer les niveaux de biodiversité élevés et les forts taux d'endémisme de ce point chaud de la biodiversité (Myers et al., 2000). Cette région est également caractérisée par une longue histoire des activités humaines (Blondel, 2006). La biodiversité en région Méditerranéenne présente donc la particularité d'avoir co-évolué avec les activités humaines et d'être fortement associée aux milieux ouverts ou hétérogènes (Blondel, 2006). Or, cette région est aujourd'hui soumise à des changements globaux rapides et complexes. En effet, depuis plus d'un demi-siècle, on observe à la fois à une forte expansion urbaine, une intensification de l'agriculture dans les plaines et un abandon des activités humaines traditionnelles dans l'arrière-pays conduisant à une augmentation générale des ligneux (Debussche et al., 1999). L'abandon des activités agro-sylvo-pastorales favorise les espèces d'oiseaux associées aux milieux boisés mais défavorise les espèces associées aux milieux ouverts, qui sont souvent les espèces Méditerranéennes à fort enjeu de conservation (Sirami et al., 2010). Compte tenu de l'importance des enjeux de conservation, de l'ampleur des changements d'utilisation des terres ainsi que de la forte variabilité des contextes socio-économiques en région Méditerranéenne, la cartographie des habitats semi-naturels Méditerranéens et l'identification de stratégies de gestion des habitats spatialisées sont donc incontournables et urgentes.

En 1995, dans le cadre du programme Life Nature Grands Causses (GRIVE/AVEN 1996), une campagne de points d'écoute a été réalisée sur les causses du Larzac, de Blandas et de Campestre afin de caractériser les milieux utilisés par les passereaux des causses méridionaux : 188 points d'écoutes ont ainsi été réalisés. Ces travaux constituent aujourd'hui des références pour l'état de l'avifaune des causses et susceptibles d'apporter un éclairage pertinent pour mesurer l'évolution des populations de passereaux méditerranéens à forts enjeux de conservation : Pipit rousseline (*Anthus campestris*), Bruant ortolan (*Emberiza hortulana*), Fauvette pitchou (*Sylvia undata*), Alouette lulu (*Lullula arborea*), Pie-grièche écorcheur (*Lanius collurio*). La reproduction à l'identique de ces protocoles a donc été réalisée pendant le printemps 2017 afin de suivre l'évolution de ces populations.

Afin d'analyser de manière croisée l'évolution de la végétation et des communautés d'oiseaux des

trois causses, deux approches sont testées : une approche classique correspondant à la production de cartes de végétation discrètes, et l'approche développé de cette thèse qui consiste à caractériser l'hétérogénéité spatiale de la végétation à partir d'indices de texture et radiométrique. L'objectif initial de ce travail était donc d'appliquer ces deux approches à deux dates proches des dates des campagne d'écoute afin de caractériser d'une part l'évolution de l'hétérogénéité de la végétation et d'autre part d'étudier les changements temporels des communautés d'oiseaux en lien avec la végétation à partir de méthodes univariées (par ex. à partir de modèles linéaires généralisées, GLM) et multivariés (par exemple des analyses de co-inertie).

Ces travaux ont fait l'objet d'une collaboration avec Aurélien Besnard de l'UMR CEFE et Clélia Sirami de l'UMR DYNAFOR et un stage a été mis en place au sein de l'unité TETIS à cet effet. Nous présenterons ici les résultats préliminaires obtenus : les cartes de végétation obtenus à deux dates et l'application de l'approche développée dans cette thèse sur des données hétérogènes acquises en 2015.

2 Données et pré-traitements

2.1 Images 1996

Les images utilisées pour l'année 1996 ont été acquises sur le portail de l'IGN "remonter dans le temps"[1]. Elles comportent trois bandes spectrales dans le domaine visible : bleu, le vert et rouge. L'ensemble des trois causses étudiés sont couverts par 142 images fournies sous forme de cliché scanné non géoréférencé, d'une emprise de 5 km par 5 km environ (voir Figure B.1). Les dates d'acquisition des clichés par zone figurent dans le tableau B.1.

Les images téléchargées ne sont pas pré-traitées et plusieurs étapes sont nécessaires avant leur utilisation :

- corriger chaque cliché des effets de vignettage[2] ;
- faire une mosaïque à partir des différents clichés;
- orthorectifier la mosaïque ;

Table B.1 Date d'acquisition des clichés de 1996 par zone.

Campestre	Blandas	Larzac (Sud)	Larzac (nord)
29 / 05 / 1996	29 / 05 /1996	14/ 06 / 1996	29 / 05 / 1996

[1] remonterletemps.ign.fr
[2] le vignettage est un assombrissement des angles des clichés, dû à un défaut de l'objectif.

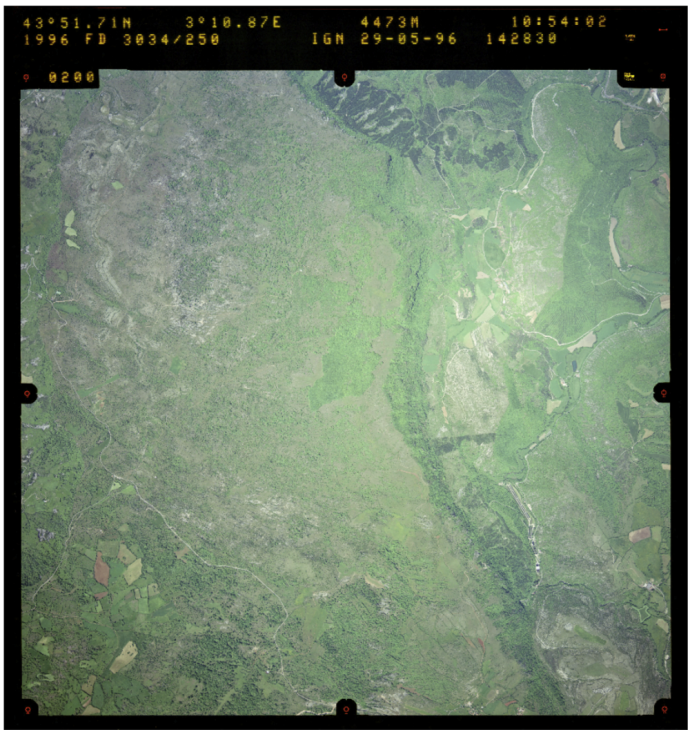


Figure B.1 Exemple de cliché aérien acquis en 1996.

- faire une égalisation de la radiométrie sur l'ensemble de la zone puisque les clichés n'ont pas été pris à la même heure, voire pas le même jour ou le même mois; les conditions d'illumination ne sont donc pas les mêmes et ces différences peuvent entrainer des erreurs dans la classification finale.

Ces étapes ont été réalisées par Sébastien Giordano de laboratoire MATIS de l'IGN. Le produit reçu est une mosaïque sur l'ensemble des trois causses avec une résolution spatiale de 0.7 m et une précision planimétrique d'environ un pixel (soit 0.7 m). La mosaïque est ensuite utilisée pour réaliser une cartographie de la végétation.

2.2 Images 2015

Les images utilisées pour 2015 sont issues de la BD ORTHO IRC fournie par l'IGN. Elles comportent trois bandes spectrales : vert, rouge, infrarouge; avec une résolution spatiale de 50 cm. Les images sont fournies orthorectifiées par l'IGN et projetées dans le système de projection Lambert-93 par tuile de 25 km^2. Les tuiles sont assemblées pour former une mosaïque par causse (voir Figure B.2). Les images de la BD ORTHO sont fournies par département. Pour chaque département, l'ensemble des clichés a été soumis à une égalisation radiométrique, suivi d'un rehaussement des contrastes afin d'obtenir une mosaïque finale homogène à l'échelle du département [3]. Or, les trois causses étudiés se trouvent sur deux départements différents. Le département de l'Hérault pour le causse

[3] http://professionnels.ign.fr/doc/DC_BDORTHO_2-0_ORTHOHR_1-0.pdf p.15 pour plus d'informations sur les corrections radiométriques effectuées sur la BD ORTHO IRC.

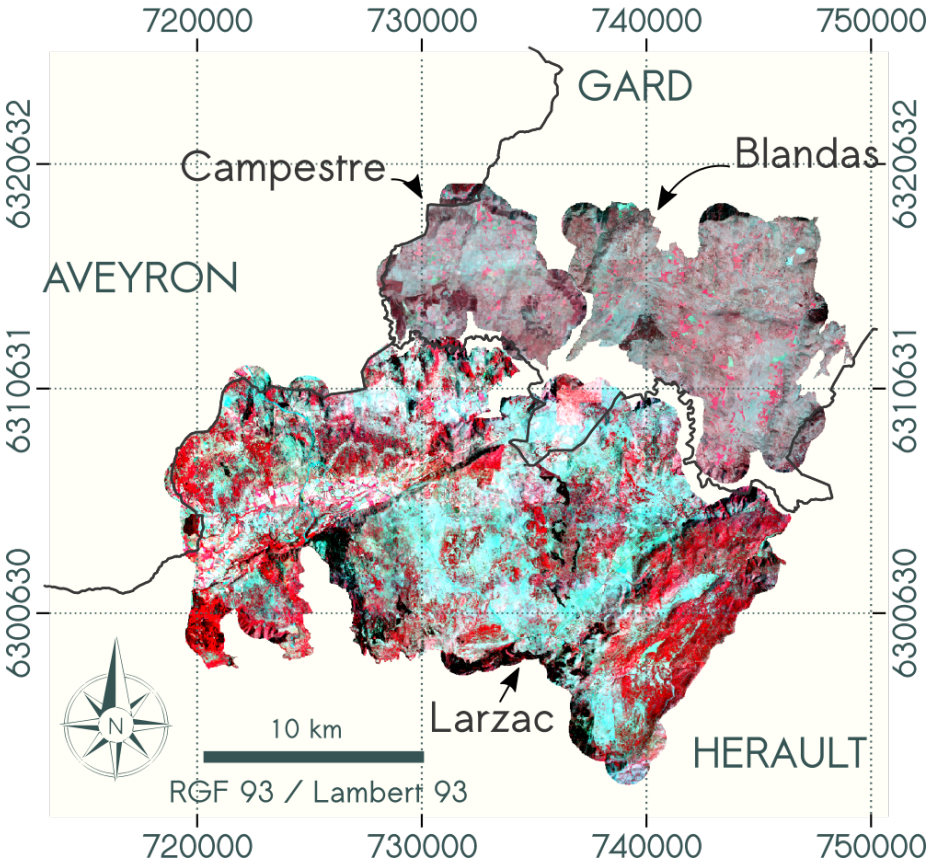


Figure B.2 Images aériennes de 2015 en composition infrarouge couleur pour les trois causses étudiés.

du Larzac, et le département du Gard pour les causses de Campestre et de Blandas. Une visualisation globale des images révèle effectivement des différences de contraste entre le causse du Larzac et les autres causses (voir Figure B.2). Des différences de contraste sont également visibles au sein d'une même zone (par exemple le causse du Larzac) malgré les corrections radiométriques effectuées par l'IGN (voir Figure B.3).

Les images de 2015 sont utilisées à fois pour la cartographie de la végétation pour l'année 2015 et également pour le calcul des indices de texture.

3 Méthodes

Cette section présente de manière succincte la méthodologie utilisée pour la production des cartes de végétation et le calcul des indices de texture, notamment les différents paramètres utilisés pour chaque méthode.

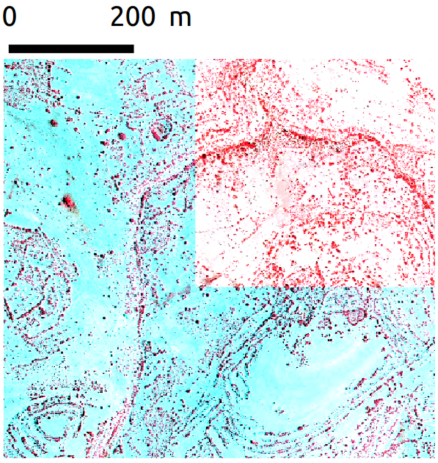


Figure B.3 Exemple de différence de contraste au sein de la BD ORTHO IRC de 2015 du département de l'Hérault.

3.1 Cartographie de la végétation

L'objectif est de cartographier les strates suivantes :

- le sol nu (SN);
- la strate herbacée (H);
- les ligneux bas (LB);
- les ligneux hauts (LH).

Les cartes de végétations sont obtenues par une classification objet qui a lieu en trois étapes :

- la segmentation de l'image ;
- une phase d'échantillonnage dans laquelle certains segments sont labelisés ;
- une phase de classification supervisée ou chaque segment est classé selon ses caractéristiques spectrales.

Chaque étape est réalisée pour chaque date d'acquisition et chaque causse. Une segmentation distincte a été réalisée pour chaque année. En effet, la résolution des images n'étant pas la même pour les deux années, les paramètres de segmentation sont susceptibles de différer pour les deux dates.

Pour chaque année, des échantillons sont pris indépendamment sur chaque causse pour tenir compte de la variabilité spatiale de la radiométrie des images. Un modèle de classification est ensuite entraîné pour chaque zone. Dans le cas des images acquises en 1996, des différences de dynamique de radiométrie entre la partie Nord et Sud du causse du Larzac sont observées du fait

Table B.2 Valeurs optimales des paramètres de segmentation pour chaque année.

Année d'acquisition	Échelle	Homogénéité
2015	25	50
1996	20	20

des différences de dates d'acquisition entre ces deux zones. Ces deux zones sont donc échantillonnées et classées séparément.

Pour résumer :

- deux segmentations sont réalisées, une par année;
- des échantillons sont pris pour chaque couple année/causse;
- les sous classes échantillonnées peuvent être différentes selon le couple année/causse étudié (la notion de sous classes sera présentée dans la sous-section 3.1.2);
- un modèle de classification est entraîné par couple année/causse.

3.1.1 Segmentation

La segmentation de l'image en zones radiométriquement homogènes est réalisé avec l'algorithme *Generic Region Merging* (Lassalle et al., 2015). Le choix des paramètres de cet algorithme est basé sur une analyse visuelle des résultats obtenues sur une sélection d'imagette (voir Figure B.4), pour différentes valeurs des paramètres d'échelle et d'homogénéité. Ces paramètres contrôlent la taille et la régularité des contours des régions obtenues. La segmentation est jugée satisfaisante lorsque les petits buissons (quelques pixels) sont correctement délimités tandis que la sur-segmentation de larges zones continues de buissons ou d'arbres est évitée autant que possible. Les valeurs optimales des paramètres d'échelles et d'homogénéité sont listées dans le tableau B.2.

