



HAL
open science

Analyse et description de la morphologie foliaire : application à la classification et l'identification d'espèces de plantes

Olfa Mzoughi

► To cite this version:

Olfa Mzoughi. Analyse et description de la morphologie foliaire : application à la classification et l'identification d'espèces de plantes. Traitement des images [eess.IV]. Télécom ParisTech; Université de Tunis El-Manar. Faculté des Sciences de Tunis (Tunisie), 2016. Français. NNT : 2016ENST0028 . tel-01804577

HAL Id: tel-01804577

<https://pastel.hal.science/tel-01804577>

Submitted on 31 May 2018

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 délivré par

Télécom ParisTech et la Faculté des sciences de Tunis Spécialité “ SIGNAL et IMAGE ”

présentée et soutenue publiquement par

Olfa MZOUGH

le 14 Mai 2016

Analyse et description de la morphologie foliaire: Application à la classification et l'identification d'espèces de plantes

Jury

M. Mohamed Mohsen Gammoudi, Professeur, Institut Supérieur des Arts Multimédia, Tunisie
M. Salvatore-Antoine Tabbone, Professeur, Université de Lorraine, France
M. Imed Riadh Farah, Maître de conférences, Institut Supérieur des Arts Multimédia, Tunisie
Mme Itheri Yahiaoui, Maître de conférences, Université de Reims Champagne-Ardenne, France
Mme Nozha Boujema, Directrice de recherche, INRIA France
M. Ezzeddine Zagrouba, Professeur, Institut Supérieur d'Informatique, Tunisie

Président
Rapporteur
Rapporteur
Examinatrice
Directrice de thèse
Directeur de thèse

THÈSE

Dédicaces

À l'âme de mon père, Sadok, qui m'a appris que la persévérance et le travail sont le chemin de la réussite. Merci, papa, pour tout l'amour et tous les sacrifices que tu as consenti pour être ce que je suis aujourd'hui. Papa, tu es parti avant de savourer ma réussite. Tellement triste de ne plus te voir, mais tellement contente que je suis arrivée au bout de cette thèse comme tu l'as toujours souhaité, "El Hamdoulilah". Paix à ton âme, "Allah yarhmek".

À ma chère mère Zneikha, que Dieu me la garde et la préserve en bonne santé pour une longue vie. Aucun mot, aucune dédicace ne saurait exprimer ma reconnaissance pour les grands efforts que tu as fait, en silence, pour nous, moi et mes frères, pour notre éducation et notre bien être. Maman, tu nous a toujours donné sans rien attendre en retour. Merci pour ta grande générosité. Merci pour ta tendresse et pour ton amour inconditionnel. Merci pour ton soutien et pour tes prières pour moi.

À mon adorable mari Mohamed Amine SAIDANI, l'homme de ma vie, qui a rendu ma vie une belle merveille. "Zchiri", merci de m'avoir toujours accompagné et soutenu, du fond du cœur, dans les joies comme dans les peines. Merci pour ta patience, pour ton écoute et surtout pour ta confiance en moi. Ton grand amour m'a toujours donné le souffle et la force pour continuer pendant les moments difficiles. Ce travail n'aurait jamais vu le jour sans toi. Ma réussite est la tienne! Que Dieu te garde pour moi et pour notre fils.

À mon merveilleux fils Mohamed Anas qui m'a fait découvrir le vrai bonheur de la vie et le vrai motif pour réussir. Anas, Tu es la plus belle chose qui me soit arrivée. J'espère que tu seras fier de moi quand tu seras grand.

À mon frère Mohamed et à sa femme, à mon frère Zied et à ma sœur Amel, qui ont toujours été à mes côtés. Merci pour votre soutien et pour les moments privilégiés que nous avons vécu ensemble. Que Dieu nous garde le petit mignon Ahmed (mon neveu). Que Dieu vous accorde une vie pleine de joie, de bonheur et de réussite.

À mes beaux-parents, à mes belles-sœurs et à leurs familles qui m'ont soutenu et encouragé sans cesse tout au long de ces années de thèse. J'ai de la chance d'avoir une aussi bonne et agréable belle-famille.

Remerciements

C'est avec un grand plaisir que je consacre cette page pour remercier les personnes qui m'ont permis d'arriver au bout de cette thèse.

J'exprime mes vifs remerciements aux membres de Jury: tout d'abord, M. Mohamed Mohsen Gammoudi, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider le jury, ensuite, M. Salvatore-Antoine Tabbone et M. Imed Riadh Farah pour avoir accepté la tâche laborieuse de rapporter ma thèse. Je les remercie tous pour l'intérêt qu'ils ont accordé à mon travail et pour les différentes suggestions avisées pour l'améliorer.

Je tiens à remercier chaleureusement mes directeurs de thèse: Mme Nozha Boujemaa et M. Ezzeddine Zagrouba.

Je suis particulièrement reconnaissante envers Mme Nozha Boujemaa pour m'avoir accueilli au sein de l'équipe Imedia à l'INRIA, pour ses conseils précieux et avisés et pour ses encouragements tout au long de la thèse. Je la remercie aussi pour m'avoir donné l'occasion de participer à plusieurs événements internationaux autour du thème de la vision par ordinateur et pour m'avoir accordé l'accès aux supports informatiques de l'INRIA à distance lors de mon séjour en Tunisie.

Je remercie également M. Ezzeddine Zagrouba pour toute son aide, pour sa disponibilité et pour ses conseils pertinents et son soutien tout au long de de cette thèse.

Je ne trouve pas les mots pour exprimer ma gratitude à mon co-encadrante Mme Itheri Yahiooui. Elle était exceptionnelle: elle était constamment impliquée et abondamment serviable malgré ses différents autres engagements. Je la remercie infiniment pour m'avoir accompagné depuis mon stage de PFE jusqu'à la phase de la rédaction de cette thèse. Je la remercie aussi pour ses nombreuses relectures et pour les discussions fructueuses que nous avons menées ensemble durant ces années. Je la remercie vivement pour son soutien tant professionnel que moral, sa patience et pour son écoute pendant les moments difficiles.

Je tiens à remercier tous mes collègues de l'équipe Imedia. Un grand merci pour Souheil Selmi et Vera Bakic pour leur aides techniques et pour le développement des interfaces et des outils d'évaluation. Je remercie aussi M. Richard James, le professeur d'anglais à l'INRIA, qui a corrigé, avec soin, la plupart de mes publications scientifiques.

Je veux également exprimer toute ma reconnaissance au cadre administratif de l'INRIA (Rocquencourt et Saclay) pour leur coopération et leur disponibilité.

Un grand merci à mes amies que j'ai rencontré à l'INRIA. Une réflexion particulière à Ichrak Amdouni et Ines Benjemaa avec lesquelles j'ai profité de beaucoup de moments privilégiés. Je n'oublierai jamais les délicieux plats que nous avons partagés ensemble. Je n'oublierai pas aussi les footings le dimanche matin que j'ai partagé avec Ines Benjemaa. Je ne manquerai pas à exprimer mes vifs remerciements aussi à Mariem Yahiaoui pour les moments particuliers que nous avons partagé ensemble ainsi que pour ton soutien et tes encouragements le jour de la soutenance.

Résumé

De nos jours, l'identification automatique des espèces de plantes par l'analyse d'images, devient incontournable pour faire perdurer, standardiser voire approfondir les connaissances relatives à la communauté végétale.

Cette thèse aborde le problème d'identification automatique des espèces de plantes en utilisant les images de feuilles. Elle s'attaque à deux principaux challenges: Le premier challenge est le grand nombre et la large variabilité de la morphologie foliaire des espèces et le deuxième challenge est la variabilité intra-espèces qui se manifeste localement au niveau de régions particulières des feuilles. Pour pallier à ces deux problèmes, un retour à la botanique et notamment aux concepts botaniques foliaires a été établi pour définir une structuration automatique des feuilles à deux niveaux: Le premier niveau concerne un schéma de catégorisation selon les deux concepts botaniques "arrangement" et "lobation". Le deuxième niveau consiste à définir les parties sémantiques qui composent la feuille.

L'approche de la thèse s'articule autour de deux principaux volets: Dans le premier volet, nous nous intéressons à mettre en place cette structuration guidée par la sémantique botanique en définissant des propriétés géométriques simples corrélées avec les définitions et les observations botaniques. Dans le deuxième volet, nous étudions la faisabilité et la pertinence d'intégrer cette structuration dans la chaîne d'identification. Particulièrement, nous établissons des recherches ciblées dans les catégories et nous définissons des modèles de parties à significations botaniques.

Nous établissons notre évaluation sur les deux bases d'images de Scans de feuilles ImageCLEF 2011 et ImageCLEF 2012. Nous comparons notre approche par rapport à un schéma d'identification de référence, appliqué sur la totalité de la base et en utilisant l'image entière, et par rapport à plusieurs méthodes référencées dans la littérature.

Mots Clés: Feuilles, caractères morphologiques, botanique, structuration sémantique, catégorisation, partition, modèles statistiques, fusion tardive, identification des espèces.

Abstract

Nowadays, automatic identification of plant species, by image analysis, has become crucial to maintain, standardize or deepen knowledge about the plant community.

This thesis focus on the problem of automatic identification of plant species using leaf images. It addresses two main challenges: The first challenge is the large number and the high variability in foliar morphology across species. The second challenge is the intra-species variability which occurs locally at particular regions of leaves. To overcome these two problems, a return to botany and especially to leaf botanical concepts is established in order to define an automatic structuring of leaves at two levels: The first level concerns a categorisation scheme according to the botanical concepts “arrangement” and “lobation”. The second level consists in decomposing leaves into semantic parts.

The approach of the thesis is based on two key parts: In the first part, we focus on establishing this botanical-based structuring process by defining simple geometric properties correlated with botanical definitions and observations. In the second part, we investigate the feasibility and opportunities to integrate this structuring process in the identification scheme. Particularly, we make targeted researches in categories and we define specific part-based models.

Experiments are conducted using the ImageCLEF 2011 and 2012 Scan images leaf databases. We compare our approach with respect to the reference identification scheme, applied on the whole database and using the entire images, and with respect to several methods referenced in the literature.

Key words: Leaf shape, morphological characters, botany, semantic structuring, categorisation, partition, statistical models, late fusion, species identification.