3.1.2 Échantillonnage

Afin d'optimiser les performances de la classification, il est parfois nécessaire de réaliser un échantillonnage avec un nombre de classes supérieur à celui souhaité. En effet, le modèle de classification utilise la radiométrie des échantillons pour pouvoir classer l'ensemble des objets de l'image. Or, une classe thématique peut correspondre à plusieurs signatures radiométriques distinctes. Par exemple, la classe SN peut correspondre à la fois à de la roche nue et du sol nu. Cependant, ces deux sous-classes n'ont pas exactement la même signature spectrale. Il est par exemple possible de voir sur les imagettes que le sol nu apparaît plutôt en marron tandis que la roche nue apparaît plutôt en blanc. Dans ce cas, les résultats de classification peuvent être améliorés en effectuant d'abord un premier niveau de classification avec l'ensemble des sous classes, puis en regroupant les sous

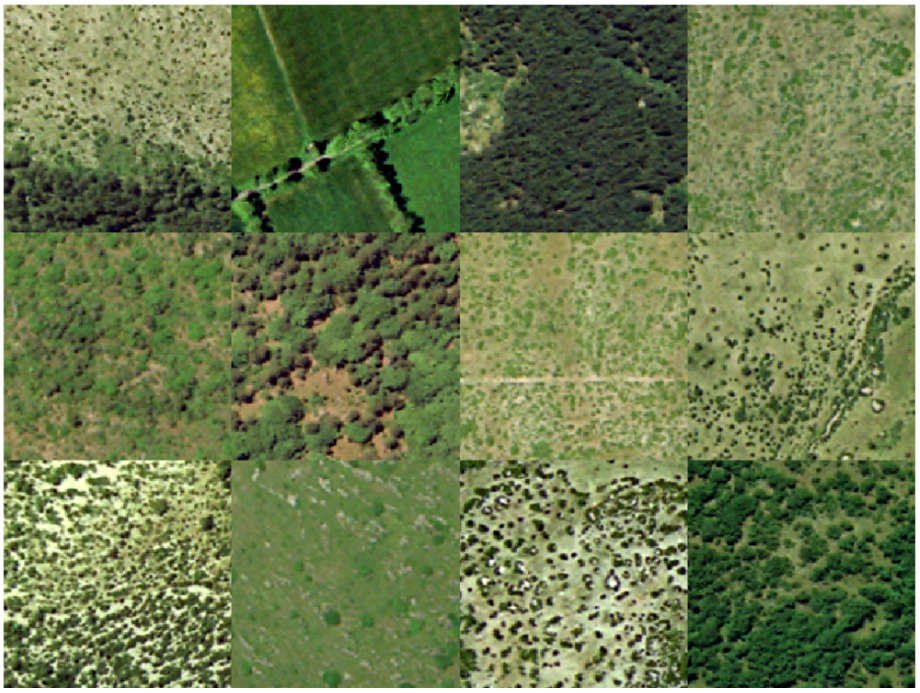


Figure B.4 Imagettes utilisées pour déterminer les paramètres de segmentation sur les images de 1996. Taille des imagettes : 100 m par 100 m.

Table B.3 Nombres de segments échantillonnés par classe et par zone pour les images de 1996.

ID	Label	Larzac Sud	Larzac Nord	Campestre	Blandas
11	Sol nu / Parcelle nue	120	100	71	49
12	Route/bâtiment	46	55	57	69
13	Roche	134	149	97	136
21	Herbe /pelouse	159	182	140	143
22	Culture	69	129	92	116
30	Ligneux bas	283	229	287	209
41	Résineux	146	31	68	60
42	Feuillu	235	338	111	148

classes dans un deuxième temps. La validité de cette hypothèse dépend toutefois de l'algorithme de classification utilisé et de la variabilité spectrale des classes à classer. Dans le cas des quatre strates étudiées, des tests préliminaires ont montré une amélioration des performances de classification en échantillonnant plusieurs sous classes.

Les nomenclatures suivies lors de la phase d'échantillonnage des sous classes et le nombre de segments labellisés correspondants pour les années 1996 et 2015 sont présentées respectivement dans les tableaux B.3 et B.4. Le nombre de segments labellisés après regroupement pour les années 1996 et 2015 est présenté respectivement dans les tableaux B.5 et B.6

Le nombre de sous classes échantillonnées dépend de la variabilité spectrale observée sur les images. De fait, les sous classes échantillonnées pour les images de 1996 et de 2015 ne sont donc pas les mêmes car les bandes spectrales utilisées pour les images de chaque années sont différentes.

Table B.4 Nombres de segments échantillonnés par classe et par zone pour les images de 2015.

ID	Label	Larzac	Campestre	Blandas
11	Roche	60	55	57
12	Route	62	66	59
13	Bâtiment	60	63	70
14	Parcelle nue	59	67	69
21	Herbe	62	63	62
22	Herbe sêche	60	61	56
23	Culture	56	68	64
31	Ligneux bas	63	64	61
32	Ligneux bas sec	0	61	62
41	Résineux	61	68	70
42	Feuillu	68	60	0
43	Arbre sec	0	34	0
50	Ombre	61	59	59

Table B.5 Nombres de segments échantillonnés par classe regroupée et par zone pour les images de 1996.

ID	Label	Larzac Sud	Larzac Nord	Campestre	Blandas
10	Sol nu	300	304	225	254
20	Herbe	228	311	232	259
30	Ligneux bas	283	229	287	209
40	Ligneux haut	381	369	179	208

Table B.6 Nombres de segments échantillonnés par classe regroupée et par zone pour les images de 2015.

ID	Label	Larzac Sud	Campestre	Blandas
10	Sol nu	141	251	255
20	Herbe	178	192	182
30	Ligneux bas	63	125	123
40	Ligneux haut	129	162	70
50	Ombre	61	59	59

La principale différence entre les sous classes des années 1996 et 2015 est l'apparition de classes de végétation sèche pour l'année 2015. En effet, la sécheresse d'une végétation peut se traduire par une diminution de sa réflectance dans le domaine proche infrarouge (Huntjr and Rock, 1989) et est donc visible dans les images en composition infrarouge couleur (année 2015). En revanche cet aspect de la végétation n'est pas visible avec des images en composition en couleurs naturelles (année 1996).

Une autre différence est l'absence de classe *ombre* dans pour les images de 1996. Des premiers tests de classification ont montré que cette classe était particulièrement mal identifiée pour ces images.

3.1.3 Classification

La démarche utilisée pour entrainer les modèles de classification pour chaque couple année/causse est la même que celle utilisée dans le chapitre 6 et seule la démarche générale est rappelée ici. Tout d'abord, l'information radiométrique de chaque segment est décrite par les statistiques suivantes : la moyenne, l'écart-type, le $2^{\text{ième}}$ et le $98^{\text{ième}}$ quantile de chaque bande de l'image; rouge, vert, bleu pour les images de 1996 et infrarouge, rouge, vert pour les images de 2015. Ces douze primitives sont ensuite utilisées dans un modèle de classification Support Vector Machine avec un noyau *radial basis function* (RBF).

Le jeu d'échantillons est séparé de manière équilibrée en un jeu d'apprentissage et un jeu de validation. Le jeu d'apprentissage est utilisé pour entraîner le modèle de classification qui est ensuite utilisé pour classer l'ensemble des zones et obtenir une carte des quatre strates d'intérêt. La précision des cartes réalisées est étudiée grâce au jeu de validation à partir duquel différents indices de qualité sont produits. Des indices de qualité globale sont produits : l'Overall Accuracy (OA) qui indique le pourcentage de segments bien classés et le Kappa qui mesure la qualité globale de la classification en prenant en compte la proportion d'accord aléatoire[4]. Des indices de précision par classe sont également calculés : les précisions réalisateur et utilisateur.

3.2 Calcul des indices de textures de la méthode FOTO

La méthode FOTO est appliquée sur l'image NDVI de 2015 des trois causses pour une taille de fenêtre de 100 m. L'ACP est donc réalisée sur l'ensemble des r-spectra des trois causses et non sur chaque causse séparément. Une rotation des deux premiers axes de l'ACP de 30°(d'après les résultats du chapitre6) est ensuite appliquée pour retrouver un gradient entre basses et hautes fréquences pour le premier axe et un deuxième axe qui soit positivement corrélés avec les très hautes fréquences.

[4]Par exemple, une valeur de 0,75 pour le Kappa signifie que la classification utilisée évite 75% des erreurs obtenues par une méthode de classification opérant complétement aléatoirement.

4 Résultats

4.1 Classification

4.1.1 Année 1996

Les matrices de confusion de chaque zone sont présentées dans les tables B.7, B.8, B.9 et B.10. Pour toutes les zones, les classifications ont une précision générale très élevée avec un pourcentage d'objet bien classés toujours supérieur à 90% et allant même jusque 97% pour les zones Sud et Nord du Causse du Larzac. De manière générale, la classification permet de bien rendre compte de la complexité de la structure de la végétation dans les zones hétérogènes (voir Figure B.5). Les zones de sol nu avec de nombreux buissons sont particulièrement bien classées (voir Figure B.6).

Les classes de SN et H sont particulièrement bien classées avec des précisions réalisateur allant de 95 à 100%, à l'exception de la classe H de la zone Campestre qui est classée avec une erreur d'omission de 10%. Un exemple de zones d'herbes mal classées en ligneux bas est présenté Figure B.7. Les principales confusions sont observées entre les classes de buissons et d'arbres, particulièrement pour les causses de Campestre et de Blandas avec des erreurs de commission et omission autour de 10% (un exemple est illustré Figure B.8).

Une inspection visuelle de la carte de végétation révèle également certaines erreurs de classification liées au mosaïquage des clichés (voir Figure B.9) et dont les matrices de confusion ne rendent pas compte (Tableaux B.7, B.8, B.9 et B.10).

Table B.7 Matrice de confusion pour la zone Larzac Nord. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur).

	Résultats de la classification					
Réference	SN	H	LB	LH	PR	Nombre de segments
SN	**147**	0	0	0	1.00	147
H	4	**165**	0	2	0.96	171
LB	1	0	**106**	5	0.95	112
LH	0	2	5	**170**	0.96	177
PU	0.97	0.99	0.95	0.96		

Overall Accuracy (OA) : 0.97 ; KAPPA : 0.96

Table B.8 Matrice de confusion pour la zone Nord du causse du Larzac en 1996. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur).

	Résultats de la classification					
Reference	SN	H	LB	LH	PR	Nombre de segments
SN	**144**	1	1	0	0.99	146
H	0	**106**	3	0	0.97	109
LB	1	0	**138**	7	0.95	146
LH	1	2	2	**190**	0.97	195
Précison réalisateur	0.99	0.97	0.96	0.96		

Overall Accuracy (OA) : 0.97 ; KAPPA : 0.96

Table B.9 Matrice de confusion pour le causse de Blandas en 1996. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur).

	Résultats de la classification					
Réference	SN	H	LB	LH	PR	Nombre de segments
SN	**112**	0	3	0	0.97	115
H	2	**125**	1	4	0.95	132
LB	1	0	**99**	7	0.93	107
LH	0	2	6	**98**	0.92	106
PU	0.97	0.98	0.91	0.90		

Overall Accuracy (OA) : 0.94 ; KAPPA : 0.92

Table B.10 Matrice de confusion pour le causse de Campestre en 1996. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur).

	Résultats de la classification					
Réference	SN	H	LB	LH	PR	Nombre de segments
SN	**112**	0	3	0	0.97	115
H	2	**125**	1	4	0.95	132
LB	1	0	**99**	7	0.93	107
LH	0	2	6	**98**	0.92	106
PU	0.97	0.98	0.91	0.90		

Overall Accuracy (OA) : 0.94 ; KAPPA : 0.92

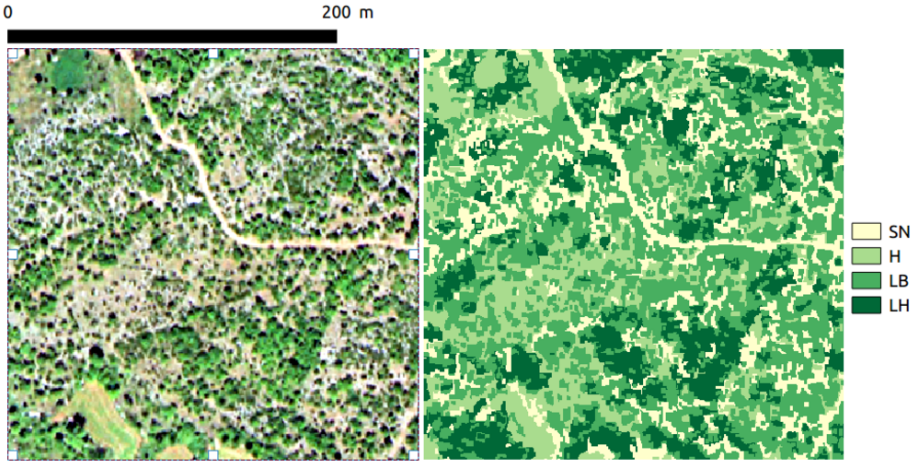


Figure B.5 Exemple de zone hétérogène avec une structure complexe bien classée. Image aérienne à gauche et classification à droite.

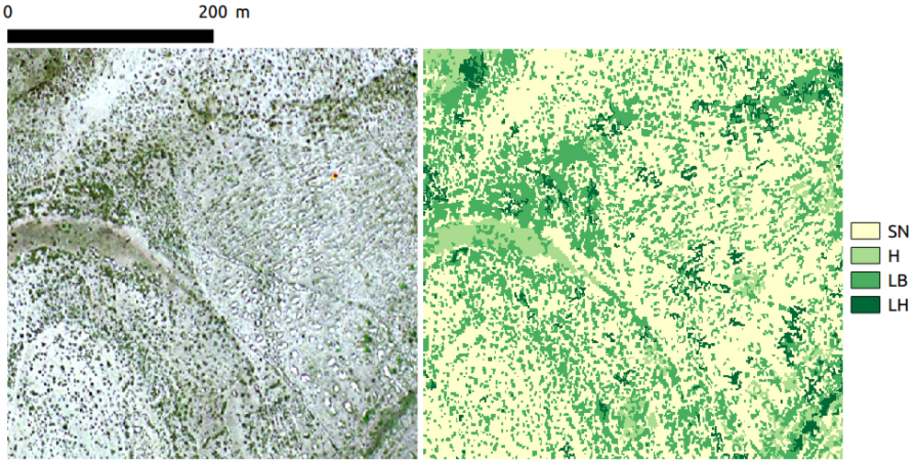


Figure B.6 Exemple de zone bien classée avec du sol nu avec de nombreux buissons. Image aérienne à gauche et classification à droite.

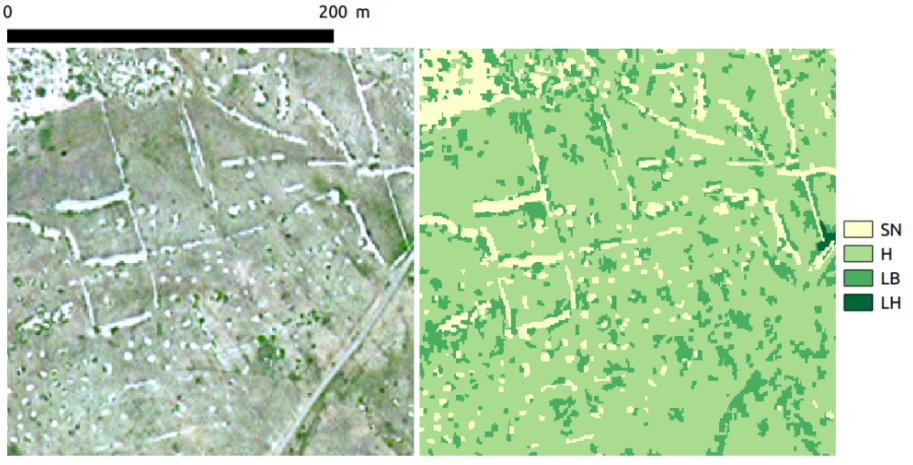


Figure B.7 Exemple de zones d'herbes mal classées en buissons pour le causse de Campestre. Image aérienne à gauche, classification à droite.

Figure B.8 Exemple d'une zone avec des erreurs de commission pour la classe LB à la place de LH ou d'H. Image aérienne à gauche et classification à droite.

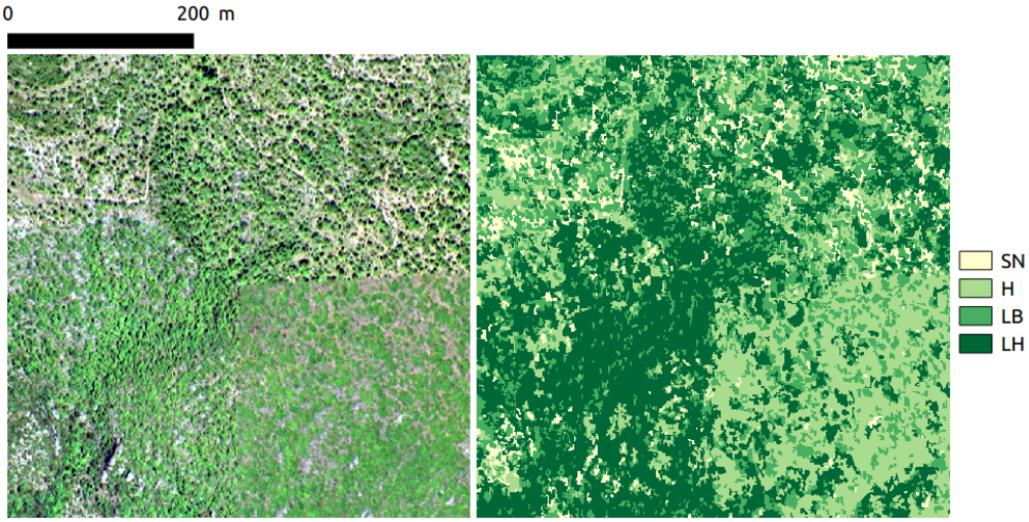


Figure B.9 Exemple d'une zone avec des erreurs de classification liées aux effets de bordure entre des clichés assemblés. Image aérienne à gauche et classification à droite.