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Contexte et problématique	2
1.2	Contribution	5
1.2.1	Démarche adoptée	5
1.2.2	Avantages de la structuration sémantique en identification des feuilles	11
1.2.3	Cadre du travail	13
1.3	Organisation du manuscrit	14
2	État de l'art	17
2.1	Approches génériques	18
2.1.1	Approches globales	20
2.1.2	Approches locales	34
2.2	Approches spécifiques	40
2.2.1	La structuration sémantique en reconnaissance automatique d'objets	40
2.2.2	Approches d'identification des feuilles à base des caractères foliaires	43
3	Structuration sémantique des bases d'images de feuilles	51
3.1	Vers l'interprétation de la feuille : étiquetage sémantique du contour	55
3.1.1	Extraction du contour	55
3.1.2	Détection du pétiole	56
3.1.3	Détection de la base et de l'apex	67
3.1.4	Détection des maxima pertinents	75
3.2	Catégorisation sémantique de la feuille	78
3.2.1	Méthode de catégorisation	80
3.2.2	Fonctions de décision binaires sémantiques	81
3.2.3	Étude des performances de la méthode catégorisation proposée	86
3.3	Partition sémantique de la feuille	90
3.3.1	Partition automatique des feuilles simples	91
3.3.2	Partition automatique des feuilles composées : extraction des folioles	91
4	Représentation des feuilles	95
4.1	Représentation à base de descripteurs génériques	97
4.2	Représentation à base de modèles sémantiques de forme	100

4.2.1	Modélisation de feuilles simples	102
4.2.2	Modélisation de feuilles composées	113
5	Identification des espèces de feuilles	115
5.1	Fusion des requêtes partielles	117
5.1.1	Aperçu général sur la fusion de données	117
5.1.2	Les techniques de fusion	118
5.2	Décision et classification	120
5.2.1	Classification à base des k-plus proches voisins	121
5.2.2	Classification bayésienne naïve	121
5.3	Récapitulatif des scénarios d'identification	122
5.3.1	Scénario 1 : Intégration de la structuration sémantique dans un schéma d'identification typique	122
5.3.2	Scénario 2 : Modèles sémantiques complémentaires et classification bayésienne	126
6	Résultats expérimentaux	129
6.1	Contexte d'évaluation	130
6.1.1	Bases d'évaluation	130
6.1.2	Mesures d'évaluation	133
6.2	Résultats et comparaisons	134
6.2.1	Scénario 1 : Structuration sémantique dans un schéma d'identifica- tion classique	134
6.2.2	Scénario 2 : Modèles sémantiques complémentaires et classification bayésienne	146
7	Conclusion	151

Liste des figures

1.1	Illustration des types de plantes : de gauche à droite : herbe, arbuste et arbre GOËAU et collab. [2014]	3
1.2	Différents organes de la plante : feuille, fleur, fruit et écorce GOËAU et collab. [2014]	3
1.3	Variation de la marge : feuilles lisses, dentées et lobées.	4
1.4	Intra-variations au sein de l'espèce <i>Acer Negundo</i> : de droite à gauche : marge lobée, dentelée et lisse.	5
1.5	Similarité inter-espèces (flèche rouge) et variation intra-espèces (flèche verte) dans le cas des espèces <i>Ilex aquifolium</i> (haut) et <i>Quercus Ilex</i> (bas)	5
1.6	Exemple de la démarche botanique sur quelques espèces.	7
1.7	Catégorisation des feuilles selon le concept "Arrangement" en feuilles simples et feuilles composées. Les feuilles composées qui sont découpées en folioles peuvent être classifiées selon la disposition de ces dernières en (de droite à gauche) feuilles pennées, bi-pennées, palmées et trifoliées GROUP [1999].	8
1.8	Catégorisation des feuilles simples en feuilles lobées et feuilles non lobées. Les feuilles simples non lobées incluent les feuilles lisses (à droite) et les feuilles dentées (à gauche).	9
1.9	La décomposition en parties sémantiques selon le type de la feuille : simple ou composée.	10
1.10	Le schéma de catégorisation proposé dans cette thèse.	10
1.11	Illustration des types de relations existantes entre les concepts foliaires étu- diés.	11
1.12	Exemples d'aspects variables et similaires à l'intérieur des espèces : (1) Les formes des parties apicales au sein de l'espèce <i>Corylus Avellana</i> sont va- riables par rapport aux parties restantes des feuilles. (2) L'espèce <i>Salix Ca- prea</i> peut contenir une variation au niveau de la marge tout en ayant des parties basales similaires. (3) La longueur du pétiole peut varier à l'intérieur de l'espèce <i>Crataegus azarolus</i>	12

1.13	Intra-variation au sein de quelques espèces de feuilles composées en terme des propriétés de folioles : nombre (3 premières colonnes, l'espèce <i>Fraxinus Angustifolia</i>), type (2 seconde colonnes, l'espèce <i>Gleditsia triacanthos</i> où les folioles peuvent être simples ou penées) et taille (2 dernières colonnes, l'espèce <i>vitéx agnus cactus</i>).	12
1.14	Trois types d'images selon le protocole d'acquisition : Les photographies et les pseudo-scans présentent des déformations qui rendent la tâche de segmentation difficile.	13
2.1	Récapitulatif des principaux descripteurs génériques utilisés en identification de feuilles	19
2.2	Trois types de supports pour la représentation de la forme foliaire : région, forme interne et contour.	20
2.3	Une suite de dilatations selon un disque de taille r appliquée à la région de la feuille.	22
2.4	La courbe log-log (PLOTZE et collab. [2005]).	22
2.5	Illustration de quelques paramètres géométriques.	23
2.6	Illustration du calcul du descripteur CCD : La distance d_{10} représente une composante de la fonction CCD représentée à droite.	25
2.7	Illustration du calcul du descripteur ACD : acd_{10} représente une composante de la fonction ACD représentée à droite.	26
2.8	Réduction des points de départ possibles au points de contour (à droite) proches aux terminaux du squelette qui lui est associé (à gauche) WANG et collab. [2003]	26
2.9	Illustration du calcul et de la mise en correspondance des descripteurs shape context au niveau de chaque point du contour BELONGIE et collab. [2002] : De gauche à droite : (a) : Diagramme d'un histogramme log-polaire utilisé pour le calcul du shape context au niveau du point situé à son centre, dans cet exemple, 5 plages pour la log-distance et 12 plages pour la position angulaire. (b) Deux formes visuellement similaires où les shapes context sont similaires au niveau des points étiquetés par \bullet , \blacklozenge et nettement différents par rapport au point étiqueté par \blacktriangleleft	28
2.10	Exemple de calcul de la distance interne (ligne continue) et la distance euclidienne (ligne en pointillé) HAIBIN et collab. [2006]	29
2.11	Représentation du graphe complexe à différents niveaux de son évolution, les arcs retenus sont colorés en rouge à chaque niveau μ	29
2.12	Exemple d'une image CSS (à droite) associée au contour rouge de la feuille (à gauche).	30

2.13 L'histogramme de courbure en fonction de l'échelle (HocS) KUMAR et collab. [2012] : (a) Mesures de la courbure pour un point du contour à partir de l'aire (haut) ou du périmètre (bas) de la partie du disque située à l'intérieur du contour, (b) Calcul de l'image des courbures et les HocS (à différentes échelles) pour une image de feuille	31
2.14 Calcul de la hauteur d'arc à différentes échelles WANG et collab. [2015].	31
2.15 Des fenêtres riches en texture (micro-nervures) COPE et collab. [2010b]	32
2.16 Variation de la couleur de la feuille d'une même espèce	34
2.17 Exemple d'un arbre de forme. Les cercles pleins représentent les points terminaux d'un segment et les cercles vides représentent les points centraux FELZENSZWALB et SCHWARTZ [2007].	36
2.18 La transformation T(B) en coordonnées de Bookstein, définie comme l'unique transformation qui met les points terminaux du segment A et C, respectivement en $(-\frac{1}{2}, 0)$ et $(\frac{1}{2}, 0)$	36
2.19 Illustration de la conservation de l'allure globale des formes après l'application de déformations aléatoires, par la perturbation des positions relatives au niveau des nœuds des arbres de formes qui leurs sont associés FELZENSZWALB et SCHWARTZ [2007].	37
2.20 (a) L'enveloppe convexe et ses concavités, (b) L'arbre de concavités SONKA et collab. [2007]	37
2.21 Représentation "sac de fragments du contour" (a)Contour de la forme;(b) Points critiques obtenus par DCE;(c) Exemples de fragments de contour ;(d)Description des fragments avec le shape context ;(e) Les codes de formes par LLC ;(f) Utilisation des fenêtres 1×1 , 2×2 , 4×4 pour inclure l'information spatiale par SPM ;(g) La représentation en histogramme WANG et collab. [2014]	38
2.22 Décomposition en segments à différentes échelles WANG et GAO [2014]	39
2.23 Récapitulatif des principaux caractères morphologiques exploités en identification automatique des feuilles	43
2.24 Principaux attributs de la feuille en botanique : nervation (à droite en rouge) et contour	43
2.25 IDAO : Un système graphique assisté par ordinateur pour l'identification des plantes BONNET et collab. [2009]	44
2.26 Nervation (primaire, secondaire et tertiaire) COPE et collab. [2012])	45
2.27 Résultat obtenu par l'application de l'opérateur de Canny sur l'image couleur (nervation discontinue et présence de micro-nervure)	46
2.28 La nervation est légèrement visible sur une image du l'espèce <i>Ginkgo Biloba</i>	46
2.29 Les types de la nervation considérés :(a) Nervation pennée (b) et (c) Nervation parallèle (d) Nervation palmée (NAM et collab. [2008]; PARK et collab. [2008])	47
2.30 Variation de la forme globale de la feuille WANG et PAN [2006].	48
2.31 Les types de la dentition au niveau de la marge.	49

3.1	Variabilité graduelle des espèces inter-catégories : composées Bi-pennées (Bi-pi), composées pennées (Pi C), composées palmées (Pa C), composées trifoliées (Tri C), simples lobées (SL), simples non lobées (S NL).	52
3.2	Exemple de similarité inter-catégories entre des structures pennées : de gauche à droite : une feuille simple dentée, deux feuilles simples lobées et une feuille composée.	53
3.3	Similarité entre des feuilles composées (de gauche à droite : 1 ^{ère} et 3 ^{ème} colonnes) et des feuilles lobées (2 ^{ème} et 4 ^{ème} colonnes).	53
3.4	Résultat d'extraction du contour par l'algorithme de seuillage automatique Otsu (le contour est coloré en rouge).	56
3.5	Les deux parties de base : limbe et pétiole des différentes feuilles : simples ou composées ainsi que d'autres composantes élémentaires tels que le rachis et les folioles.	57
3.6	Variations intra-espèces dues aux déformations présentes au niveau du pétiole.	57
3.7	Difficultés liées à la détection automatique du pétiole.	58
3.8	Illustration de quelques problèmes de détection du pétiole à base d'ouvertures morphologiques.	58
3.9	Illustration de quelques problèmes de détection du pétiole à base de la transformée inverse de distances : la plus longue région parmi les régions noires restantes après transformations correspond soit au rachis (Image à gauche) ou bien à l'acumen (Image à droite).	58
3.10	Symétrie locale de translation (LTS) de la fonction de la largeur au niveau du pétiole (région en bleu). La fonction de la largeur représentant le pétiole et une petite partie du limbe est illustré à droite.	59
3.11	Alignement des images selon l'orientation θ de la boîte englobante minimale. Les deux dernières images à droite ont une boîte englobante carrée, les orientations considérées dans la détection du pétiole sont θ et $\theta + \frac{\pi}{2}$	60
3.12	Alignement par ACP et par la boîte englobante minimale.	61
3.13	Deux éléments structurants du pétiole colorés respectivement en rouge et jaune.	61
3.14	Dimension du pétiole W_p par rapport à la largeur du limbe W (de gauche à droite) : feuille simple allongée, feuille simple non allongée et feuille composée	62
3.15	Les régions candidates (en bleu) sont des régions convexes avec des largeurs petites par rapport aux limbe (régions colorées en bleu). Les régions ayant une courbure concave, colorées en vert uniquement, sont éliminées).	63
3.16	Régions (colorées en bleu) ayant une symétrie locale de translation (LTS) en terme de la largeur en dimension quelconque le long de la direction verticale	64