4.1.2 Année 2015

Les matrices de confusion de chaque zone sont présentées dans les tables B.11, B.12 et B.13. Pour toutes les zones, les classifications ont des précisions générales très élevées avec un Kappa toujours supérieur ou égal à 0.94. Comme pour les images de l'année 1996, les principales confusions sont observées entre les classes de buissons et d'arbres.

Les matrices de confusion montrent un classement parfait de la classe ombre pour toutes les zones. Une inspection visuelle révèle cependant que si les zones d'ombres sont effectivement bien classées dans la plupart des cas (un exemple est montré dans la Figure B.10), il y a quelques zones avec des erreurs de commission où des zones d'herbes sont classées en ombre (voir Figure B.11).

Table B.11 Matrice de confusion pour le causse du Larzac en 2015. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur).

	Résultats de la classification						
Référence	SN	H	LB	LH	Ombre	PR	Nombre de segments
SN	**102**	7	0	0	0	0.94	109
H	0	**99**	0	0	0	1.00	99
LB	0	2	**27**	2	0	0.87	31
LH	0	0	4	**68**	0	0.94	55
Ombre	0	0	0	0	**25**	1.00	25
PU	1.00	0.92	0.87	0.97	1.00		

Overall Accuracy (OA) : 0.96 ; KAPPA : 0.94

Table B.12 Matrice de confusion pour le causse de Blandas en 2015. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur).

	Résultats de la classification						
Référence	SN	H	LB	LH	Ombre	PR	Nombre de segments
SN	**117**	1	1	0	0	0.98	119
H	0	**100**	0	0	0	1.00	100
LB	0	0	**62**	0	0	1.00	62
LH	0	0	7	**31**	0	0.82	38
Ombre	0	0	0	0	**26**	1.00	26
PU	1.00	0.99	0.89	1.00	1.00		

Overall Accuracy (OA) : 0.97 ; KAPPA : 0.97

Table B.13 Matrice de confusion pour le causse de Campestre en 2015. (PR : précision réalisateur, PU: précision utilisateur).

	Résultats de la classification						
Référence	SN	H	LB	LH	Ombre	PR	Nombre de segments
SN	**116**	1	0	0	0	0.99	117
H	2	**102**	0	0	0	0.98	104
LB	0	2	**65**	3	0	0.93	70
LH	0	0	5	**68**	0	0.93	73
Ombre	0	0	0	0	**31**	1.00	31
PU	0.98	0.97	0.93	0.96	1.00		

Overall Accuracy (OA) : 0.97 ; KAPPA : 0.96

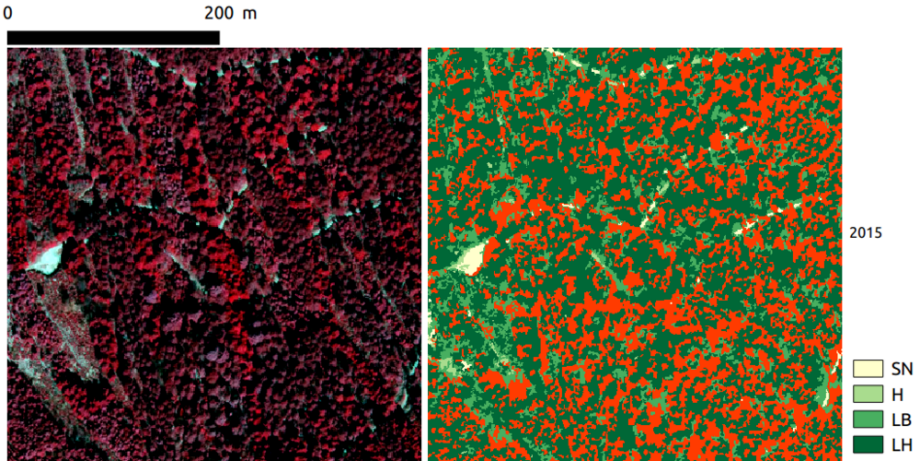


Figure B.10 Exemple d'une zone avec des ombres qui sont bien classées sur la classification des images 2015. Image aérienne à gauche et classification à droite, avec les ombres apparaissant en rouge.

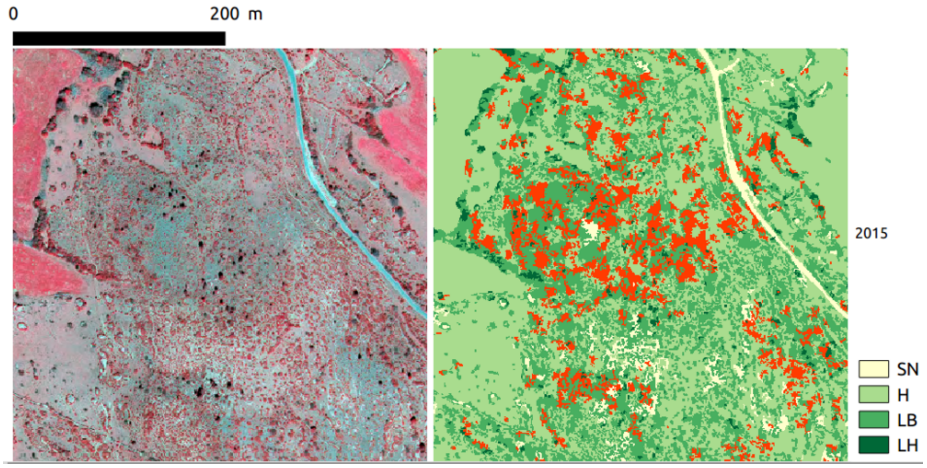


Figure B.11 Exemple d'une zone avec des erreurs de commission pour la classe ombre la classification des images 2015. Image aérienne à gauche et classification à droite, avec les ombres apparaissant en rouge.

4.2 Résultats de la méthode FOTO

4.2.1 Corrélation entre Axe et fréquence

La Figure B.12 illustre les corrélations entre les axes issus de l'ACP après rotation et les fréquences spatiales. Comme pour les chapitres 4 et 6, le premier axe exprime bien un gradient entre les basses fréquences et les hautes fréquences et le deuxième axe exprime bien une dominance des très hautes fréquences. En revanche, les fréquences intermédiaires montrent une légère corrélation positive avec le deuxième axe contrairement aux résultats présentés dans les chapitres précédents où ces fréquences étaient légèrement corrélées négativement. Ce résultat illustre la nécessité de tester la stabilité des gradients de textures dans différents milieux naturels.

4.2.2 Position des fenêtres dans le plan factoriel

La Figure B.13 présente la position de chaque fenêtre dans le plan factoriel pour chaque causse. De manière générale, la distribution des fenêtres dans le plan factoriel est similaire pour chaque zone. On observe toutefois quelques différences entre les causses. Une des principales différences est identifiée par les cercles noir et rouge sur la figure B.13. Il n'y a aucunes fenêtres situées dans le cercle noir pour le causse du Larzac Figure B.13.c, et inversement aucunes fenêtres situées dans le cercle rouge pour les causses de Campestre Figure B.13.b et de Blandas Figure B.13.a.

Deux hypothèses peuvent expliquer cette différence de localisation dans le plan factoriel :

1. il existe des motifs spécifiques des causses de Blandas et de Campestre qui ne sont pas présents dans le causse du Larzac;

2. les différences des caractéristiques techniques des différentes images (condition d'illumination, angle d'acquisition, égalisation radiométrique) entre les trois causses impacte la caractérisation des motifs obtenue avec la méthode FOTO.

Afin d'étudier ces hypothèses, 50 fenêtres sélectionnées aléatoirement dans les zones identifiées par un cercle noir et un cercle rouge sont affichées dans les figures B.14 et B.15. La grande majorité des fenêtres sélectionnées correspond à l'alternance de parcelles agricoles pour les deux causses alors même qu'elles n'ont pas la même position dans le plan factoriel. L'analyse visuelle de ces fenêtres ne permet pas de conclure quand l'origine de leur différence de position et il est donc possible que cette différence soit liée aux caractéristiques des images de chaque zone. Ce résultat illustre la nécessité d'étudier l'influence des caractéristiques instrumentales associées aux images sur la caractérisation de la texture avec la méthode FOTO.

4.2.3 Carte de la structure de la végétation

La Figure B.16 montre les carte des indices de texture et du NDVI moyen en composition colorée (R = Axe 1, V = NDVI moyen, B = Axe 2). Sans entrer dans le détail d'une analyse de la structure de la végétation de chacun des causses, cette figure illustre deux limites liées à l'utilisation de la BD ORTHO IRC sur de larges zones.

La première est le changement de couleur nette observable au nord nord-est du causse du Larzac (Figure B.16.c) et qui correspond à la différence de contraste identifiée précédemment dans la Figure B.3. Cela montre que :

- il existe des hétérogénéités de radiométrie au sein des images de la BD ORTHO IRC d'un même département ;
- ces hétérogénéités entraînent des variations des indices de texture calculés avec la méthode FOTO qui ne sont pas dues à des variations de la structure de la végétation.

La deuxième chose remarquable dans cette figure est la relative absence de couleur rouge dans les causses de Blandas et Campestre (Figure B.16.a et b) en comparaison du causse du Larzac qui présente des zones caractérisés par cette couleur rouge[5]. À l'inverse, il est possible de faire le même constat avec la couleur fushia qui est relativement absente du causse du Larzac et très présente sur les deux autres causses.

Une analyse plus détaillée de la relation entre indices de texture et structure de la végétation est nécessaire pour déterminer si la distribution des valeurs des indices de textures est liée à des caractéristiques différentes des images utilisées pour chaque causse ou bien si la structure de la végétation est réellement différentes sur ces causses. Dans tous les cas, ces résultats confirment la nécessité d'étudier plus en détails l'influence des caractéristiques techniques des images de la BD ORTHO IRC sur les résultats de la méthode FOTO.

[5] couleur rouge = forte valeur dans l'axe 1 = contenu en hautes fréquences spatiales élevé.

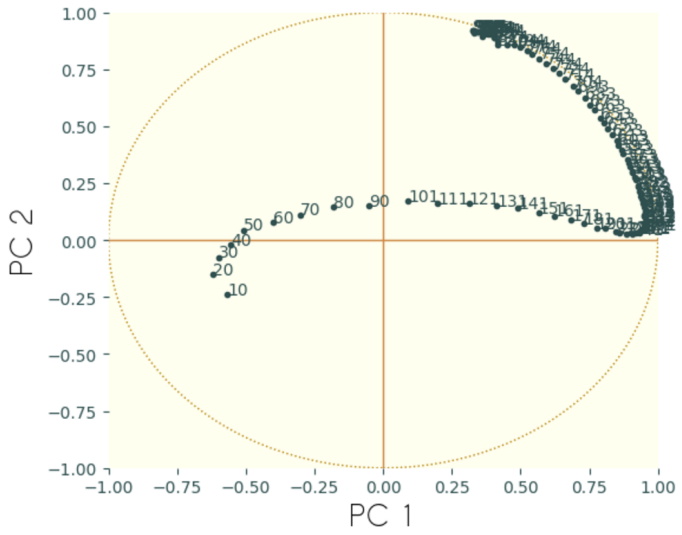


Figure B.12 Corrélations entre les fréquences spatiales (en km^{-1}) et les deux premiers axes de l'ACP après rotation (noté ici PC1 et PC2).

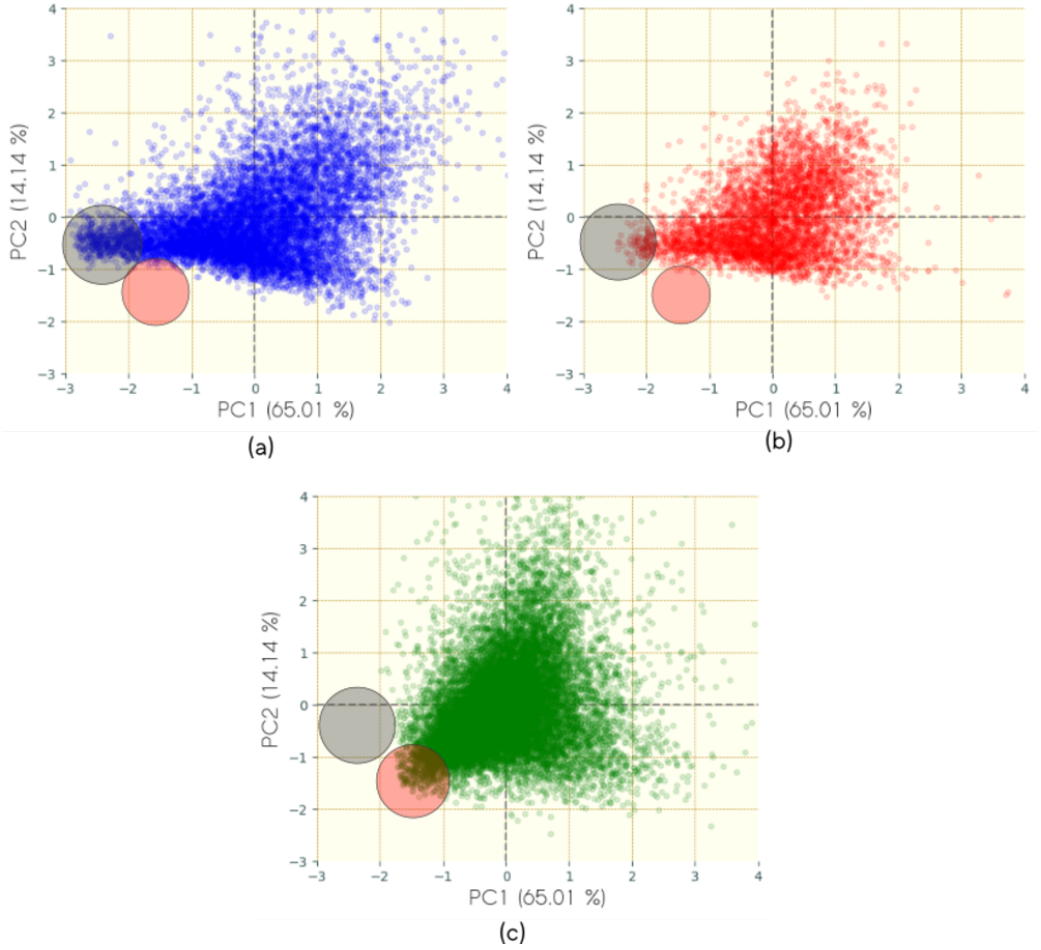


Figure B.13 Position des fenêtres dans le plan factoriel composé des deux premiers axes de l'ACP après rotation pour (**a**) le causse de Blandas, (**b**) le causse de Campestre et (**c**) le causse du Larzac. Le cercle en noir illustre des différences de distribution des fenêtre selon le causse considéré.

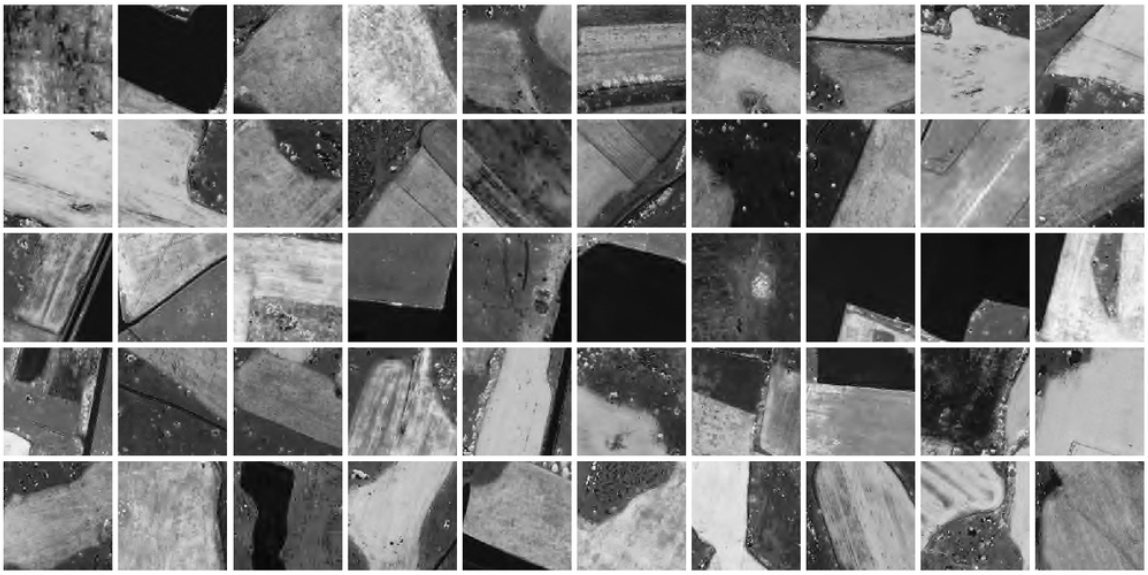


Figure B.14 Exemple de 50 fenêtres sélectionnées aléatoirement dans la zone identifiée par un cercle noir pour le causse de Blandas dans la FigureB.13.a.

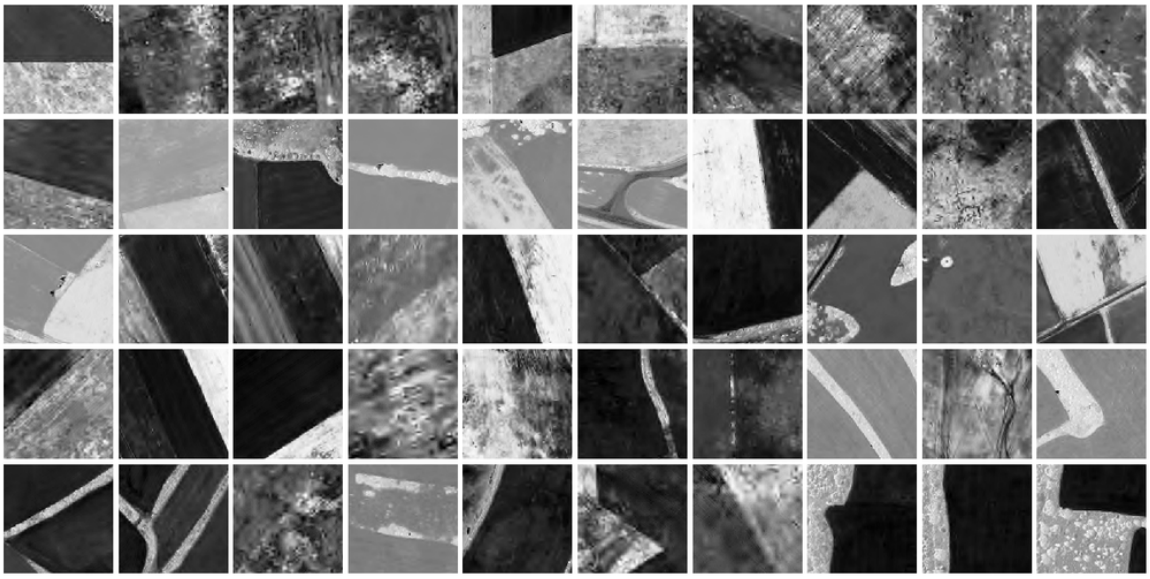


Figure B.15 Exemple de 50 fenêtres sélectionnées aléatoirement dans la zone identifiée par un cercle rouge pour le causse du Larzac dans la FigureB.13.c.

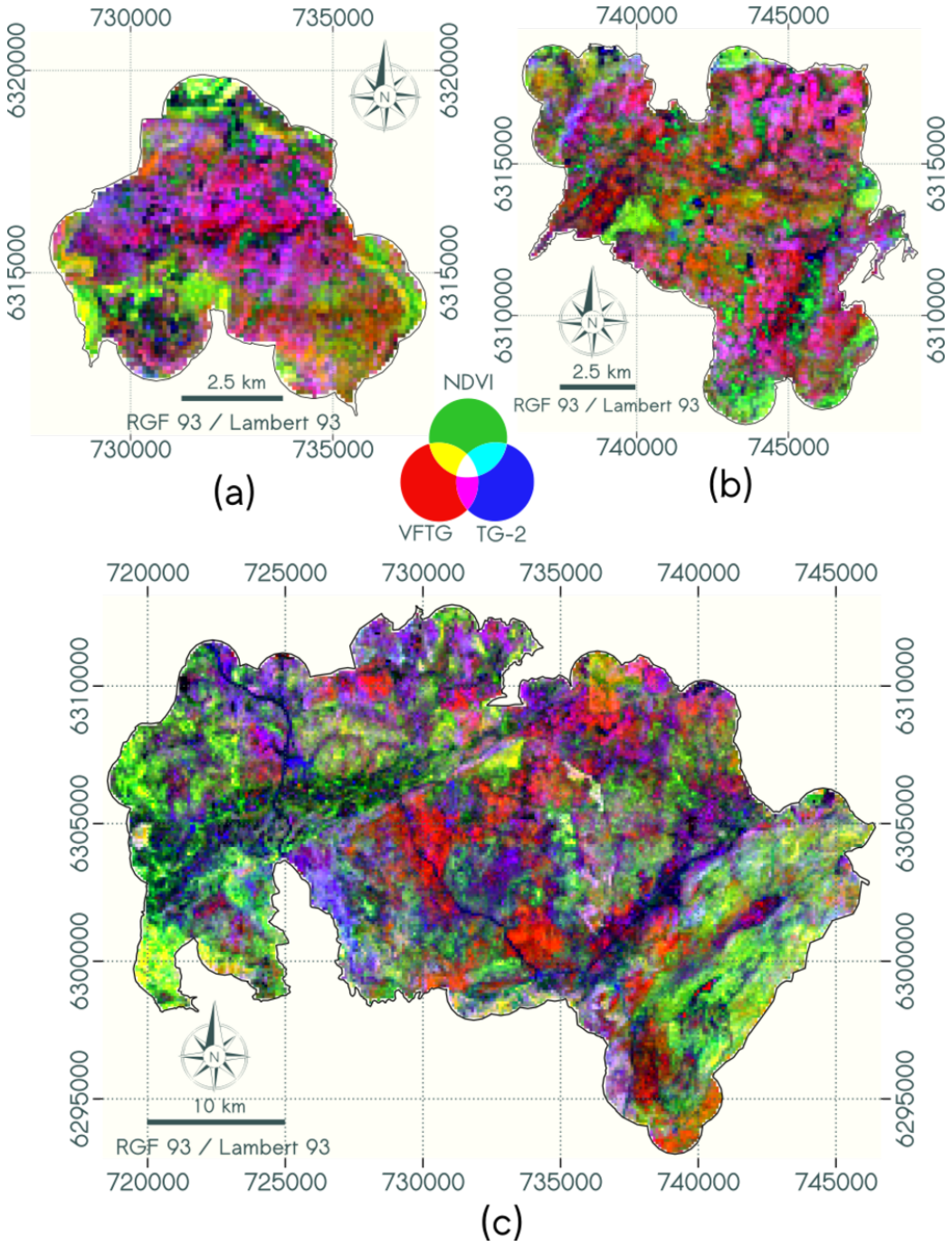


Figure B.16 Carte des indices de texture et du NDVI moyen en composition colorée (R = Axe 1, V = NDVI moyen, B = Axe 2) pour (**a**) le causse de Campestre, (**b**) le causse de Blandas et (**c**) le Causse du Larzac.

ANNEXE B

ANNEXE C

Article EBVs

ANNEXE C

Received: 1 March 2018 | Accepted: 15 May 2018

DOI: 10.1111/2041-210X.13033

IMPROVING BIODIVERSITY MONITORING USING SATELLITE REMOTE SENSING

Methods in Ecology and Evolution BRITISH ECOLOGICAL SOCIETY

A generic remote sensing approach to derive operational essential biodiversity variables (EBVs) for conservation planning

Samuel Alleaume[1] | Pauline Dusseux[2] | Vincent Thierion[3] | Loïc Commagnac[4] | Sylvio Laventure[1] | Marc Lang[1] | Jean-Baptiste Féret[1] | Laurence Hubert-Moy[2] | Sandra Luque[1]

[1]TETIS, Irstea, AgroParisTech, CIRAD, CNRS, University of Montpellier, Montpellier, France

[2]Université Rennes 2, CNRS, UMR LETG, Rennes, France

[3]INRA – Institut National de la Recherche Agronomique, Dynafor, Toulouse, France

[4]Forest Ecology Unit, IGN Institut National de l'Information Géographique et forestière, Paris, France

Correspondence
Sandra Luque, TETIS, Irstea, AgroParisTech, CIRAD, CNRS, University of Montpellier, Montpellier, France.
Email: sandra.luque@irstea.fr

Funding information
French Ministry of EcologySustainable Development and Energy (MEDDE), Grant/Award Number: Carhab project

Handling Editor: Petteri Vihervaara

Abstract

1. The open access availability of satellite images from new sensors characterized by various spatial and temporal resolutions provides new challenges and possibilities for biodiversity conservation. Methodologies aiming at characterizing vegetation type, phenology, and function can now benefit from metric spatial resolution imagery combined with an improved revisit capability. Here, we test hybrid methods and data fusion, using very high spatial resolution (VHSR) sensors in different complex landscapes encompassing three French biogeographical regions.
2. The methodological approach presented herein has a generic value in response to national conservation targets based on the concept of essential biodiversity variables accessed by remote sensing (RS-enabled EBVs). We focused on deriving five RS-enabled EBVs from natural and seminatural open ecosystems: (1) ecosystem distribution, (2) land cover, (3) heterogeneity, (4) primary productivity and (5) vegetation phenology. The challenge was to develop a method that would be technically feasible, economically viable, and sustainable in time.
3. We demonstrated that it is possible to derive key parameters required to develop a set of EBVs from remote sensing (RS) data. The combined use of remote sensing data sources with various spatial, temporal, and spectral resolutions is essential to obtain different indicators of natural habitats.
4. One major current challenge for an improved contribution of RS to conservation is to strengthen multiple collaborative frameworks among remote sensing scientists, conservation biologists, and ecologists in order to increase the efficiency of methodological exchange and draw benefits for successful conservation planning strategies.

KEYWORDS
biodiversity indicators, biodiversity monitoring, CBD, conservation planning, data fusion, remote sensing, RS-enabled EBVs, vegetation mapping

 © 2018 The Authors. Methods in Ecology and Evolution © 2018 British Ecological Society

1 | INTRODUCTION

Global biodiversity is currently undergoing a major crisis, resulting in the degradation of ecosystems, their functions in the living system and thus the services they render to humanity (Díaz, Fargione, Chapin, & Tilman, 2006; Hooper et al., 2012; Tilman, Reich, & Isbell, 2012). Operational monitoring systems providing information about changes in ecosystems at local, regional, and global scales are urgently needed to contribute to the efficient implementation of public and international policies dedicated to conservation planning (Vihervaara et al., 2017). Significant challenges currently remain for global biodiversity conservation and ecological sustainability, to be able to assess progress towards achieving Aichi Targets (UN Convention on Biological Diversity [CBD]) and SDGs (Sustainable Development Goals identified by the UN 2030 Agenda for Sustainable Development), from regional to global scale. These include finding mechanisms to fill known data gaps and working towards standardization to make data available and accessible (Amano, Lamming, & Sutherland, 2016; Kissling et al., 2018; Meyer, Kreft, Guralnick, & Jetz, 2015; Reichman, Jones, & Schildhauer, 2011; Skidmore et al., 2015) for monitoring and reporting.

At the community and public policy level, commitments are moving towards the implementation of national programmes requiring various types of information about the actual or potential distribution and occupancy areas of natural habitats, their heritage value and the associated ecosystem functioning (EEA, 2014). Yet, the high number of existing indicators proposed to monitor biodiversity changes and the lack of evidence-based relevance of many of them makes global observation systems extremely complex to implement and potentially inefficient if state variables are not defined first. The concept of essential biodiversity variables (EBVs) was designed to help structure biodiversity monitoring globally, and to harmonize and standardize biodiversity data from disparate sources to capture a minimum set of critical variables required to study, report, and manage biodiversity change (GEOBON, 2015; Pereira et al., 2013). These EBVs correspond to state variables that can be measured reliably to contribute to studies, reporting, and management of biodiversity change (O'Connor et al., 2015; Pereira et al., 2013). However, large-scale biodiversity monitoring foreseen in the EBV framework would be strongly limited if based solely on ground observations. Therefore, the use of remotely sensed earth observation (EO) data is regarded as a crucial operational strategy to tackle shortcomings for biodiversity and conservation, providing reliable technical solutions. As an example, EO data is considered by European Union Member States as an important resource to help them meet the obligations of the Habitats Directive (Lengyel et al., 2008; Vanden Borre et al., 2011; Lucas et al., 2011).

The increasing availability of open access satellite images provides enhanced possibilities with frequent revisit times, high/very high spatial resolution and multispectral information, but also opens up new challenges in terms of processing and software needs for biodiversity and conservation activities (Corbane et al., 2015; He et al., 2015; Lang, Mairota, Pernkopf, & Schioppa, 2015; Pettorelli et al., 2014; Rocchini, Hernandez-Stefanoni, & He, 2015). Multitemporal remote sensing (RS) observations are particularly relevant to automatically quantify habitat loss, degradation, and fragmentation. They also help to optimize field data collection by focusing on relevant sites, with dramatically improved cost-effectiveness ratios (Vanden Borre et al., 2011).

Ten candidate variables derived from space-based remote sensing have been recently identified, known as remotely sensed EBVs (RS-EBVs) or now more commonly "RS-enabled EBVs" (Paganini, Leidner, Geller, Turner, & Wegmann, 2016; Pettorelli, Wegmann, et al., 2016; Skidmore et al., 2015). Here, we take advantage of multiple RS data sources offering complementary spatial resolutions and revisit capabilities to focus on five candidate EBVs taken from natural and seminatural open ecosystems (i.e., excluding closed forest, urban, and agricultural areas). Focusing on this classification of RS-enabled EBVs, we present a generic method to derive indicators based on: (1) ecosystem distribution, (2) land cover, (3) heterogeneity, (4) primary productivity and (5) vegetation phenology. The approach here is intended to be operational, allowing straightforward implementation for monitoring to support the strategic plan for indicators under the CBD 2020 targets. We then tested an approach using RS-enabled EBVs, considering three different biogeographical regions representative of the French territory: Alpine, Atlantic and Mediterranean regions.

The challenge is then to use the EBV framework in combination with multiple sensors to provide operational indicators that can support assessment towards achieving policy requirements based on conservation needs under the demands of the Aichi Targets and SDGs.

2 | MATERIALS

2.1 | Policy context

This research is a fundamental part of the French terrestrial vegetation mapping initiative (known as CarHAB, "Cartographie nationale des végétations terrestres"). This national programme is funded by the French Ministry of the Environment and aims to map natural habitats across the whole French territory. The programme was developed as part of the national strategy for biodiversity 2020 considered as a primary objective by the French government. Yet, only 27% of natural and seminatural territories of Metropolitan France had been mapped by 2014, and efforts to provide harmonized typologies and appropriate scales were judged insufficient (EEA, 2014). The French Ministry of the Environment initiated the CarHAB project in order to increase detailed information on the characterization and spatial distribution of natural and seminatural habitats while deriving the indicators required. The overall objective of the programme is to improve knowledge of natural habitats, while meeting community commitments and sectoral policies related to natural and seminatural habitats.