3.17 Les sous-régions candidates (en bleu) parmi les régions ayant des largeurs faibles par rapport aux limbe (régions colorées en rouge).	64
3.18 Feuilles composées : Le pétiole (coloré en vert) et les rachis (colorés en violet) ont les deux une symétrie locale de translation importante.	65
3.19 Exemples de détection automatique de pétioles (pétiole en bleu, limbe en rouge et point d'insertion en jaune).	66
3.20 Les deux points base (coloré en jaune) et apex (coloré en vert) sont des éléments clés pour la caractérisation botanique des feuilles	67
3.21 Variation de la forme au voisinage des points base et apex, entre autre, en fonction de la courbure des concavités et de la symétrie.	68
3.22 Le point d'insertion (jaune) obtenu par l'algorithme de détection de pétiole et le point base (bleu) : du gauche à droite : la base et le point d'insertion sont confondus au niveau des deux premières images et proches au niveau des deux dernières.	69
3.23 Exemple de segment inférieur délimité par les deux sommets de l'enveloppe convexe h_{-l} et h_{+l} (avec $l = 3$) de part et d'autre du segment du contour (h_0, h_1) qui contient P_{in} . Le point P_{base} est le point à déterminer. La profondeur de la région délimité par h_k, h_{k+1} est d_k	69
3.24 Le point coloré en bleu correspond au point base et le point jaune correspond au point de départ P_{in}	71
3.25 Illustration des cas d'asymétrie (naturelle ou fausse). Le points base est coloré en bleu, le point P_{in} est coloré en jaune.	72
3.26 Alignement du limbe selon la droite liant le point base et le centre de gravité de la forme. Le point P_{up} est le point de départ pour la détection de l'apex.	73
3.27 Prise de décision de la position de l'apex selon la propriété de la symétrie locale à l'intérieur du segment supérieur : point de départ coloré en jaune et point apex en bleu.	73
3.28 Exemples de détection automatique de la base (colorée en jaune) et de l'apex (coloré en vert).	74
3.29 Principaux problèmes liés à la détection des points caractéristiques par notre algorithme.	75
3.30 Exemple d'images de feuilles sans pétiole (de la base Flavia WU et collab. [2007])	75
3.31 Exemple de sélection des points maxima pertinents parmi l'ensemble des maxima de courbure.	78
3.32 Fragments concaves du contour : colorés en rouge si la détection des maxima est obtenue à partir de la courbure (image à gauche), délimité par les sommets de l'enveloppe convexe(image à droite).	78
3.33 Similarité et variation des structures pennées et palmées entre les catégories simples lobées (SL), simples non lobée (S NL) et composées (C) en terme du contour (coloré en rouge).	79

3.34	Recouvrement partiel des folioles	80
3.35	Recouvrement total des folioles	80
3.36	Une cascade de fonctions de décision pour la catégorisation sémantique des feuilles	81
3.37	Histogramme empilé montrant la distribution des catégories en fonction du nombre de points d'inflexion.	83
3.38	Exemples de déchirures foliaires.	86
3.39	Cascade de paramètres géométriques pour la catégorisation sémantique des feuilles selon deux concepts : Arrangement (a) et Lobation (b).	87
3.40	Comparaison des contours de feuilles simples lobées et composées : de gauche à droite de haut en bas : les contours et les images en couleur des feuilles simples lobées (1,1), (1,2), composées pennées, simples lobées, composées palmées, colonnes 3,4,6,7 : les images en couleur correspondantes, chaque paire de contour (1,2) et (5,6) sont similaires.	88
3.41	L'espèce <i>Ginkgo Biloba</i> a une structure particulière entre les lobées et les non lobées.	89
3.42	Description botanique qualitative se traduisant par des schémas de caté- gorisation en fonction de la variation de la forme des segments des parties apicale, basale et marge (contour de la partie centrale) des feuilles simples GROUP [1999].	90
3.43	Partition automatique des feuilles simples	91
3.44	Détection de folioles : les paires des points concaves correspondant aux terminaux du pétiole et du rachis (colorés en vert) sont éliminés, le reste des points (colorés en bleu) sont triés selon un ordre croissant (image à gauche). Les trois couples de points, ayant respectivement les distances les plus faibles d_2, d_1, d_5 correspondent aux terminaux de folioles (image à droite).	92
3.45	Exemples de détections automatiques d'un nombre maximum de trois fo- lioles représentatives, colorées respectivement en vert, jaune et bleu.	93
3.46	Certaines folioles détectées peuvent être incomplètes.	94
4.1	Partition du plan complexe pour le calcul de l'histogramme de Fourier FE- RECATU [2005] :	97
4.2	Calcul de l'histogramme LEOH.	98
4.3	Calcul de l'histogramme de Hough FERECATU [2005]	99
4.4	Illustration du calcul du descripteur DFH YAHIAOUI et collab. [2012]	100
4.5	Catégorisation botanique selon la forme globale de la feuille GROUP [1999]	101
4.6	Catégorisation botanique selon la forme des parties du limbe GROUP [1999]	102
4.7	Catégorisation botanique selon le paramètre d'élongation.	103
4.8	Variation de l'élongation du limbe.	103
4.9	Variation de la forme globale du limbe en fonction de la position de la partie la plus large.	104

4.10 Ratio d'asymétrie latéral asy_w : (a) $asy_w < 1$: Feuille asymétrique et (b) $asy_w = 1$ Feuille symétrique.	105
4.11 Quatre états de variation des extrémités du limbe.	105
4.12 États de variation possibles de l'extrémité au point apex.	106
4.13 États de variations possibles de l'extrémité au point base.	106
4.13 Modèle polygonal de forme par espèce.	109
4.14 Représentations normalisées des segments du contour dans le cas des feuilles simples : 1 ^{ère} ligne : décomposition du contour de la feuille en segments sémantiques, 2 ^{ème} et 3 ^{ème} lignes : Les quatre segments (apical, basal, central droit, central gauche) normalisés)	110
4.15 Modèles à base de segments de parties de l'espèce <i>Celtis Australis</i>	111
4.16 Modèles à base de segments de parties de l'espèce <i>Ficus Carica</i>	112
4.17 Modèles à base de toutes les folioles de l'ensemble des observations de T de l'espèce <i>Pistacia lentiscus</i>	113
5.1 Schéma global de notre démarche d'identification des espèces de feuilles. . .	116
5.2 Schéma d'identification classique (schéma 1) : Référence d'évaluation. . . .	122
5.3 Aperçu général du scénario 1.	123
5.4 Fusion des requêtes à bases de parties : Cas des feuilles simples.	124
5.5 Fusion des requêtes à bases de folioles : Cas des feuilles composées	124
5.6 Stratégies de fusion des requêtes à base de parties et à base de descripteurs. .	125
6.1 Exemples de problèmes d'extraction du contour survenus suite à la présence de l'ombre dans les images de pseudo-scans qui génèrent des imprécisions au niveau de la détection des caractéristiques botaniques.	131
6.2 Quelques espèces de la base de Scan d'ImageCLEF 2011	132
6.2 Résultats de classification par catégorie : simple à gauche et composée à droite	138
6.3 Résultats d'identification obtenus par l'image entière (Schéma1), puis les parties basale, apicale, centrale, calculés séparément puis combinés (schéma 3)	140
6.4 Résultats d'identification (en terme de MAP) obtenus en utilisant l'image entière (schéma1) puis à base de parties (séparées puis combinées), pour les deux espèces particulières : <i>Cercis Siliquastrum</i> (haut) et <i>Viburnum Lantana</i> (bas).	141
6.5 Les cinq premières images retournées à une requête définie par la partie apicale d'une image de l'espèce <i>Cercis Siliquastrum</i> en utilisant le descripteur EOH	141
6.6 Trois images de feuilles de l'espèce <i>Viburnum Lantana</i> , ayant des formes globales différentes et des parties basales très similaires.	142
6.7 Variation des scores d'identification en fonction du nombre de folioles pour les différents descripteurs utilisés avec la méthode de fusion IRP.	143

6.8 Les six premières images obtenues par le schéma 1 (ligne 1) et le schéma 3 à base de trois folioles (ligne 2), en utilisant le descripteur LEOH et la méthode de fusion IRP : les faux positifs sont encadrés en rouge, le reste (les images qui appartiennent à la même espèce que l'image requête sont encadrées en bleu. 143

Liste des tableaux

2.1 Familles d’approches d’identification des espèces de plantes à base des images de feuilles.	18
3.1 Résultats d’identification en terme de la MAP avec et sans pétiole.	67
3.2 Comparaison des résultats d’identification en terme de la MAP en utilisant le point d’insertion par rapport à un point choisi arbitrairement.	67
3.3 Variation qualitative de chaque paramètre par catégorie (paramètre indéfini dans le cas des cellules grisées)	82
3.4 Catégorisation des feuilles selon le paramètre : nombre de points d’inflexion	83
3.5 Catégorisation des feuilles selon le paramètre : nombre de segments aplatis	84
3.6 Catégorisation des feuilles selon le paramètre : nombre de points maximaux concaves à l’extérieur de la partie centrale.	85
3.7 Catégorisation des feuilles selon le paramètre : nombre de segments aplatis parallèles après suppression du pétiole : les segments aplatis sont colorés en jaunes, les pétioles portant des stipules sont encerclés en bleu foncé, les segments aplatis des lobes allongés sont encerclés en bleu ciel.	85
3.8 Catégorisation des feuilles simples selon le paramètre : nombre de concavités profondes	85
3.9 Comparaison des scores de classification entre notre algorithme de catégorisation automatique par rapport à une approche basique utilisant le descripteur de forme CSS pour la représentation et un classifieur KNN pour la catégorisation.	89
6.1 Répartition de la base ImageCLEF 2011 en terme des catégories sémantiques étudiées dans cette thèse : Vérité Terrain fournie par des experts du projet Pl@ntNet.	132
6.2 Répartition de la base de Scan d’ImageCLEF 2011 en fonction du nombre d’individus et de contributeurs	133
6.3 Répartition de la base de Scan d’ImageCLEF 2012 en fonction du nombre d’individus et de contributeurs	134
6.4 Données expérimentales des descripteurs utilisés.	135
6.5 Les différents schémas d’identification à évaluer (se référer à la Figure 5.3 pour les définitions des étapes)	136

6.6	Différence de scores entre les schémas consécutifs du scénario 1 (base ImageCLEF 2011)	139
6.7	Différences des scores de classification obtenues, au niveau du schéma 4, en utilisant notre algorithme de catégorisation et la vérité terrain des catégories, pour un knn=5 et en utilisant la technique IRP pour la fusion des requêtes partielles à base de folioles.	144
6.8	Scores de classification normalisés sur les images de scans de la base ImageCLEF 2011 : Apport du schéma 5 (scénario 1).	146
6.9	Scores de classification normalisés, sur les images de la catégorie des feuilles simples de la base de Scan d'ImageCLEF 2011 : Apport du schéma 5 (scénario 1).	146
6.10	Scores de classification par catégorie, obtenus par le scénario 2, en utilisant les deux règles de fusion des probabilités à postériori : Produit et Moyenne de probabilités	147
6.11	Comparaison des scores de classification normalisés obtenus sur la base de scan d'ImageCLEF 2011 par trois configurations du scénario 2 par rapport aux méthodes de la littérature.	148
6.12	Comparaison des deux scénarios 1 et 2 par catégorie, en utilisant la Vérité Terrain relatives aux catégories sémantiques (VT) ou en appliquant notre algorithme de Catégorisation Automatique (CA)	148
6.13	Comparaison des scores de classification normalisés sur la base de Scan d'ImageCLEF 2012 en utilisant les scénarios 1 et 2 puis la combinaison du scénario 2 avec les descripteurs texture.	150

Chapitre 1

Introduction

Sommaire

1.1 Contexte et problématique	2
1.2 Contribution	5
1.2.1 Démarche adoptée	5
1.2.2 Avantages de la structuration sémantique en identification des feuilles	11
1.2.3 Cadre du travail	13
1.3 Organisation du manuscrit	14

1.1 Contexte et problématique

FACE aux menaces croissantes qui pèsent sur les écosystèmes en raison du changement climatique et de la pollution, la compréhension de la diversité du règne des plantes, leur évolution et leur interaction avec l'écosystème devient un enjeu qui échappe aux seuls scientifiques concernés par la biodiversité pour entrer dans le champ d'étude des économistes, des politiciens et de la société d'une manière générale. Cette compréhension est indispensable pour la mise en place de mesures urgentes pour la préservation de l'environnement et l'instauration du développement durable dans divers secteurs économiques (telles que l'agriculture, l'industrie agroalimentaire, la cosmétique et la pharmaceutique).

L'identification des espèces végétales constitue le maillon essentiel pour appréhender le règne végétal. Cependant, malgré le travail intensif réalisé depuis des centaines d'années, le problème d'identification des plantes subsiste pour plusieurs raisons. La principale étant la diversité considérable des espèces de plantes. On estime environ 300000 espèces de plantes distinctes connues dans le monde GROUP [1999]. Les autres raisons sont la pénurie des taxonomistes, la décentralisation des connaissances botaniques et la complexité des méthodes traditionnelles (telles que la chimie, l'anatomie, la biologie moléculaire, etc.). Ces différents aspects ont contribué à un vrai "handicap taxonomique" COPE et collab. [2012].

De nos jours, l'évolution que connaît le domaine de la vision par ordinateur offre de nouvelles opportunités pour pallier à ce problème. Le développement de systèmes automatiques d'identification des espèces végétales par le contenu de leurs images rend possible la standardisation, la diffusion voire l'approfondissement des connaissances en matière de la taxonomie des plantes.

Le développement de méthodes et d'outils logiciels d'identification automatique de plantes à base de l'analyse d'images est un sujet en plein essor qui n'a cessé d'attirer l'attention de plusieurs chercheurs ces dernières années. L'objectif principal est de promouvoir des systèmes fiables et faciles à utiliser pour l'exploration, la gestion et le partage des données botaniques pour les professionnels concernés comme pour les enseignants, les agriculteurs et les citoyens d'une manière générale.

En réalité, plusieurs projets-systèmes de recherche d'images botaniques par le contenu ont été implantés, notamment, LeafSnap en Amérique HAIBIN et collab. [2006]; KUMAR et collab. [2012], CLOVER NAM et collab. [2005] en Asie, Pl@ntNet BARTHÉLÉMY [2009] et ReVes CERUTTI et collab. [2012] en Europe, etc. À ceci s'ajoute le lancement d'une campagne d'évaluation ImageCLEF de la tâche d'identification des plantes à partir des images. Cette campagne constitue une bonne référence pour le partage des bases botaniques et pour le positionnement des différents travaux réalisés dans ce domaine.

Un principe fondamental pour le développement de chacun de ces systèmes est la définition d'un contexte particulier d'utilisation respectant des conditions spécifiques et des fois même restrictives. Ces conditions portent sur la définition des plantes cibles et

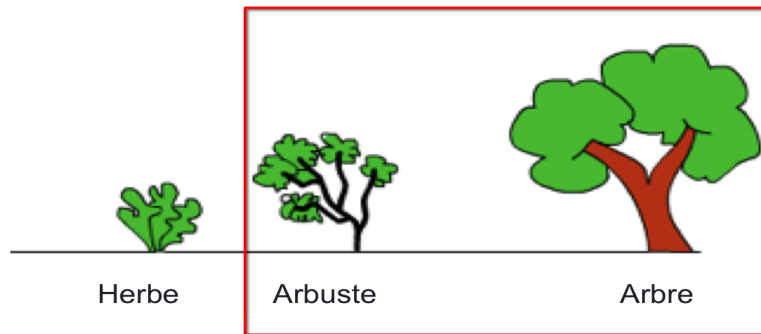


FIGURE 1.1: Illustration des types de plantes : de gauche à droite : herbe, arbuste et arbre GOËAU et collab. [2014]

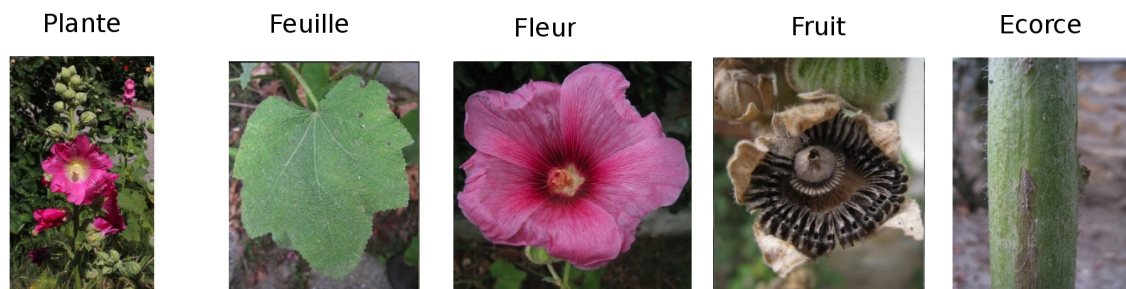


FIGURE 1.2: Différents organes de la plante : feuille, fleur, fruit et écorce GOËAU et collab. [2014]

la spécification du cadre du travail (nature d'images, conditions de prise d'images, etc.). En effet, on ne peut imaginer une solution unique qui couvre la diversité faramineuse des plantes. À titre d'exemple, ces systèmes sont principalement dédiés aux espèces d'arbres et quelques arbustes (cf. Figure 1.1). Les herbes, ayant une structure un peu particulière, devraient être explorés indépendamment et différemment. D'autres restrictions et hypothèses, concernant principalement l'organe de la plante impliqué dans la tâche d'identification et les conditions de prise de l'image, seront discutées par la suite.

D'une manière générale, l'identification des espèces de plantes peut être établie en se basant sur plusieurs organes : fleurs, fruits, écorces ou feuilles (voir Figure 1.2). Les systèmes d'identification proposés ont utilisé chacun de ces organes séparément COPE et collab. [2012]; DAS et collab. [1999]; FIEL et SABLATNIG [2011]; GAGE et WILKIN [2008]; HONG et collab. [2004]; NILSBACK et ZISSERMAN [2008]; WILKIN [1999], ou combinés GOËAU et collab. [2012b].

Cependant, un intérêt majeur a été accordé à l'organe feuille COPE et collab. [2012]; GOËAU et collab. [2011]. Ceci est dû à deux raisons principales : La première est qu'elles sont les plus faciles à collecter (souvent abondantes tout au long de l'année contrairement aux organes reproductives) et à scanner ou à photographier (vu que leur forme est bi-dimensionnelle). La deuxième étant la richesse de l'information foliaire. Les feuilles comportent plusieurs éléments caractéristiques (tels que la marge et les nervures) qui sont considérés, par les botanistes, comme étant des clés pertinentes d'identification des espèces végétales.

D'une manière générale, le problème de l'identification automatique de feuilles consti-

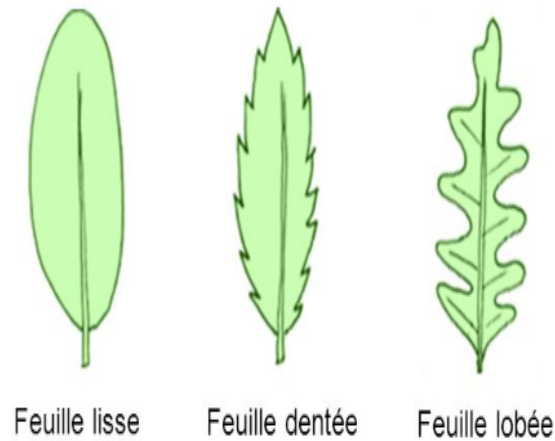


FIGURE 1.3: Variation de la marge : feuilles lisses, dentées et lobées.

tue un véritable défi scientifique. Outre les contraintes classiques liées aux conditions d'acquisition d'images et à la segmentation (i.e, séparation de la feuille de son contexte), l'identification automatique des feuilles est sujette à d'autres contraintes qui lui sont spécifiques. Elles sont principalement liées à deux phénomènes majeurs : (1) le grand nombre et la large variabilité des espèces et (2) la variation intra-espèces versus la similarité inter-espèces. Ces deux phénomènes seront détaillés et discutés dans ce qui suit :