2.2 | Study areas

Four different biogeographical regions are defined in France according to the Habitats Directive (92/43/EEC): Alpine, Atlantic, Mediterranean, and Continental regions (Figure 1). In this study,

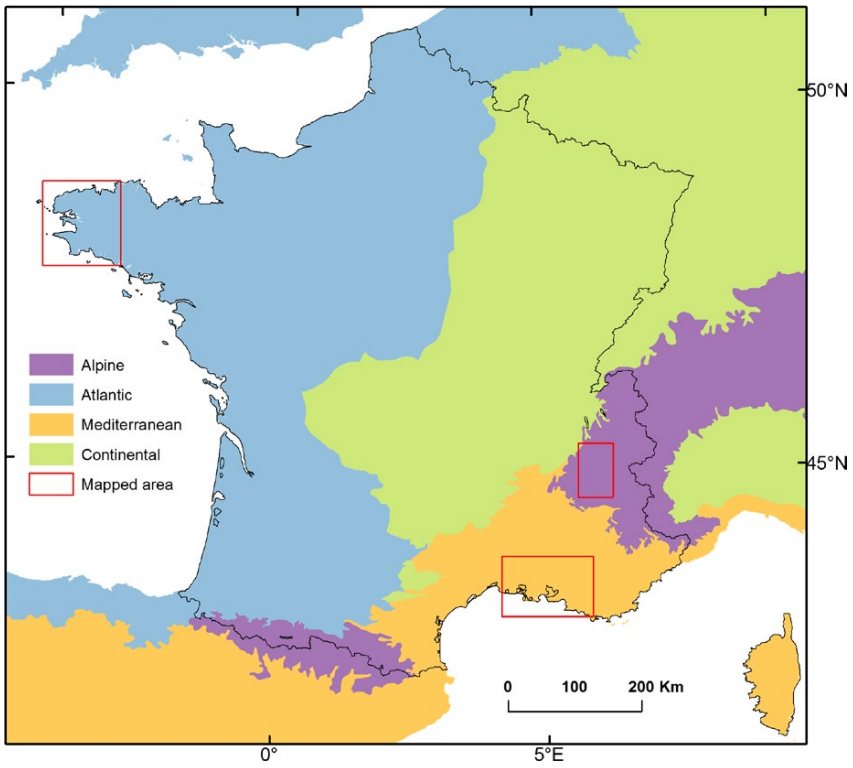


FIGURE 1 Mapped areas over the biogeographical regions as defined in the Habitats Directive (92/43/EEC). The mapped areas, outlined in red, correspond, from West to East, to the following sites: Finistère (Atlantic), Bouche-du-Rhone (Mediterranean) and Alpine Isere (Alpine). (Source: European Environmental Agency, www.eea.europa.eu/data-and-maps/data/biogeographical-regions-europe-3)

in order to provide a good testing ground, we focused on the first three, and identified one representative testing site for each region. A detailed description of the characteristics of these three regions is provided in Figure 1 and Table 1.

2.3 | Spatial database

We combined thematic vector layers with various types of RS data acquired with passive optical sensors and differing by their spatial and spectral resolution and revisiting time. This combination of data sources aims at providing proxies for candidate EBVs concerning ecosystem structure (ecosystem distribution, land cover, heterogeneity) and ecosystem function (phenology and primary productivity). The data used in our study are described hereafter.

2.3.1 | Very high spatial resolution images

The very high spatial resolution (VHSR) images used were colour infrared (CIR) airborne imagery with a 0.5 meter resolution, acquired by the French National Institute of Geographic and Forest Information (Institut National de l'Information Géographique et Forestière [IGN]) and gathered in the raster database *BDORTHO®IRC*. The first full coverage of the French metropolitan territory was achieved in 2010 and the database has been maintained since then (new images are acquired every 3 years). This database was created in order to help in the geometrical and physical description of the surface of the French territory and land cover. Images are provided after geometrical rectification, delivered in French projection Lambert 93. A radiometric correction is systematically performed by IGN before distribution of the data in order to reduce the effect of changing illumination.

2.3.2 | High spatial resolution satellite images (HSR)

We used Landsat-8 images provided by the USGS/NASA Landsat Program, and processed by the Theia Land Data Centre in France (https://www.theia-land.fr/en). The preprocessing includes atmospheric and slope correction and cloud masking (Hagolle, Huc, Pascual, & Dedieu, 2015). The delivered image products correspond to surface reflectance corrected for atmospheric and environmental effects, including seven bands: Ultra Blue (coastal/aerosol), blue, green, red, near infrared (NIR), shortwave infrared 1 (SWIR1) and shortwave infrared 2 (SWIR2).

2.3.3 | Moderate spatial resolution satellite images (MSR)

We used MODIS level 1B image time series acquired from March 2000 to 2012, downloaded from the NASA LAADS website (https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/) (Level-1 and Atmosphere Archive & Distribution System), to study vegetation phenology. The images were processed to provide 10-day atmospherically corrected composite images at 250 m spatial resolution. First, the images were georeferenced and atmospherically corrected using the 6S model and aerosol characteristics derived from MODIS images, and clouds, and cloud shadows were screened out. Then, time series were

TABLE 1 Characteristics of the Atlantic, Alpine and Mediterranean biogeographical regions

Atlantic

Mapped area: 6,720 km^2

Topography: Hilly ranges and uplands or large and relatively flat and low-lying plains

Pedology: Soils are uniform with a well-developed humus content

Climate: Oceanic with mild winters, cool summers, prevailing western winds and moderate rainfall throughout the year. The differences in temperature between summer and winter are small, the annual temperature range is 16°C

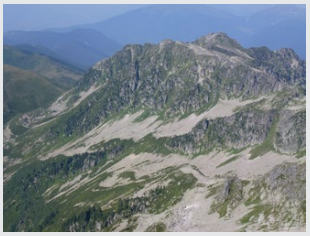
Vegetation:

Extensive grasslands and pastures dominated by *Poa*, *Festuca capratensis*, *Dactylis glomerata* and *Lolium perenne*

Wet shrublands dominated by *Erica ciliaris* and *tetralix*; dry shrublands dominated by *Erica vagans*

Deciduous forests dominated by *Quercus petraea*, *Quercus robur* and *Fagus sylvatica;* planted conifers dominated by *Pinus nigra* and *Pinus maritima*

Alpine



Mapped area: 1,140 km^2

Topography: Mountainous area with altitudes ranging from 1,000 to 3,000 m asl

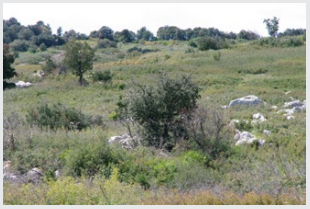
Pedology: Acidic soils influenced by crystalline substrate with heterogeneous soil depth depending on topographic position

Climate: Degraded oceanic climate at lower altitude and western slopes. Steep southern slopes with positive heat balances while higher altitudes are characterized by long snow cover duration and windy conditions

Vegetation:

High-diversity of acidophilus vegetation (depending on topographic position from aero-hygrophilous to thermophilic species). The vegetation is thus dominated by alpine grasslands, moors and mineral habitats (screes).

Mediterranean



Mapped area: 5,250 km^2

Topography: Mostly hilly with some lowlands around rivers

Pedology: Soils are dominated by calcareous or marly substrates

Climate: Monthly average temperatures between 6.6°C (January) and 22.8°C (July)

Annual water precipitation from 300 to 800 mm. Summers are hot and dry, winters are mild and humid

Vegetation:

Xeric grassland: herbaceous strata dominated by *Brachypodium ramosum*

Garrigues: low and dense shrubland dominated by *Rosmarinus officinalis*, *Juniperus oxycedrus* or *Quercus coccifera*

Mediterranean forest: successional gradient of *Pinus halepensis*,*Quercus ilex* and *Quercus pubescens*

TABLE 2 Summary of available remote sensing data

Type of image	CIR	Spot-6	Landsat8	MODIS
Spatial resolution (m)	0.5	1.5/6	30	250
Spectral bands exploited	3	4	7	7
Biophysical products	NA	NA	NA	LAI/fCOVER/fAPAR
Spectral products	NA	NDVI	NDVI	NDVI
Radiometric resolution	8 bits	16 bits	16 bits	12 bits
Temporal frequency	3 years	On-demand	16 days	1 days

reconstructed, cloudy data and missing observations were replaced, using Kohonen self-organizing maps and by randomly selecting temporal signatures without missing observations. Finally, the time series were linearly interpolated to obtain observations every 10 days. The resulting MODIS product shares the same spectral characteristics as Landsat-8, with a 250 m spatial resolution instead of 30 m for Landsat-8. Biophysical variables (LAI, fCOVER and fAPAR) were estimated from these data using the PROSAIL radiative transfer model (Jacquemoud et al., 2009; Verhoef, Jia, Xiao, & Su, 2007). The preprocessing steps and the application of the radiative transfer model are described in Lecerf et al. (2008) (Table 2).

2.3.4 | Thematic vector layers

We used national scale thematic vector layers provided by IGN in order to mask irrelevant surfaces from satellite images. Buildings, transport infrastructures and water surfaces were extracted from the TOPO® Database. Closed forests were extracted from the Forest Database. We also used the "Registre Parcellaire Graphique" (RPG) that is part of the European land parcel identification system (LPIS), provided by the French Agency for services and payment. This is a land parcel identification and spatial information system for agricultural subsidies management. The RPG register represents the vector support for the annual declaration of land parcels under the common agricultural policy (CAP) based on 20 classes. This information is particularly useful to define crop land cover, and it was used for training and validation sites in order to distinguish seminatural areas from crops.

3 | METHODS

To achieve our aim of developing a cost-effective and replicable methodology over large areas, we used a combination of basic image processing methods, as mentioned above, to extract relevant information from different RS data. The methodology combines several different approaches: segmentation, classification, textural analysis, and time-series analysis. Physiognomic mapping of natural vegetation was performed from a combination of individual VHSR images and HSR/MSR time series images (annual and interannual temporal series) (Figure 2). We included airborne CIR orthophoto images as the only source of VHSR images. However, the generic framework proposed in Figure 2 can also take advantage of satellite data such as Pleiades or SPOT6 & 7 images acquired at metric spatial resolution. Similarly, for HSR time series, Sentinel-2 can be used instead of Landsat-8 images. MODIS data were used as MSR time series.

The first step of this methodology consisted in the segmentation of VHSR images in order to delineate surfaces characterized by homogeneous vegetation. Various statistical metrics could then be computed from each segment, using an object-oriented and hierarchical approach. Next, seminatural vegetation and anthropogenic vegetation (crops) were discriminated based on HSR image time series analysis. Ecosystem structure was then characterized applying an object-based textural analysis based on three levels of density: grassland, open shrubs, and dense shrubs. At the end, using a combination of HSR and MSR time series, we characterized the phenology and productivity of grassland. Each stage of the methodology was validated quantitatively and qualitatively based on field work and expert validation done by ecologists and botanists. In particular inputs from field experts from the National Botanical Conservatory, in charge of the inventories for the different regions were vital to improve the quality of the ground truth.

3.1 | Automated habitat delineation using image segmentation

Segmentation aims to divide a VHSR image into spectrally homogeneous regions, and prepares for object-based analysis (Blaschke, 2010). Here, we segmented the infrared channel of CIR images at three different levels using the PYRAM multiscale algorithm (Guigues, Cocquerez, & Le Men, 2006). This algorithm requires preliminary parameter optimization which is landscape-dependent. It was therefore manually performed by an operator. In the context of this project, the segmentation process was implemented for large geographic areas (on the scale of French departments, i.e., covering about 10,000 km^2 on average). In the specific case of alpine ecosystems, a multilevel segmentation was employed to characterize the spatial complexity of this territory (Thierion et al., 2014). Various statistical metrics can be computed based on the objects obtained from the segmentation, applied on VHSR, HSR, and MSR images. These metrics are then used to extract RS-enabled EBVs.

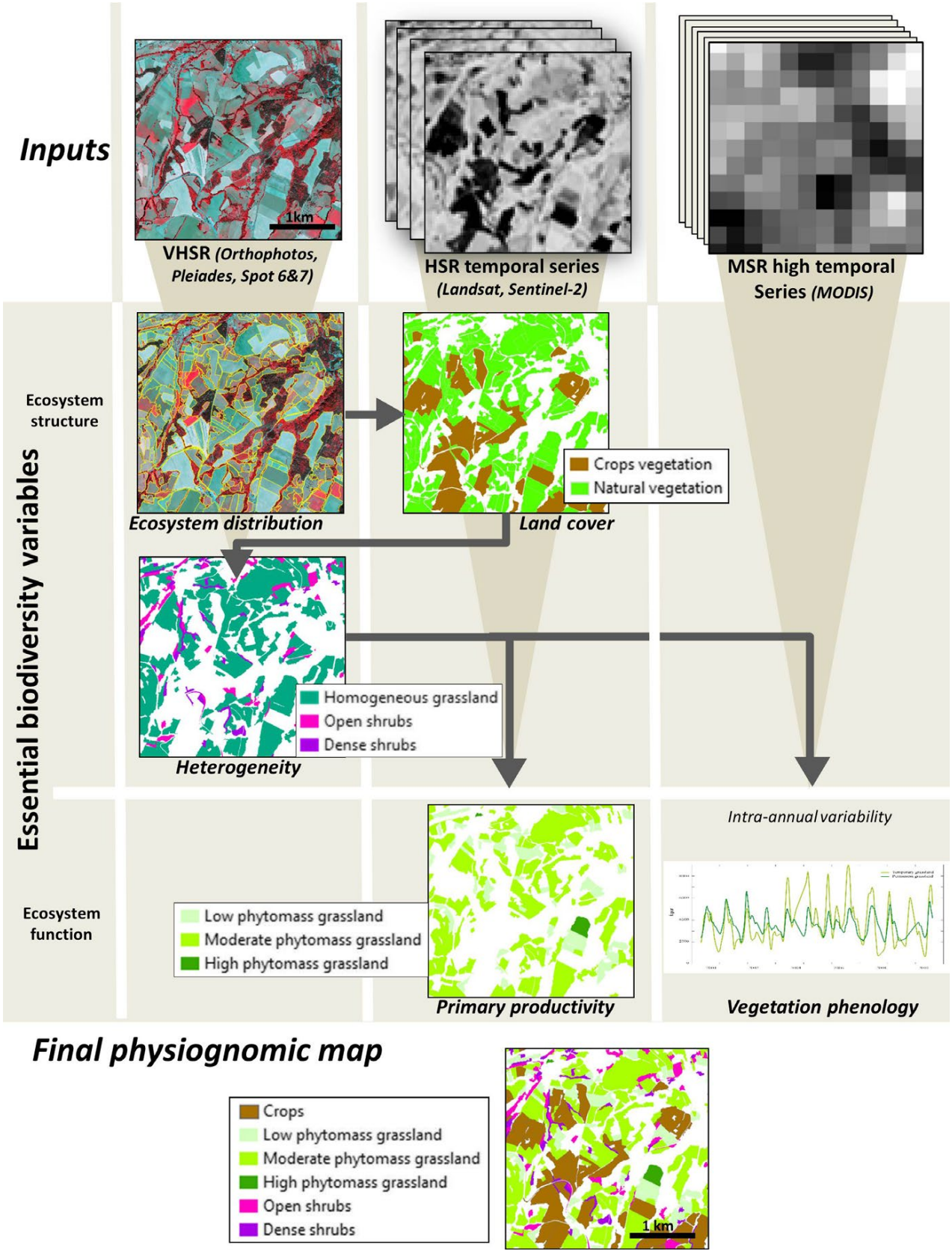


FIGURE 2 Global methodology to define essential biodiversity variables (based on Skidmore et al., 2015)

3.2 | Description of ecosystem structure

In order to distinguish seminatural vegetation from other vegetated land cover types such as crops, we classified the normalized difference vegetation index (NDVI) annual series derived from Landsat-8 images using a supervised approach. NDVI (Rouse, Haas, Schell, & Deering, 1973) is a spectral index designed to evidence photosynthetic activity from a surface, taking advantage of the strong contrast in vegetation reflectance observed between the red spectral domain where chlorophyll strongly absorbs, leading to low reflectance values, and the NIR spectral domain where no chemical constituent absorbs, leading to high reflectance values. Therefore, NDVI can be computed from two spectral bands only, following Equation (1):

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\rho_{\mathrm{NIR}} - \rho_{\mathrm{Red}}}{\rho_{\mathrm{NIR}} + \rho_{\mathrm{Red}}}, \quad (1)$$

where ρ_{NIR} is the near infrared band reflectance and ρ_{Red} is the near red band reflectance.