- La large variabilité des espèces rend difficile la tâche de trouver une représentation unique qui permet de distinguer toutes les espèces entre elles. Cependant, cette représentation peut être significative pour un groupe particulier d'espèces. Par exemple, si nous nous intéressons à la marge de la feuille (qui varie de lisse, dentée à lobée, cf. Figure 1.3) et aux paramètres géométriques de forme WU et collab. [2007]; YAHIAOUI et collab. [2012], nous pouvons intuitivement déduire que la convexité et la solidité, définies respectivement par le périmètre et la surface de la forme par rapport à sa boîte englobante, ne sont pertinents que pour les feuilles contenant des irrégularités (dents ou lobes) au niveau de leurs marges. Quant aux marges lisses, elles peuvent plutôt être décrites en utilisant par exemple d'autres paramètres comme l'élongation et la circularité.
- La similarité, importante inter-espèces et faible intra-espèces, constitue un des phénomènes les plus complexes qui survient pour certaines espèces, à cause des changements géographiques, climatiques ou lors de l'évolution de la feuille. Ce phénomène de variation intra-espèces se manifeste en fonction de certaines caractéristiques des feuilles en gardant la même allure pour d'autres. Par exemple, l'espèce *Acer Negundo*, illustrée dans la Figure 1.4 comporte des marges lisses, dentés et/ou lobées. Cependant, l'allure de la micro-nervure (texture) est la même pour ces différents échantillons (cf. Figure 1.4). Un autre exemple concerne les deux espèces *Ilex aquifolium* et *Quercus Ilex* est illustré dans la figure 1.5. Les deux espèces *Ilex aquifolium* et *Quercus Ilex* contiennent chacune des feuilles à marge lisse et dentée. Nous constatons que les échantillons à marges homologues qui

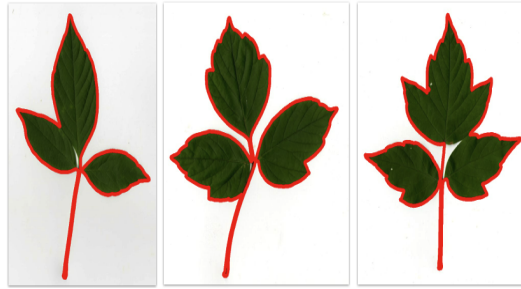


FIGURE 1.4: Intra-variations au sein de l'espèce *Acer Negundo* : de droite à gauche : marge lobée, dentelée et lisse.

proviennent de chacune de ces deux espèces sont plus similaires que ceux provenant de la même espèce. D'autres exemples d'espèces (ayant des caractéristiques variables) sont illustrés plus loin dans les Figures 1.12 et 1.13.

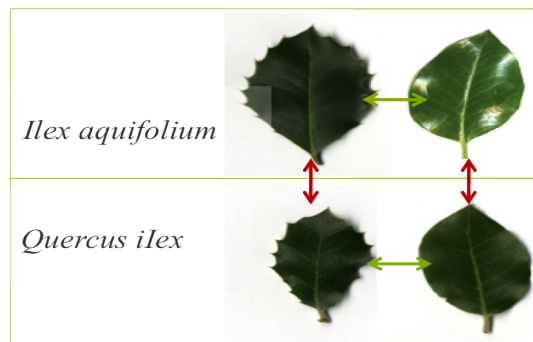


FIGURE 1.5: Similarité inter-espèces (flèche rouge) et variation intra-espèces (flèche verte) dans le cas des espèces *Ilex aquifolium* (haut) et *Quercus Ilex* (bas)

La plupart des méthodes proposées dans la littérature ramènent le problème d'identification des espèces de feuilles à un problème d'identification générique, basé sur des représentations de forme et de texture standards (i.e, valable pour tout type d'objets) et des méthodes de classification souvent linéaires (non hiérarchiques) GOËAU et collab. [2011]. Bien que les résultats obtenus soient assez intéressants, les descripteurs génériques bas niveau demeurent non interprétables et ne permettent pas la modélisation et le discernement de la composition et la structure des plantes. Un recours à l'expertise botanique serait judicieux pour augmenter la précision et la compréhension des systèmes d'identification automatique. D'ailleurs, cette expertise, fruit de plusieurs centaines d'années d'étude, est particulièrement conçue pour répondre aux contraintes spécifiques à l'identification des espèces de feuilles.

1.2 Contribution

1.2.1 Démarche adoptée

Notre étude s'intéresse à l'interprétation sémantique des images de feuilles, en se basant sur l'expertise botanique. Plus particulièrement, nous visons à modéliser des élé-

ments du savoir-faire botanique par l'introduction de méthodes géométriques simples (inspirées des définitions et des observations botaniques). Ces modèles seront par la suite intégrés dans un système automatique d'identification de feuilles dans lequel des techniques usuelles de fusion d'information et de prise de décision sont adoptées. Par rapport aux approches classiques d'apprentissage, cette approche se distingue par l'utilisation d'une hiérarchie de caractéristiques discriminatoires (dénommées par la suite caractères ou concepts), dont la structure et les définitions sont déduites à priori à partir des connaissances botaniques. D'autre part, cette approche a la particularité d'être interprétable à deux niveaux : au niveau de la conception des solutions, en définissant des modèles géométriques corrélés avec chacune des caractéristiques botaniques étudiées, puis, au niveau des résultats, en expliquant les raisons de fausses identifications si elles ont eu lieu. D'une manière générale, les botanistes ont construit des ontologies (ou ensemble de hiérarchies) de caractères (ou concepts) qui décrivent les aspects les plus importants de l'architecture de la feuille, par exemple, l'organisation du limbe, la forme globale, les configurations marginales (formes des dents) et la description des différentes parties de la feuille, etc. En général, l'agrégation des états (ou labels) de ces caractères permet une éventuelle identification de l'espèce. Nous illustrons un exemple simple de cette démarche dans la Figure 1.6 (pour quelques espèces). Nous signalons, par ailleurs, qu'outre leur intérêt en taxonomie GROUP [1999], ces caractères foliaires ont des contributions potentielles dans de nombreuses autres disciplines : par exemple, la construction de l'histoire paléo-climatique en se basant sur les fossiles de feuilles en paléo-botanique, la définition de l'interaction entre les formes foliaires et les paramètres environnementaux (température, humidité, nature du sol, etc), en géologie TRAISSER et collab. [2005], etc.

Néanmoins, envisager d'effectuer la totalité du processus d'identification botanique d'une manière automatique (c'est-à-dire, extraire tous les caractères possibles) est un objectif un peu illusoire, pour plusieurs raisons :

- L'absence d'une vérité terrain relative à tous les concepts possibles.
- La subjectivité de certains concepts botaniques. Certains caractères botaniques ne sont pas standards ou communs à tous les botanistes.
- L'absence de l'information au niveau de l'image (par exemple, la rugosité ou la présences de poils).
- L'insuffisance de la qualité de l'image. En effet, l'extraction automatique de certains concepts fins (par exemple, ceux relatifs à la nervation et aux épines), requiert des images de haute qualité ce qui est difficile à réaliser dans les conditions d'acquisition classiques.
- Les contraintes d'acquisition d'images et les problèmes spécifiques à l'identification des feuilles que nous avons évoqués auparavant.
- L'insuffisance des caractères foliaires pour certaines espèces et la nécessité d'ajouter des caractères botaniques relatifs à d'autres organes de la plante.

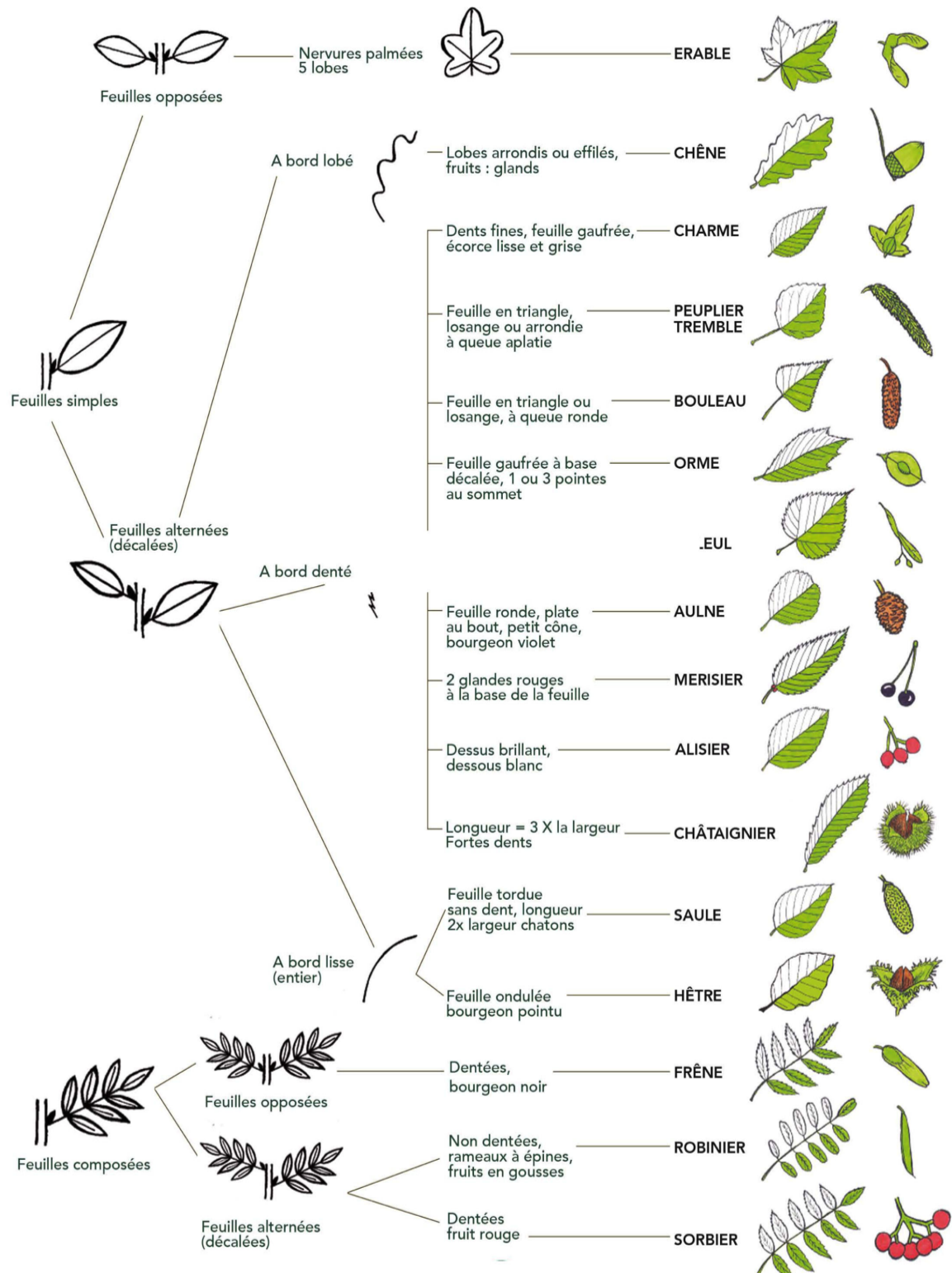


FIGURE 1.6: Exemple de la démarche botanique sur quelques espèces.

La présente étude s'intéresse, plus particulièrement, à trois concepts botaniques foliaires : l'"arrangement", la "lobation" et la "partition".