NDVI time series derived from Landsat-8 images show a particular distinct dynamics when comparing crops with natural/seminatural areas: the crop production cycle leads to strong discontinuity in NDVI time series, as vegetation is regularly harvested, leaving bare soil, represented by an abrupt drop in NDVI, whereas natural and seminatural vegetation show smoother NDVI time series and no bare soil events, leading to a higher minimum NDVI ($\mathrm{NDVI}_{\mathrm{min}}$). Plowing is not performed at the same time of year depending on the crop. Therefore, it is critical to use a time series with frequent revisits to identify the diversity of crops for a given region. Lastly, we defined a threshold value of $\mathrm{NDVI}_{\mathrm{min}}$ in order to discriminate between crops (lower $\mathrm{NDVI}_{\mathrm{min}}$) and natural vegetation (higher $\mathrm{NDVI}_{\mathrm{min}}$). This threshold was calculated based on field information of vegetation types derived from the RPG layer.

Once the natural/seminatural vegetation map was produced, an object based textural analysis was combined with a supervised classification in order to refine the characterization of habitats in terms of structure. Several studies reported a good texture analysis capacity shown for the estimation of vegetation structures when applied to VHSR images (Franklin, Maudie, & Lavigne, 2001; Wood, Pidgeon, Radeloff, & Keuler, 2012), allowing herbaceous areas (grassland and lawn) to be distinguished from open woody strata and from dense woody strata. For each object defined during the image segmentation process, we computed a set of textural metrics, including Haralick indices and the structural feature set (SFS) from the Infra-red band of the CIR image. Haralick indices capture the textural heterogeneity in an image by measuring the spatial distribution of tonal variations ("gray level") within a band, in a defined direction and at a specific distance from its neighbouring pixels (Haralick, 1979; Park, Lawrence, Windham, Chen, & Chao, 2002). The SFS is a set of statistical measures used to extract information from direction-line histograms (Huang, Zhang, & Li, 2007). Both Haralick and SFS were computed using the Orfeo Toolbox (Inglada & Christophe, 2009). Haralick indices include seven different metrics, whereas SFS encompass six features. Once the texture indices had been computed, we used them as input features for a supervised classification based on the random forest (RF) algorithm (Breiman, 2001; Immitzer, Atzberger, & Koukal, 2012; Rodriguez-Galiano, Ghimire, Rogan, Chica-Olmo, & Rigol-Sanchez, 2012), in order to differentiate grassland, open shrubs and dense shrubs. The three classes were evaluated using training and validation samples defined based on photo-interpretation of the segmented VHSR image.

3.3 | Characterization of ecosystem functions

Finally, HSR and MSR image time series were used to obtain information about the productivity and phenology of open seminatural vegetation. HSR and MSR time series can be used to estimate herbaceous phytomass and annual primary biomass productivity (Rapinel et al., 2018). Time series, as afore mentioned, were used to discriminate between permanent grassland, temporary grassland, and grassland pastures. In order to define temporal metrics to obtain seasonality and phenology of vegetation time series of biophysical variables (LAI, fCOVER and fAPAR) and NDVI were computed from MODIS data and only time series of NDVI were computed from Landsat-8 data.The NDVI is not directly linked to biophysical properties, and its domain of validity is restricted to comparisons on a relative basis: besides surface properties, many factors influence the value of NDVI, including anisotropic effects (position of the sun and observer), and atmospheric conditions. Here, we used bottom of atmosphere (BOA) reflectance data, which minimized the effects due to nonsurface processes. Time series of leaf area index (LAI), the fraction of vegetation cover (fCOVER) and fraction of absorbed photosynthetically active radiation (fAPAR) products from MODIS were also used as indicators of the state and evolution of the vegetation cover (Jacquemoud et al., 2009). These variables were only derived from MODIS data as the radiative transfer model is widely validated for MODIS. We computed several metrics based on the time series of NDVI, LAI, fCOVER and fAPAR in order to describe vegetation phenology. These metrics include the annual integral (sum of the values of the series of indices), the annual relative range (difference between maximum and minimum of the indices divided by the annual integral) and the monthly values of the absolute maximum and minimum (M_{max}, V_{max}, M_{min}, V_{min} respectively) for the calculated indices (Figure 8). These metrics are biologically relevant as they provide information about vegetation phenology and ecosystem functioning (Pettorelli et al., 2005). As illustrated in section II.2, $\mathrm{NDVI}_{\mathrm{min}}$ allows the lower values of chlorophyll activities to be detected. Three levels of phytomass productivity can also be defined based on the distribution of $\mathrm{NDVI}_{\mathrm{max}}$: (1) low phytomass productivity corresponds to values lower than $\mu - \sigma$, (2) medium phytomass productivity corresponds to values between $\mu - \sigma$ and $\mu + \sigma$ and (3) high phytomass productivity corresponds to values higher than $\mu + \sigma$ where μ is the mean and σ is the standard deviation of $\mathrm{NDVI}_{\mathrm{max}}$ computed over an image.

4 | RESULTS

4.1 | Ecosystem structure

Following the classification proposed by Skidmore et al. (2015) as above mentioned, the ecosystem structure has been described

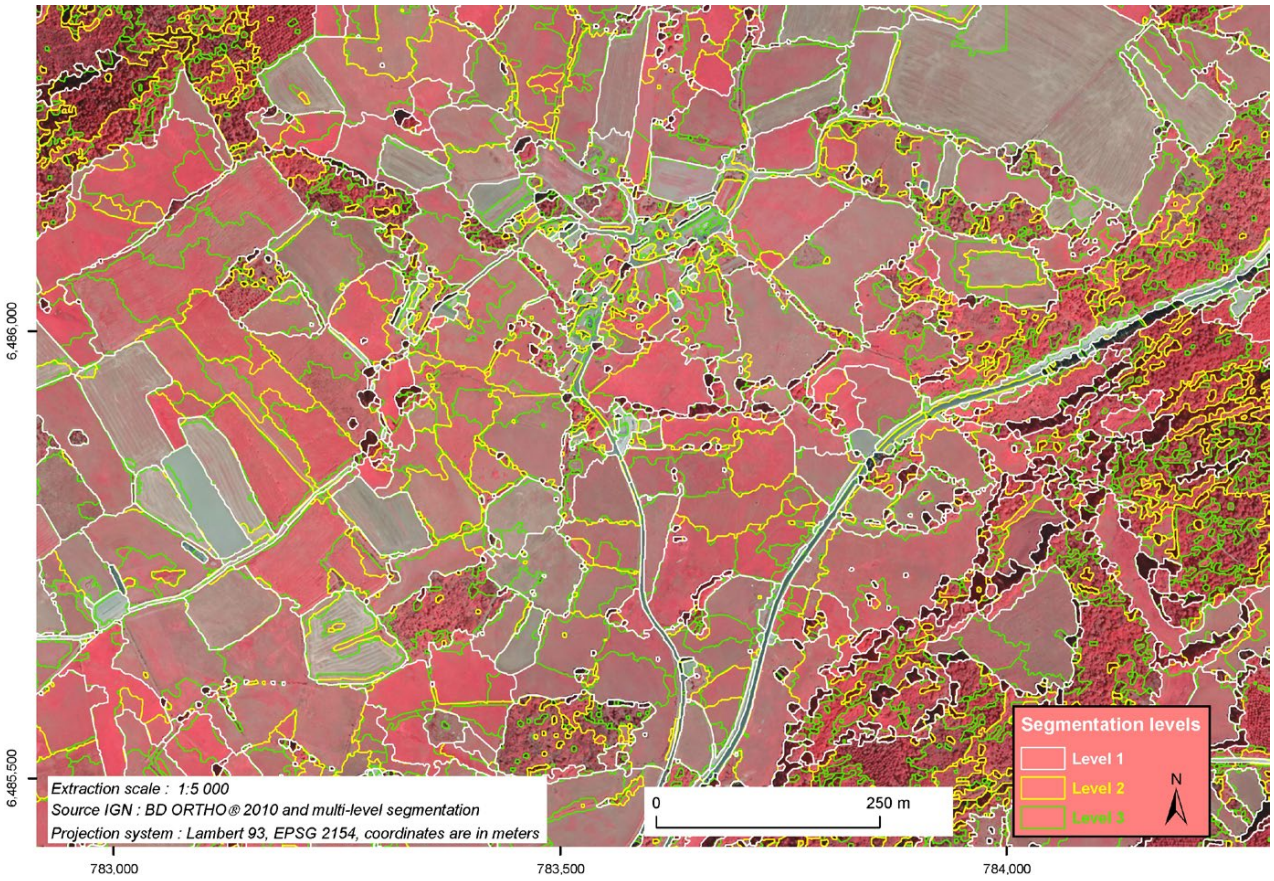


FIGURE 3 Multiscale segmentation: level 2 was chosen in the agricultural landscapes while level 3 was used in the complex landscape mosaics of the alpine region

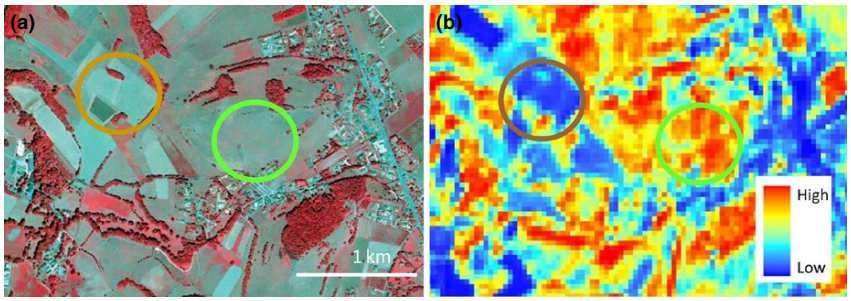


FIGURE 4 (a) Mono-date Very high spatial resolution images (VHSR) imagery (b) Multitemporal $NDVI_{min}$ differentiating natural grassland (green circle) from crops (brown circle)

through three RS-enabled EBVs: ecosystem distribution, land cover and vegetation heterogeneity. Indeed, the identification of homogeneous regions in terms of colours and textures supported the physiognomic-ecological delimitation of natural vegetation. We then computed three embedded levels of segmentation. Segments resulting from the very high resolution images became the spatial reference layer that makes it possible to identify and finely characterize homogeneous vegetation zones. The multi-scale level segmentation (Figure 3) allows the user to choose the most appropriate level of segmentation to describe the natural habitat. The choice could be different depending on the landscape mosaic characteristics imprint by the biogeographical region. In the alpine zone, a further segmentation level was used to compute measures referring to heterogeneity. Such an approach offered a good proxy to describe habitat composition and organization.

In agricultural landscapes, the RF classification, using the annual $NDVI_{min}$ derived from Landsat-8 images, showed high relevance in distinguishing seminatural vegetation (grassland and shrubland) from anthropogenic vegetation (crops) (Figure 4). Accuracy assessment for the classification was proven to be high (more than 90%) (Figure 6). Differentiating seminatural vegetation from crops was possible using a simple synthetic descriptor, such as the annual $NDVI_{min}$. This technique has the advantage of being very efficient

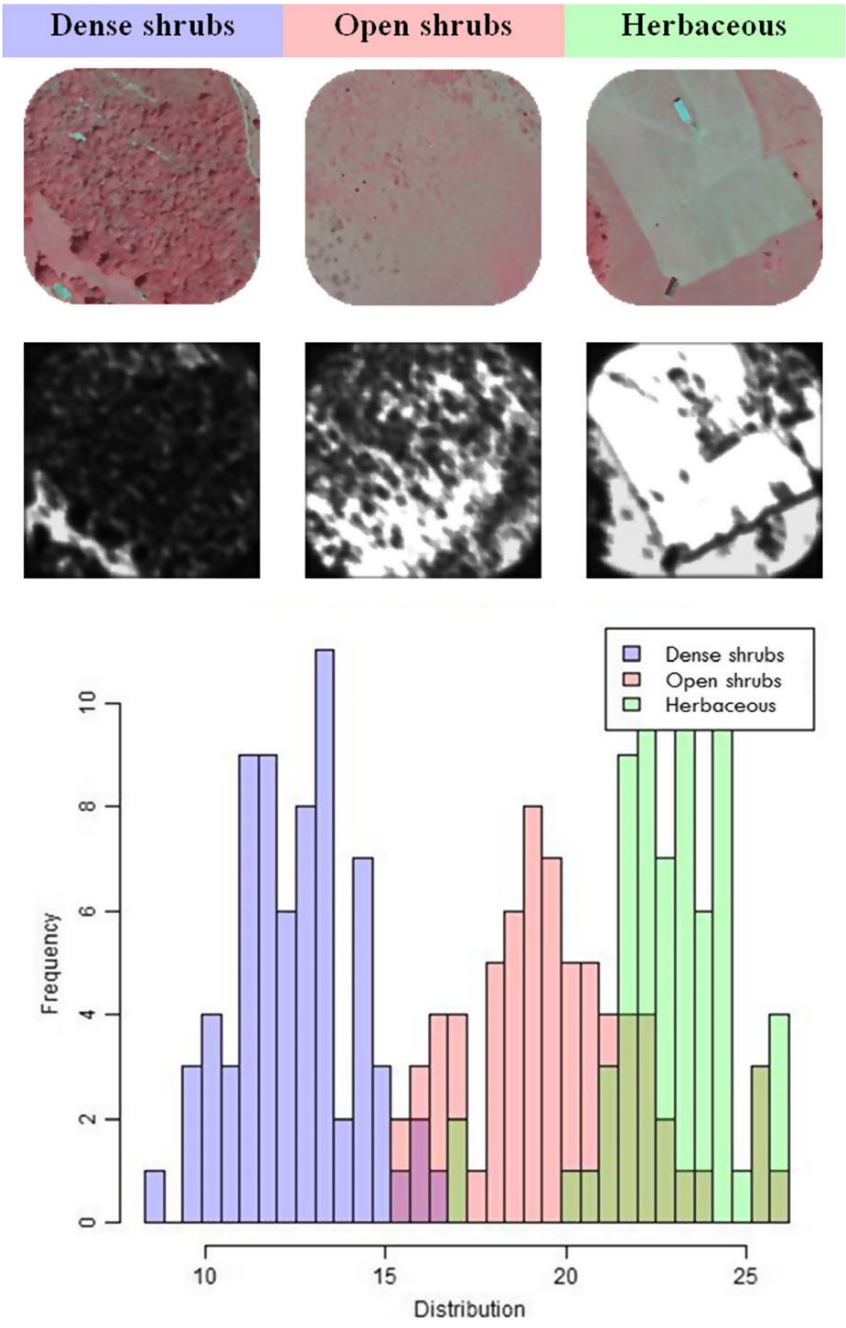


FIGURE 5 Texture analysis applied on THRS image to assess vegetation heterogeneity. Example of Haralick texture (long run emphasis) applied on orthophotography

and reproducible, allowing access to a first level of land cover. Thereafter, texture analysis led to the discrimination of textures for natural vegetation density and heterogeneity (Figure 5). Indeed, texture analysis was highly performant to distinguish herbaceous areas (grasslands and lawns) from woody strata, and also for discriminating shrubs density (Figures 5 and 6).