Les définitions respectives des trois concepts sont présentées dans ce qui suit :

1. Le concept "Arrangement"

Les feuilles peuvent être divisées selon le concept "arrangement" en deux catégo-

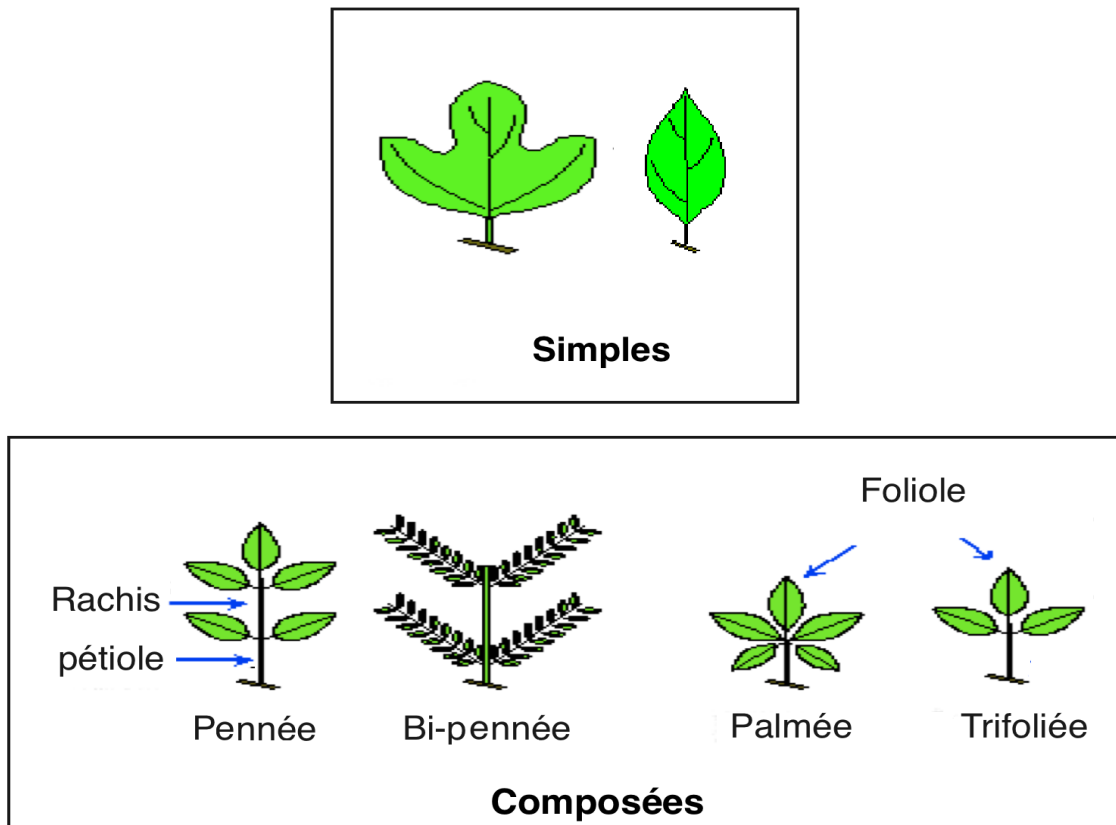


FIGURE 1.7: Catégorisation des feuilles selon le concept “Arrangement” en feuilles simples et feuilles composées. Les feuilles composées qui sont découpées en folioles peuvent être classifiées selon la disposition de ces dernières en (de droite à gauche) feuilles pennées, bi-pennées, palmées et trifoliées GROUP [1999].

ries principales : **simples** et **composées**. Pour les feuilles simples, le limbe est une seule unité, définie par la partie aplatie attachée au pétiole (voir les deux exemples de la Figure 1.10)). Quant aux feuilles composées (cf. Figure 1.10 et Figure 1.7), le limbe est complètement divisé en plusieurs petites structures, appelées folioles. D’un autre côté, la disposition et la structure des folioles déterminent plusieurs sous-catégories (cf. Figure 1.7) : (1) pennées si les folioles sont disposées de part et d’autre du rachis (qui est la continuité du pétiole dans le limbe dans ce cas), (2) bi-pennées, si les folioles ont, par ailleurs, une structure pennée, (3) palmées si elles sont centrées autour du point base et (4) trifoliées si elles sont limitées à trois folioles.

2. Le concept “Lobation”

La division des feuilles selon le concept “Lobation” ne concerne que les feuilles simples (cf. Figure 1.10). En réalité, le limbe d’une feuille simple peut être découpé en des parties arrondies, moins profondes que les folioles et séparées par des sinus. Ces parties s’appellent des lobes et les feuilles qui en contiennent s’appellent des **feuilles simples lobées**. Tout comme les folioles, les lobes ont des structures palmées ou pennées selon leurs dispositions dans la feuille (cf. Figure 1.8). Le limbe

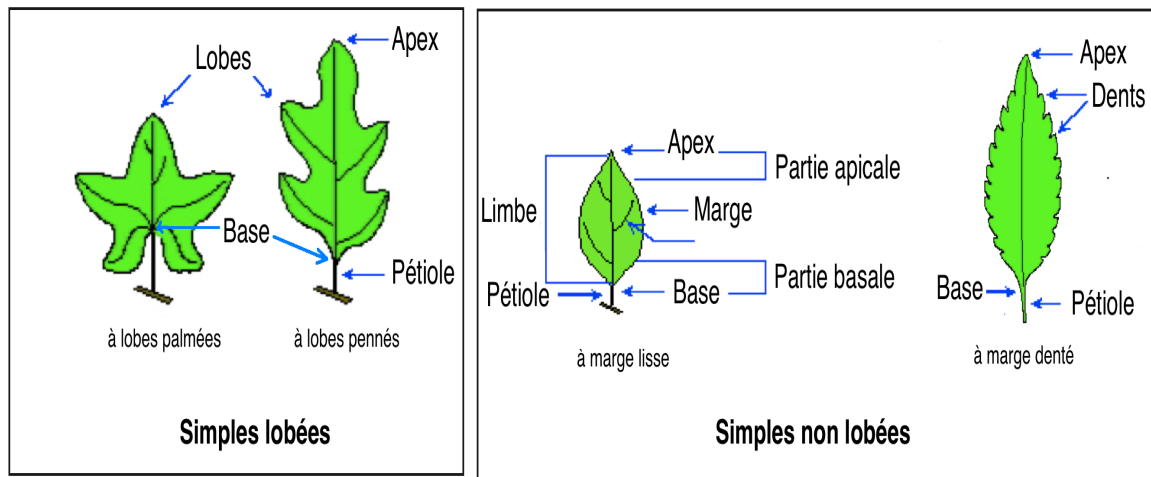


FIGURE 1.8: Catégorisation des feuilles simples en feuilles lobées et feuilles non lobées. Les feuilles simples non lobées incluent les feuilles lisses (à droite) et les feuilles dentées (à gauche).

d'une feuille simple peut avoir aussi une bordure entière (marge lisse) ou moins échancrée (marge dentée). Les feuilles simples à marge lisse ou à marge dentée constituent l'ensemble des **feuilles simples non lobées** (cf. Figure 1.8).

3. Le concept "Partition"

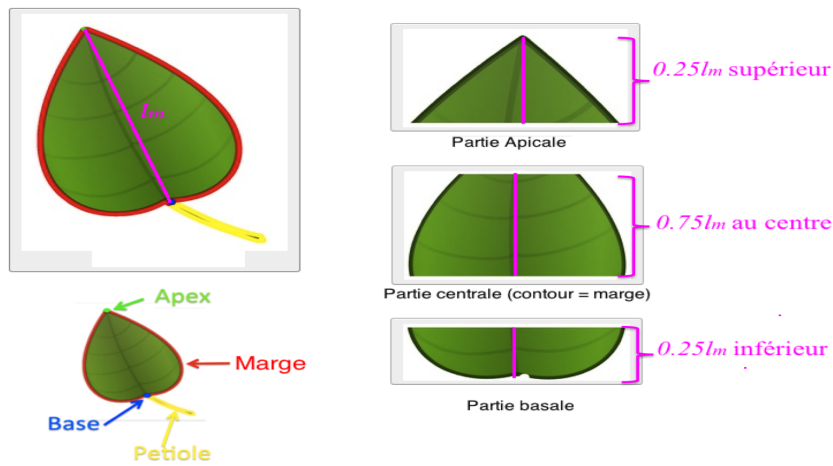
La décomposition des feuilles est distincte selon le type des feuilles : simples et composées.

Pour les feuilles (simples lobées ou non lobées), la décomposition que nous considérons est celle définie par le Manuel de l'architecture des feuilles GROUP [1999]. Cette décomposition doit être précédée par un alignement de l'image de la feuille selon sa position intuitive, définie par la droite liant les points clés de caractérisation : base et apex (droite portée par le segment l_m dans la Figure 1.9a). Elle engendre trois régions principales (cf. Figure 1.9a) : (1) Partie basale, définie par la partie un quart inférieure du limbe (25 % inférieur du limbe et centré au point base qui lie le limbe au pétiole, (2) Partie apicale, définie par la partie un quart supérieur du limbe (25 % supérieur du limbe) et centré à un point aigu, appelé apex. (3) Partie centrale qui n'est que la région restante entre les deux parties basale et apicale. Sa bordure correspond à la marge de la feuille.

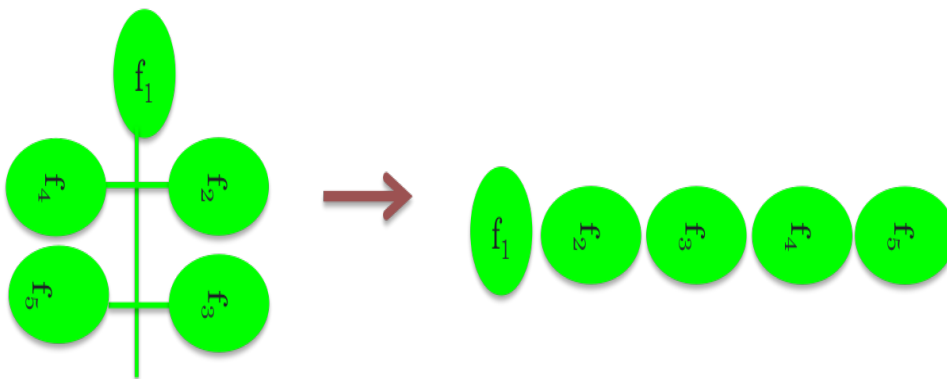
Quant aux feuilles composées (cf. Figure 1.9b), les parties considérées sont les folioles. En général, une feuille composée doit avoir au minimum trois folioles.

Le choix de ces concepts se justifie par leur simplicité et leur fiabilité. En effet, ils sont les premiers caractères qu'utilisent tous les botanistes pour identifier les feuilles GROUP [1999]. Dans notre contexte, ces trois concepts sont utilisés pour des fins de structuration de la base d'images de feuilles avant tout processus d'identification d'espèces. Plus particulièrement, ils correspondent à deux types de relations sémantiques TOUSCH et collab. [2012] (cf. Figure 1.11).

- Relation d'appartenance : "Est membre de", définie par les labels du premier niveau relatifs aux concepts "arrangement" et "lobation". Ceci engendre un schéma de ca-



(a) Partition des feuilles simples en trois parties : apicale, basale et centrale



(b) Partition des feuilles composées en folioles f_i

FIGURE 1.9: La décomposition en parties sémantiques selon le type de la feuille : simple ou composée.

tégorisation en trois sous-ensembles homogènes (cf. Figure 1.10 qui sont les feuilles simples lobées, feuilles simples non lobées et composées.

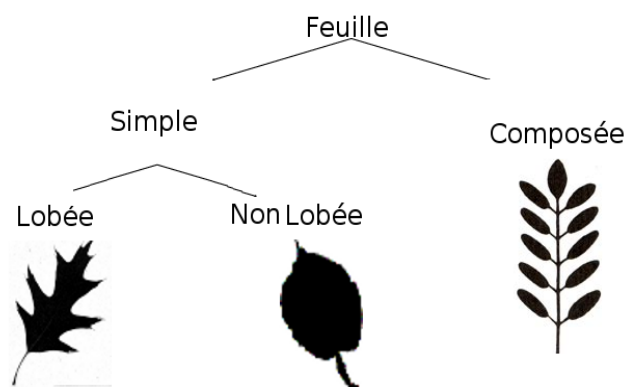


FIGURE 1.10: Le schéma de catégorisation proposé dans cette thèse.

— Relation de décomposition : “Est partie de”, qui concerne la décomposition de la feuille en parties (cf. Figure 1.9). Cette dernière diffère selon le type de la feuille.

Elle engendre trois parties basale, apicale et centrale pour les feuilles simples et plusieurs folioles pour les feuilles composées.

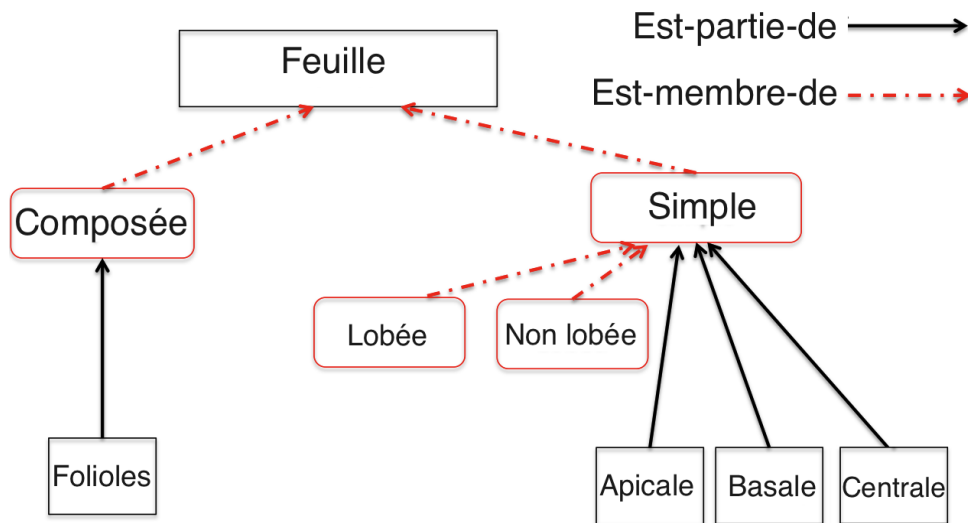


FIGURE 1.11: Illustration des types de relations existantes entre les concepts foliaires étudiés.

Par le biais de cette structuration sémantique (inspirée de la botanique), nous arrivons à concevoir une approche de type “diviser pour régner”. Nous pensons que cette approche est très adéquate pour soulever les difficultés spécifiques au problème d’identification des feuilles, notamment les variations intra-espèces et les similarités inter-espèces, et réduire ainsi le “fossé sémantique” entre les éléments bas-niveau et les concepts botaniques.

1.2.2 Avantages de la structuration sémantique en identification des feuilles

La structuration sémantique, proposée dans cette étude, est principalement intéressante pour les deux raisons suivantes :

- La catégorisation permet d’une part d’élaborer des recherches délimitées dans des sous-ensembles homogènes et de même type et d’autre part, offre la possibilité de définir des descriptions adaptées à chaque sous-ensemble en fonction de ses propriétés discriminatoires.
- La décomposition des feuilles permet de définir des représentations locales dont le support sont les parties sémantiques. Par rapport aux supports usuels, définis à partir de concepts visuels bas niveau (par exemple, les patches définis à partir des points d’intérêt BAMA et collab. [2011]; MOUINE et collab. [2012a]), les parties sémantiques sont choisies en fonction de certaines propriétés, définies et décrites par les botanistes. Par ailleurs, la décomposition des feuilles est une solution efficace pour le problème de la faible similarité intra-espèces. Par exemple, l’espèce *Corylus Avellena*, de la catégorie des feuilles simples, peut avoir diverses formes au niveau de la partie apicale (cf. Figure 1.12 contrairement au reste de la feuille. Par

ailleurs, l'espèce *Salix Caprea* comporte des variations au niveau de la marge tout en ayant des parties basales similaires. Un autre exemple concerne la variation de la longueur du pétiole dans certains cas (par exemple, l'espèce *Crataegus azarolus*). Quant aux feuilles composées, les folioles peuvent varier au sein d'une même

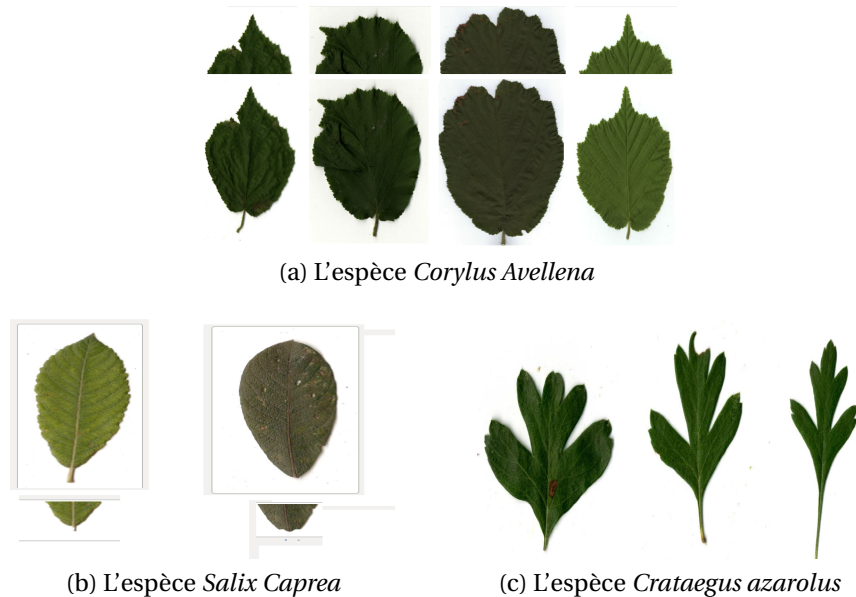


FIGURE 1.12: Exemples d'aspects variables et similaires à l'intérieur des espèces : (1) Les formes des parties apicales au sein de l'espèce *Corylus Avellena* sont variables par rapport aux parties restantes des feuilles. (2) L'espèce *Salix Caprea* peut contenir une variation au niveau de la marge tout en ayant des parties basales similaires. (3) La longueur du pétiole peut varier à l'intérieur de l'espèce *Crataegus azarolus*.

espèce (cf. Figure 1.13) en termes du nombre (par exemple, l'espèce *fraxinus angustifolia*, colonnes 1-3), de la forme (par exemple, l'espèce *Gleditsia triacanthos*, colonnes 4-5) et de la taille (par exemple, l'espèce *Vitex Agnus Cactus* colonnes 6-7).



FIGURE 1.13: Intra-variation au sein de quelques espèces de feuilles composées en terme des propriétés de folioles : nombre (3 premières colonnes, l'espèce *Fraxinus Angustifolia*), type (2 seconde colonnes, l'espèce *Gleditsia triacanthos* où les folioles peuvent être simples ou pennées) et taille (2 dernières colonnes, l'espèce *vitex agnus cactus*).

1.2.3 Cadre du travail

Le scénario idéal d'identification des feuilles est qu'un utilisateur envoie des photographies de feuilles prises aléatoirement (sans aucune restrictions) et reçoit correctement et rapidement l'identité des espèces auxquelles ces feuilles appartiennent. Par ailleurs, cet utilisateur est généralement néophyte (n'ayant aucune expertise botanique) et donc n'est pas en mesure d'interagir avec l'application. L'aboutissement à ce scénario idéal, en pratique, reste encore un sujet de recherche ouvert. Les approches existantes varient selon leur capacité à répondre aux différents critères qui définissent le scénario idéal : précision, rapidité, conditions d'acquisition aléatoires, non intervention de l'utilisateur. Par exemple, les approches qui ont ciblé les photographies de feuilles prises dans des conditions naturelles (aléatoires) sont généralement limitées par la grande complexité opératoire GOËAU et collab. [2014] ou bien requiert l'intervention de l'utilisateur CERUTTI et collab. [2013]; CERUTTI et collab. [2011]; GOËAU et collab. [2014]. Par ailleurs, leurs performances restent insuffisantes vis-à-vis des usagers.