4.2 | Ecosystem function

The temporal analysis of the NDVI index, for a complete vegetative season based on high repeatability imagery, allowed the classification of primary biomass productivity in herbaceous environments using the integral annual series (Figure 7). In addition, the monthly values of the absolute maximum and minimum variables (M_{min}, V_{min}, M_{max}, V_{max} respectively) were good descriptors of vegetation phenology indicating the intra-annual distribution of vegetation growth periods.

Likewise, the annual relative range provided a description of the intra-annual variation of vegetation activity and was also used as an indicator of grassland historicity (Figure 8). The temporal profile of seasonal grasslands showed a high annual relative range, in particular between the years 2004 and 2007, meaning that the grassland

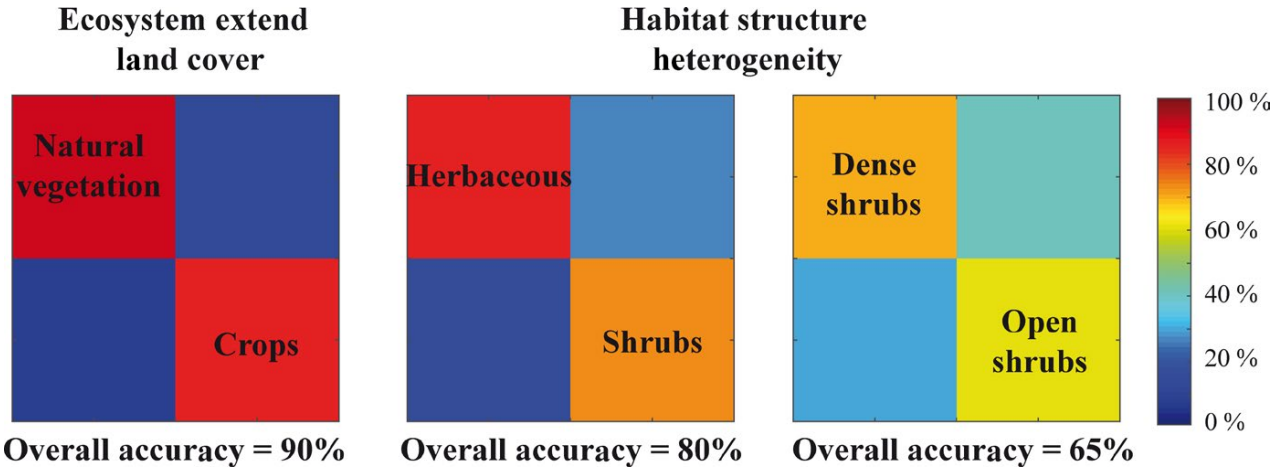


FIGURE 6 Confusion matrix (in %) for land cover and heterogeneity classification

was plowed for crops while the permanent grassland profile showed a similar annual relative range throughout the period.

4.3 | Physiognomic map

The methodological approach was proven efficient to produce the physiognomic map for the region (Figure 9). The map is a product derived from a multisource remote sensing image fusion, which could be applied to improve vegetation conservation planning in the region. The multisource data fusion technique used integrated remote sensing data with in situ observations. Comparative advantages were demonstrated, such as the provision of support from botanical conservatories for ground-based vegetation mapping. One of the main gains of this approach is the production of a generic remote sensing method that can be deployed over large areas (i.e., In this case at the level of French "departments"), in response to national demands. Furthermore, the method has been proven to be operational: technically feasible, economically viable and sustainable in time. More importantly, the delineation of vegetation accurately captures key habitats as tested by users, in particular botanical conservatories. This clearly represents exciting progress as compared to lower resolution remote sensing outputs. All in all, the accuracy obtained that was tested by experts in the field supports the interest and acceptance of remote sensing applications by practitioners, botanists, and ecologists.

5 | DISCUSSION

We demonstrated that it is possible to derive key parameters required to develop a set of proxies that could be used to define EBVs from remote sensing data. The coupling of remote sensing data sources with various spatial, temporal and spectral resolutions is essential to derive different descriptors of natural habitats. As stated in Skidmore et al. (2015); we focused here on deriving five RS-enabled EBVs that were proven to be operational and that can help to address conservation targets. In the light of the biodiversity crisis and working in a quickly changing world, *conservation* biologists often do not have the time or resources for widespread and detailed ecological surveys. Therefore support from remote sensing it has a paramount importance to improve field work and associated inventories. This work was oriented to provide a direct application for field practitioners; the segmentation of remote sensing images performed providing homogeneous polygons as a first step towards supporting the essential work that botanists perform in the field. The output maps produced from segmentation were tested by experts on the ground and found to be efficient to significantly reduce field work. Nonetheless, it is possible to go further by producing maps directly from image data or coupling them with other datasets and sources (Kissling et al., 2017; MNHN-EEA, 2014).

The growth of open satellite-image archives as highlighted in this paper is leading to state-of-the-art data products improving spatio-temporal scales of analysis. The recent arrival of the Sentinel-2 sensor is revolutionizing multitemporal approaches. Sentinel-2 provides images every 5 days with a spatial resolution of 10 m, thus offering new perspectives for temporal monitoring. The analysis of the changes acquired on a multiannual time scale makes it possible to differentiate the natural seasonal cycles from lower frequency changes or more abrupt, induced, one-off or continuous events. The changes detected over the long term reflect the history of disturbances such as fires, pollution and climatic hazards, but also allow us to follow the possible resilience (return to a steady state) as shown in the case of the temporality of grasslands.

The derived EBVs indicators were strongly associated with the physiognomy and in particular with heterogeneity of the vegetation matrix. Overall, they are good descriptors of the recovery rate of vegetation, biomass, phenological response variability, vegetation structure, and morphology. One of the strengths of the approach developed in the framework of this work is the generic character of the model. Indeed, we propose a sound, tested, cost-effective methodology that can be effectively applied to very different biogeographic regions.

Vertical vegetation structure is a key component of habitat quality for many species (Pettorelli et al., 2014). A good proxy approach

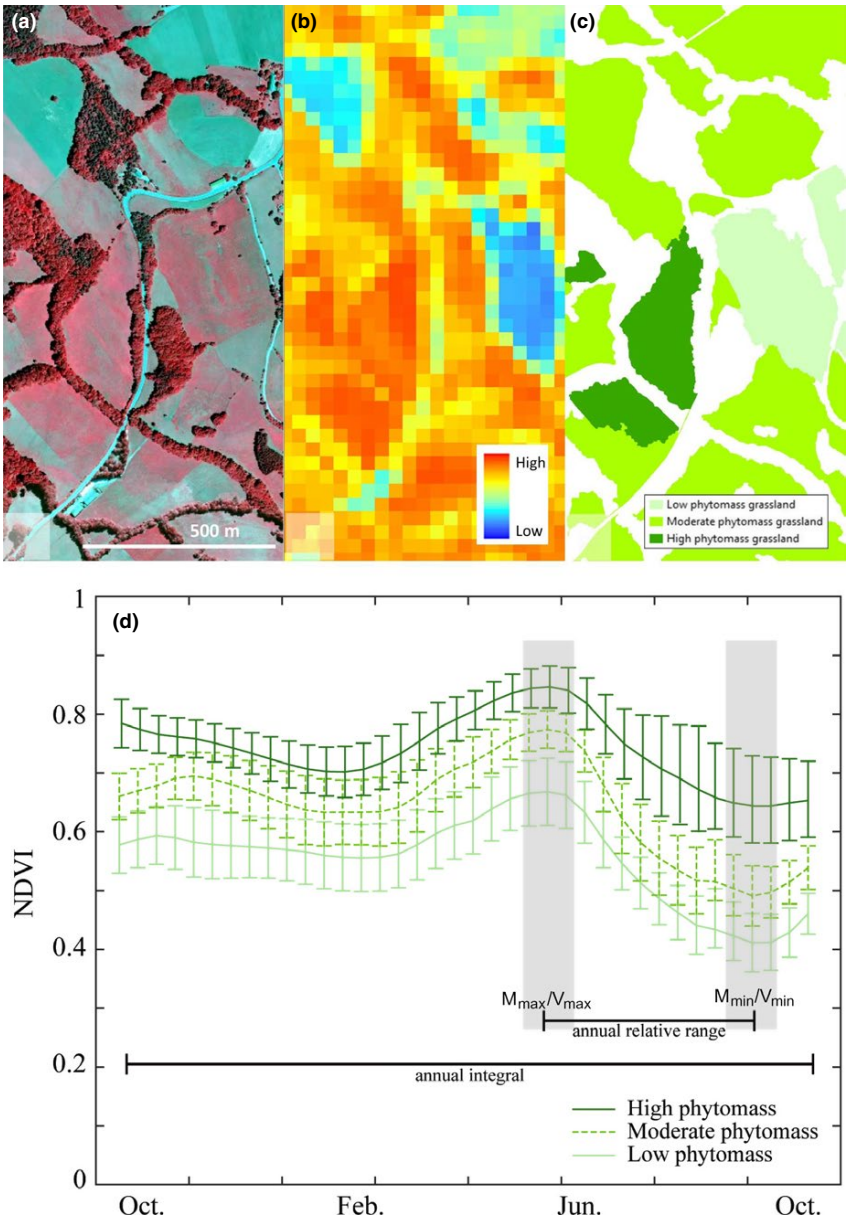


FIGURE 7 Illustration of the estimation of phytomass productivity of grasslands based on the maximum value of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) over an annual period: (a) Colour-Near Infrared Very high spatial resolution images (VHSR) imagery acquired over 2013, (b) corresponding maximum NDVI computed during 2015, (c) map of phytomass productivity derived from $NDVI_{max}$ after extraction of the elements corresponding to herbaceous vegetation, (d) Examples of intra-annual distribution of vegetation growth and temporal metrics used to describe vegetation phenology

for extracting the structure of vegetation is the analysis of the heterogeneity of natural habitats. Tuanmu and Jetz (2015) suggest that texture measurement from remote sensing imagery acquired at different points in time maybe a strong proxy to characterize biodiversity dynamics associated with habitat heterogeneity and its changes. Information associated with the texture derived from images of VHSR is particularly central because it can be used to observe significant variations according to species characteristics and scale (Corbane et al., 2015; Kim, Warner, Madden, & Atkinson, 2011). Indeed, in our study, this approach provided information on the habitat physiognomic characteristics and more specifically the horizontal distribution of the different strata: low strata (bare soils, herbaceous), medium strata (bushes), and upper strata (tree stratum). The distribution of strata indicates the successional level of the habitat, i.e., the dynamic stage (herbaceous, shrub, forest), which is associated with broad habitat types. In parallel, heterogeneity is a good indicator of the state of conservation of the natural environment insofar as it reveals the level of fragmentation. The very high resolution and new generation SPOT 6&7 or Pleiades images could be complementary or alternatives to airborne orthophotographs as demonstrated in Thierion et al. (2014). Besides, these images present more spectral information which may be useful to improving the current vegetation nomenclature.

Another important point, is to be able to detect the optimal vegetative potential, thus the detection approach must be based on a set of satellite images covering the entire vegetative or cultural cycle. We have shown that time series are essential in characterizing ecosystem functions according to annual productivity. Actually, annual

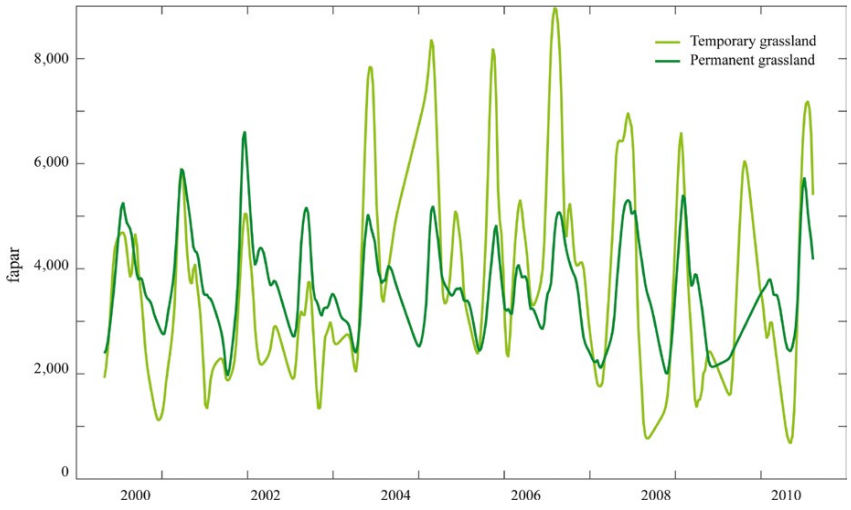


FIGURE 8 Inter-annual temporal profiles of grassland used to identify grassland historicity

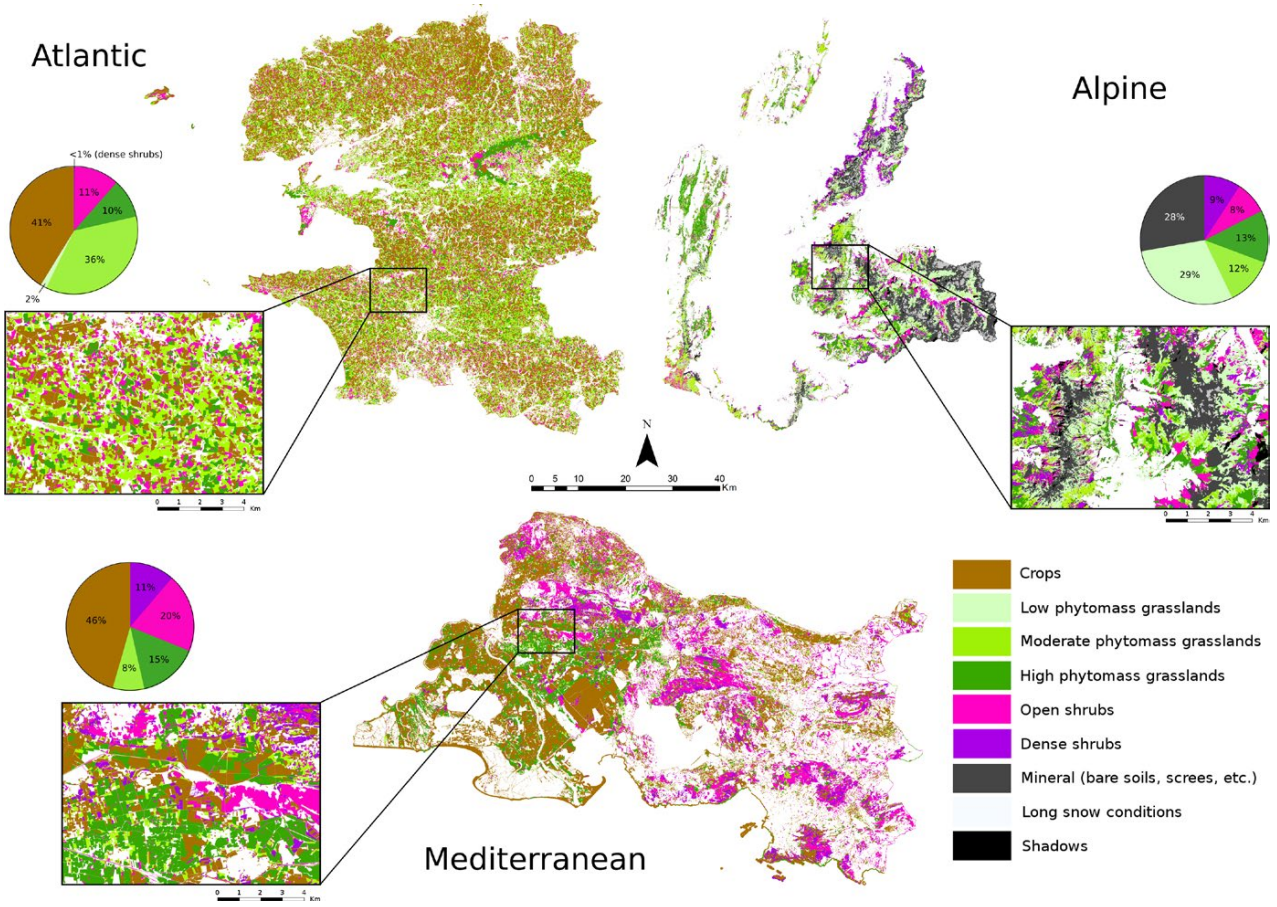


FIGURE 9 Final classification products for the Atlantic, Alpine and Mediterranean regions, France

time series provide information on vegetation phenology, based on the vegetative cycle dynamics over time. Hence, the first level of accessible information that could be obtained is the indication of the annual productivity rate. Seasonal index profiles derived from remote sensing time series are a reliable proxy of the fraction of photosynthetically active radiation and thus of the annual production.

Finer time resolutions open up new perspectives in terms of time profiles. For example, phenological shifts are good vegetation indicators due to contrasting ecological parameters such as hydromorphy or trophy.

It is clear that the different EBVs extracted by remote sensing techniques require re-appropriation and interpretation by ecologists

and managers of natural environments. This re-interpretation must be carried out with regard to the type of vegetation in place, i.e., taking into account biogeographical characteristics. For example, high productivity of grassland phytomass in the Atlantic region should be considered differently from high productivity in the Mediterranean or Alpine region. Phytomass production was less meaningful for botanists in Atlantic regions as compared to mountainous regions. Thus, there is a relationship with topographical and climate variability that is *associated with high-productivity facies (hems, low marshes, megaphorbia)*, while low productivity is associated with low *or medium lawns* (open boulders). In fact, the two extreme classes could be exploited to distinguish dry oligotrophic lawns from eutrophic meadows.

6 | CONCLUSION

Open access to multispectral satellite imagery with decametric resolution such as Landsat-8 and Sentinel-2, combined with VHSR sensors such as SPOT 6&7, broadens the possibility to explore synergies between spatial scales. In this work we highlight the use of low cost open data but in the near future novel expensive techniques such as airborne imaging spectroscopy will become very important opening up new possibilities towards the development of more detailed vegetation indicators. Still this new generation of products critically needs to be compared against in situ measurements in order to determine the ecological interest for operational monitoring.

Beyond the technical and methodological aspects, one major current challenge for an improved contribution of RS to conservation is to strengthen the multiple collaborative frameworks between RS scientists, conservation biologists, and ecologists in order to increase the efficiency of methodological transfer and the resulting benefits for conservation planning (Corbane, Deshayes, & Alleaume, 2013; Pettorelli, Owen, & Duncan, 2016). As stated by the GEO BON vision, EBVs should become "the window into the biodiversity observation systems." Nevertheless, indicators must be operational in order to provide a useful framework that can be implemented for assessing progress towards the Aichi Biodiversity Targets. This bottom up approach (i.e., regional to national level example) constitutes a testing ground to continue towards the development of operational EBVs to monitor biodiversity more efficiently in response to CBD targets and SDG goals. Issues of scalability remain challenging with a view towards upscaling to a global level. Nonetheless, the proposed method and derived indicators constitute a promising basis to support policy-making in order to fulfil the EU conservation strategy.

In order to facilitate future analysis, a reproducible freely accessible code and related material could be found in following the link: https://gitlab.irstea.fr/samuel.alleaume/PHYMOBAT

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors thank the French Ministry of Ecology, Sustainable Development and Energy (MEDDE) for partial financial support and the National Botanical Conservatory for extraordinary field expertise, critical advice and knowledge sharing.

AUTHORS' CONTRIBUTIONS

S.A., P.D., V.T., L.C. and S.L. designed the study, processed and analysed the data for the different study areas. S.A., P.D. and V.T. were the main writers of the paper. All authors read, commented and validated the previous and final version of the manuscript.

DATA ACCESSIBILITY

a) Very high spatial resolution images (VHSR): VHSR orthophotos (*BDORTHO®IRC*), Infrared colour airborne imagery, are accessible by administrative Department in France at the IGN (Institut National de l'Information Géographique et Forestière) at http://professionnels.ign.fr/ign/configure-ortho/234956/purchase/emprise

b) High spatial resolution satellite images (HSR): Landsat 8 data are freely accessible on https://theia-landsat.cnes.fr/; Contains USGS/NASA Landsat Program data processed at level 2A by CNES for THEIA Land data Centre; Sentinel-2 data are freely accessible on https://theia.cnes.fr; Contains Copernicus Sentinel-2 data processed at level 2A by CNES for THEIA Land Data Centre

c) Moderate spatial resolution satellite images (MSR): MODIS data (level 1B image), are freely accessible on NASA LAADS: https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/

ORCID

Jean-Baptiste Féret http://orcid.org/0000-0002-0151-1334

Sandra Luque http://orcid.org/0000-0002-4002-3974

REFERENCES

Amano, T., Lamming, J. D. L., & Sutherland, W. J. (2016). Spatial gaps in global biodiversity information and the role of citizen science. *BioScience*, *66*, 393–400. https://doi.org/10.1093/biosci/biw022

Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *65*, 2–16. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, *45*, 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Corbane, C., Deshayes, M., & Alleaume, S. (2013). Possibilities and limits of remote sensing for mapping natural habitats: Literature review. MS. MONINA-FP7-Project Report 2013. 82 pp.

Corbane, C., Lang, S., Pipkins, K., Alleaume, S., Deshayes, M., García Millán, V. E., … Förster, M. (2015). Remote sensing for mapping natural habitats and their conservation status – New opportunities and challenges. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *37*, 7–16. https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.11.005

Díaz, S., Fargione, J., Chapin, F. S., & Tilman, D. (2006). Biodiversity loss threatens human well-being. *PLoS Biology*, *4*, e277. https://doi.org/10.1371/journal.pbio.0040277

Franklin, S., Maudie, A., & Lavigne, M. (2001). Using spatial co-occurrence texture to increase forest structure and species composition classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, *67*, 849–856.

GEOBON. (2015). *Global biodiversity change indicators: Model-based integration of remote-sensing & in situ observations that enables dynamic updates and transparency at low cost*. Leipzig, Germany: GEOBON.

Guigues, L., Cocquerez, J. P., & Le Men, H. (2006). Scale-sets image analysis. *International Journal of Computer Vision*, *68*, 289–317. https://doi.org/10.1007/s11263-005-6299-0

Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D., & Dedieu, G. (2015). A Multi-Temporal and Multi-Spectral Method to Estimate Aerosol Optical Thickness over Land, for the Atmospheric Correction of FormoSat-2, LandSat, VENS and Sentinel-2 Images. *Remote Sensing*, *7*, 2668–2691. https://doi.org/10.3390/rs70302668

Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to textures. *Proceedings of the IEEE*, *67*, 786–804. https://doi.org/10.1109/PROC.1979.11328

He, K. S., Bradley, B. A., Cord, A. F., Rocchini, D., Tuanmu, M.-N., Schmidtlein, S., … Pettorelli, N. (2015). Will remote sensing shape the next generation of species distribution models? *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, *1*, 4–18. https://doi.org/10.1002/rse2.7

Hooper, D. U., Adair, E. C., Cardinale, B. J., Byrnes, J. E. K., Hungate, B. A., Matulich, K. L., … O'Connor, M. I. (2012). A global synthesis reveals biodiversity loss as a major driver of ecosystem change. *Nature*, *486*, 105–108. https://doi.org/10.1038/nature11118

Huang, X., Zhang, L., & Li, P. (2007). Classification and extraction of spatial features in urban areas using high-resolution multispectral imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, *4*, 260–264. https://doi.org/10.1109/LGRS.2006.890540

Immitzer, M., Atzberger, C., & Koukal, T. (2012). Tree species classification with random forest using very high spatial resolution 8-band worldview-2 satellite data. *Remote Sensing*, *4*, 2661–2693.

Inglada, J., & Christophe, E. (2009). The Orfeo Toolbox remote sensing image processing software. IEEE, Cape Town, South Africa, pp. IV-733–IV-736.

Jacquemoud, S., Verhoef, W., Baret, F., Bacour, C., Zarco-Tejada, P. J., Asner, G. P., … Ustin, S. L. (2009). PROSPECT+ SAIL models: A review of use for vegetation characterization. *Remote Sensing of Environment*, *113*, S56–S66. https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.01.026

Kim, M., Warner, T. A., Madden, M., & Atkinson, D. S. (2011). Multi-scale GEOBIA with very high spatial resolution digital aerial imagery: Scale, texture and image objects. *International Journal of Remote Sensing*, *32*, 2825–2850.

Kissling, W. D., Ahumada, J. A., Bowser, A., Fernandez, M., Fernández, N., García, E. A., … Hardisty, A. R. (2018). Building essential biodiversity variables (EBVs) of species distribution and abundance at a global scale. *Biological Reviews*, *93*, 600–625. https://doi.org/10.1111/brv.12359

Lang, S., Mairota, P., Pernkopf, L., & Schioppa, E. P. (2015). Earth observation for habitat mapping and biodiversity monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *37*, 1–6. https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.10.007

Lecerf, R., Hubert-Moy, L., Corpetti, T., Baret, F., Latif, B. A., & Nicolas, H. (2008). Estimating biophysical variables at 250 M with reconstructed EOS/MODIS time series to monitor fragmented landscapes. IEEE, pp. II-954–II-957.

Lengyel, S., Déri, E., Varga, Z., Horváth, R., Tóthmérész, B., Henry, P.-Y., … Henle, K. (2008). Habitat monitoring in Europe: A description of current practices. *Biodiversity and Conservation*, *17*, 3327–3339. https://doi.org/10.1007/s10531-008-9395-3

Lucas, R., Medcalf, K., Brown, A., Bunting, P., Breyer, J., Clewley, D., … Blackmore, P. (2011). Updating the Phase 1 habitat map of Wales, UK, using satellite sensor data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *66*, 81–102. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.09.004

Meyer, C., Kreft, H., Guralnick, R., & Jetz, W. (2015). Global priorities for an effective information basis of biodiversity distributions. *Nature Communications*, *6*, 8221.

MNHN-EEA. (2014). Terrestrial habitat mapping in Europe: An overview. Edited by European Environment Agency. EEA Technical Report. No 1/2014. 153 pp.

O'Connor, B., Secades, C., Penner, J., Sonnenschein, R., Skidmore, A., Burgess, N. D., & Hutton, J. M. (2015). Earth observation as a tool for tracking progress towards the Aichi Biodiversity Targets. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, *1*, 19–28. https://doi.org/10.1002/rse2.4

Paganini, M., Leidner, A. K., Geller, G., Turner, W., & Wegmann, M. (2016). The role of space agencies in remotely sensed essential biodiversity variables. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, *2*, 132–140. https://doi.org/10.1002/rse2.29

Park, B., Lawrence, K. C., Windham, W. R., Chen, Y.-R., & Chao, K. (2002). Discriminant analysis of dual-wavelength spectral images for classifying poultry carcasses. *Computers and Electronics in Agriculture*, *33*, 219–231. https://doi.org/10.1016/S0168-1699(02)00010-8

Pereira, H. M., Ferrier, S., Walters, M., Geller, G. N., Jongman, R. H. G., Scholes, R. J., … Wegmann, M. (2013). Essential biodiversity variables. *Science*, *339*, 277–278. https://doi.org/10.1126/science.1229931

Pettorelli, N., Laurance, W. F., O'Brien, T. G., Wegmann, M., Nagendra, H., & Turner, W. (2014). Satellite remote sensing for applied ecologists: Opportunities and challenges. *Journal of Applied Ecology*, *51*, 839–848. https://doi.org/10.1111/1365-2664.12261

Pettorelli, N., Owen, H. J. F., & Duncan, C. (2016a). How do we want satellite remote sensing to support biodiversity conservation globally?. *Methods in Ecology and Evolution*, *7*, 656–665. https://doi.org/10.1111/2041-210X.12545

Pettorelli, N., Vik, J. O., Mysterud, A., Gaillard, J.-M., Tucker, C. J., & Stenseth, N. C. (2005). Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology & Evolution*, *20*, 503–510. https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011

Pettorelli, N., Wegmann, M., Skidmore, A., Mücher, S., Dawson, T. P., Fernandez, M., … Geller, G. N. (2016b). Framing the concept of satellite remote sensing essential biodiversity variables: Challenges and future directions. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, *2*, 122–131. https://doi.org/10.1002/rse2.15

Rapinel, S., Dusseux, P., Bouzillé, J.-B., Bonis, A., Lalanne, A., & Hubert-Moy, L. (2018). Structural and functional mapping of geosigmeta in Atlantic coastal marshes (France) using a satellite time series. *Plant Biosystems – An International Journal Dealing with All Aspects of Plant Biology*, *152*, 1101–1108. https://doi.org/10.1080/11263504.2017.1418447

Reichman, O. J., Jones, M. B., & Schildhauer, M. P. (2011). Challenges and opportunities of open data in ecology. *Science*, *331*, 703–705.

Rocchini, D., Hernandez-Stefanoni, J. L., & He, K. S. (2015). Advancing species diversity estimate by remotely sensed proxies: A conceptual review. *Ecological Informatics*, *25*, 22–28. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2014.10.006

Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *67*, 93–104. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002

Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. Proceedings of the Third ERTS Symposium, Washington DC: NASA, pp. 309–317.

Skidmore, A. K., Pettorelli, N., Coops, N. C., Geller, G. N., Hansen, M., Lucas, R., … Wegmann, M. (2015). Environmental science: Agree on biodiversity metrics to track from space. *Nature*, *523*, 403–405. https://doi.org/10.1038/523403a

Thierion, V., Alleaume, S., Jacqueminet, C., Vigneau, C., Michel, K., & Luque, S. (2014). The potential of Pléiades imagery for vegetation mapping: An example of grasslands and pastoral environments. *Revue Française de Photogrammétrie Télédétection*, *208*, 105–110.

Tilman, D., Reich, P. B., & Isbell, F. (2012). Biodiversity impacts ecosystem productivity as much as resources, disturbance, or herbivory. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *109*, 10394–10397. https://doi.org/10.1073/pnas.1208240109

Tuanmu, M.-N., & Jetz, W. (2015). A global, remote sensing-based characterization of terrestrial habitat heterogeneity for biodiversity and ecosystem modelling: Global habitat heterogeneity. *Global Ecology and Biogeography*, *24*, 1329–1339. https://doi.org/10.1111/geb.12365

Vanden Borre, J., Paelinckx, D., Mücher, C. A., Kooistra, L., Haest, B., Blust, G. D., & Schmidt, A. M. (2011). Integrating remote sensing in Natura 2000 habitat monitoring: Prospects on the way forward. *Journal for Nature Conservation*, *19*, 116–125. https://doi.org/10.1016/j.jnc.2010.07.003

Verhoef, W., Jia, L., Xiao, Q., & Su, Z. (2007). Unified optical-thermal four-stream radiative transfer theory for homogeneous vegetation canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *45*, 1808–1822. https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.895844

Vihervaara, P., Auvinen, A.-P., Mononen, L., Törmä, M., Ahlroth, P., Anttila, S., … Virkkala, R. (2017). How essential biodiversity variables and remote sensing can help national biodiversity monitoring. *Global Ecology and Conservation*, *10*, 43–59. https://doi.org/10.1016/j.gecco.2017.01.007

Wood, E. M., Pidgeon, A. M., Radeloff, V. C., & Keuler, N. S. (2012). Image texture as a remotely sensed measure of vegetation structure. *Remote Sensing of Environment*, *121*, 516–526. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.003

How to cite this article: Alleaume S, Dusseux P, Thierion V, et al. A generic remote sensing approach to derive operational essential biodiversity variables (EBVs) for conservation planning. *Methods Ecol Evol*. 2018;9:1822–1836. https://doi.org/10.1111/2041-210X.13033