Dans ce travail, nous nous situons différemment. En effet, nous souhaitons démontrer l'apport de certaines connaissances botaniques dans un schéma automatique d'identification de feuilles et étudier dans quelle mesure un tel procédé est faisable à partir des techniques de traitement et de recherche d'images par le contenu. Pour ce faire, nous concevons un ensemble de solutions simples et rapides, définies à partir de l'analyse des propriétés géométriques des contours des feuilles. Aucune intervention de l'utilisateur n'est exigée. Cependant, le succès de cette approche dépend énormément de la précision des contours ou plus précisément du succès de l'étape de segmentation. D'une manière

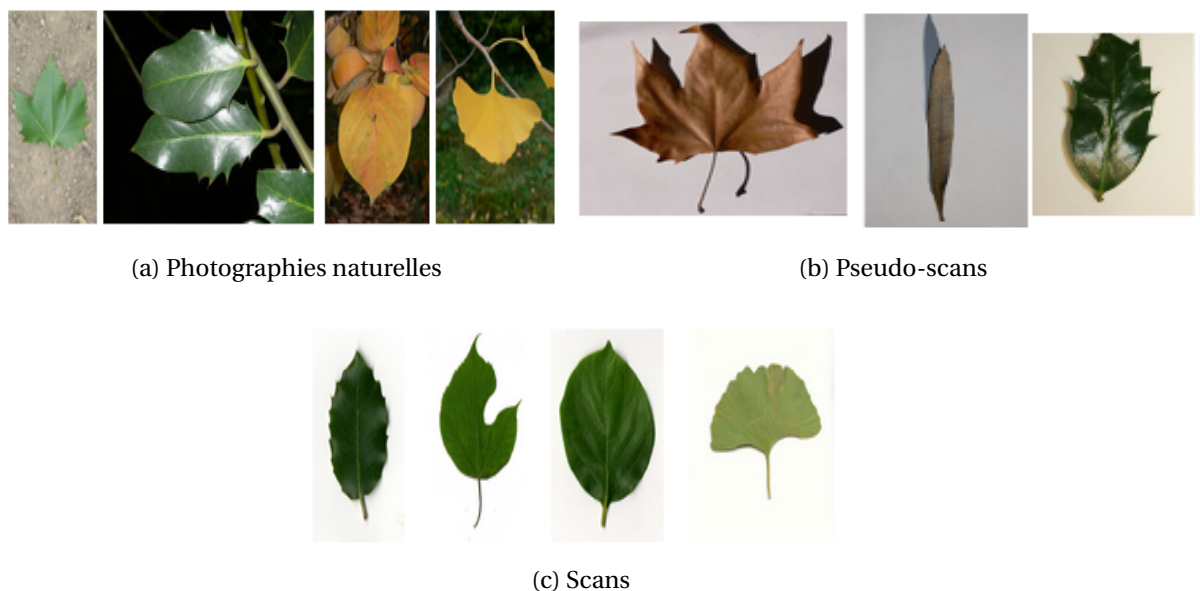


FIGURE 1.14: Trois types d'images selon le protocole d'acquisition : Les photographies et les pseudo-scans présentent des déformations qui rendent la tâche de segmentation difficile.

générale, la segmentation est une tâche extrêmement difficile pour les photographies prises dans des conditions entièrement naturelles (cf. Figure 1.14a) où le fond comporte

des objets autres que la feuille à étudier (par exemple, les autres organes de la plante, les autres feuilles, les cailloux, les herbes, etc.). La segmentation n'est pas toujours couronnée de succès même pour photographies prises sur un fond uniforme (connues sous le nom de pseudo-scans, cf. Figure 1.14b) étant donnée que ce type d'image comporte des déformations liées au protocole d'acquisition (par exemple, la présence d'ombre et l'irrégularité de la luminance).

De ce fait, les images considérées dans cette thèse sont exclusivement les images prises dans des conditions "de laboratoire" ; ce sont les images scannées sur un fond complètement homogène (cf. Figure 1.14c) pour lesquelles la tâche d'extraction de contour est facilement établie. Les contours ainsi obtenus constituent un support fiable pour évaluer notre approche de structuration inspirée des connaissances botaniques.

D'un autre côté, seul le processus de structuration sémantique (catégorisation et partition) des images de feuilles est établi entièrement sur le contour. L'étape de description des feuilles peut être élaborée en utilisant, outre le contour, la texture et la forme interne.

1.3 Organisation du manuscrit

Le manuscrit est organisé de la manière suivante. Dans le chapitre 2, nous exposons une revue des différentes approches d'identification des feuilles qui existent dans la littérature. Cette revue est organisée en deux sections : La première section présente les approches génériques qui adoptent des méthodologies et des techniques usuelles d'identification d'objets. La deuxième section porte sur les approches spécifiques qui ont introduit des connaissances botaniques dans le processus d'identification des feuilles. Un aperçu sur les approches qui ont utilisé la sémantique structurée dans d'autres contextes d'étude, notamment, en reconnaissance automatique d'objets naturels est aussi présenté au début de cette deuxième section.

Le chapitre 3 traite la mise en œuvre du procédé de la structuration sémantique d'une manière automatique en se basant sur l'analyse du contour de la feuille. Cela passe par la présentation de l'étape préliminaire d'étiquetage de la feuille (extraction automatique des points clés de caractérisation et alignement). Les algorithmes de catégorisation et partition sémantiques seront expliqués par la suite.

Le chapitre 4 présente les différentes représentations, définies en fonction des structures sémantiques introduites (parties et catégories). Sur la base des parties, nous avons exploité deux types de représentations : (1) les descripteurs génériques de forme et de texture et (2) les modèles statistiques de forme qui ont permis de modéliser les variations des parties par espèces. D'autre part, un procédé de sélection de représentations pertinentes ainsi qu'un descripteur à base de paramètres morphologiques ont été définis à partir de la connaissances des catégories des feuilles.

Dans le chapitre 5, nous présentons les approches de fusion d'informations, adaptées à la combinaison des représentations élémentaires à base de ces structures sémantiques. Ensuite, nous rappelons les méthodes de classification employées. Deux principaux scé-

narios d'identification seront décrits à la fin de ce chapitre.

Le chapitre 6 sera dédié à l'étude des performances de l'approche proposée par rapport au schéma d'identification classique (en utilisant l'image entière) et par rapport aux approches existantes dans la littérature (en se référant principalement aux compagnes d'évaluation de la tâche d'identification ImageCLEF 2011 et 2012). Nous terminons ce manuscrit par la conclusion et les perspectives de ce travail.

Chapitre 2

État de l'art

Sommaire

2.1 Approches génériques	18
2.1.1 Approches globales	20
2.1.2 Approches locales	34
2.2 Approches spécifiques	40
2.2.1 La structuration sémantique en reconnaissance automatique d'ob- jets	40
2.2.2 Approches d'identification des feuilles à base des caractères foliaires	43

L'IDENTIFICATION automatique des espèces végétales est un sujet de plus en plus abordé dans le contexte de la recherche d'image par le contenu. Les approches qui s'y rapportent ont utilisé différents organes de la plante : les fleurs DAS et collab. [1999]; GAGE et WILKIN [2008]; HONG et collab. [2004]; NILSBACK et ZISSERMAN [2008]; WILKIN [1999], les fruits WILKIN [1999], les écorces FIEL et SABLATNIG [2011]; WILKIN [1999] et les feuilles COPE et collab. [2012] séparément ou combinés GOËAU et collab. [2012b]. Toutefois, c'est l'organe feuille qui est le plus fréquemment étudié et utilisé, non seulement puisqu'il est le plus abondant et le plus facile à scanner et à photographier, mais surtout vu qu'il est porteur d'informations riches et discriminantes conduisant souvent à l'identification correcte de l'espèce ou à la limite à l'identification des niveaux taxonomiques un peu plus haut (i.e, le genre ou la famille de la feuille).

Nous consacrons ce chapitre à la présentation des principales approches d'identification automatique des espèces de plantes par les images de feuilles. Nous considérons principalement deux grandes familles d'approches : approches génériques et approches spécifiques. Les approches génériques utilisent les descripteurs standards conçus pour tous les types d'objets, indépendamment des particularités des feuilles. En revanche, les approches spécifiques essaient d'introduire des connaissances issues de l'expertise botanique, notamment, les caractères morphologiques foliaires, dans le processus d'identification. D'une manière générale, ces deux familles d'approches dépendent chacune de l'échelle d'analyse selon laquelle la feuille est décrite d'une part (i.e, étant soit locale ou bien globale) et de la primitive utilisée d'autre part. Le Tableau 2.1 présente une vue d'ensemble de ces différentes catégories d'approches.

	Approches génériques	Approches spécifiques
Globale	Forme Texture Couleur	Forme Nervation
Locale	Régions ou segments Points d'intérêt	Parties caractéristiques

TABLEAU 2.1: Familles d'approches d'identification des espèces de plantes à base des images de feuilles.

2.1 Approches génériques

Les descripteurs génériques sont conçus pour tous les types d'objets. Ils décrivent généralement un aspect visuel particulier défini selon trois critères :

- L'attribut (ou la primitive) qui représente l'image. Il correspond soit à la couleur, à la texture ou à la forme,
- La transformation de l'image, c'est-à-dire, la règle selon laquelle l'image est codée dans l'espace descripteur. Cette règle peut être définie, à titre d'exemple, par un changement de base ou un histogramme.

Approches génériques	
Globale	
Forme	Couleur
Texture	
Points d'intérêt	
Région (image binaire de la feuille) -Moments de Hu -Moments de Zernike -Descripteur dérivé de l'analyse fractale	-Moments de couleur
Contour extérieur (de la feuille) -Les paramètres géométriques -Les fonctions unidimensionnelles: <ul style="list-style-type: none"> • CCD • ACD -Les transformées spectrales: <ul style="list-style-type: none"> • Fourier 1D • Fourier elliptique. -Les relations spatiales entre les points de contours: <ul style="list-style-type: none"> • Shape Context • Graphe complexe -L'analyse multi-échelles: <ul style="list-style-type: none"> • CSS • Hocs • Représentation triangulaire multi-échelles 	-Tous les Contours contenus dans la feuille -EOH -Histogramme de Hough de LEOH -LEOH
Région (patchs) -Sélection de patchs fortement texturés	-Filtre de Gabor. -Matrice de co-occurrences -Transformée en ondelettes -Histogramme de Fourier. -LBP
Segments de contour -Arbre de forme -Sac de fragments de contour. -Chaînes hiérarchiques.	-Moments de couleur
Points d'intérêt -SIFT -SURF -Harris	

FIGURE 2.1: Récapitulatif des principaux descripteurs génériques utilisés en identification de feuilles

- L'échelle d'analyse (i.e, globale ou locale). Les descripteurs peuvent être extraits à partir de l'image entière et correspondent dans ce cas aux descripteurs globaux comme ils peuvent être définis localement sur des segments de contour, des régions ou des points d'intérêt de l'image. Ils correspondent dans ce cas aux descripteurs locaux.

2.1.1 Approches globales

Les approches globales décrivent l'objet dans son intégralité. Elles utilisent plusieurs attributs, notamment la forme, la texture et la couleur. Dans le contexte d'identification des feuilles, la forme constitue l'attribut le plus fréquemment employé COPE et collab. [2012]. Ceci est lié principalement à sa richesse et à la facilité de son extraction à partir de l'image (par rapport à la texture). En revanche, si la texture constitue aussi un attribut très discriminant de la feuille, elle est beaucoup moins utilisée que la forme, étant donné qu'elle requiert des techniques plus sophistiquées d'acquisition d'images afin de pouvoir capturer les variations fines de la micro-nervure COPE et collab. [2012]. Quant à la couleur, elle est très rarement utilisée dans le contexte d'identification des feuilles vu qu'elle varie selon les saisons. Cependant, elle peut contribuer à l'amélioration de l'identification quand les images de la base sont capturées pendant la même période de l'année ou bien quand la base contient plusieurs observations collectées aux mêmes périodes de l'année. D'une manière générale, les approches à base de la texture et de la couleur sont combinées avec la forme.

2.1.1.1 La forme

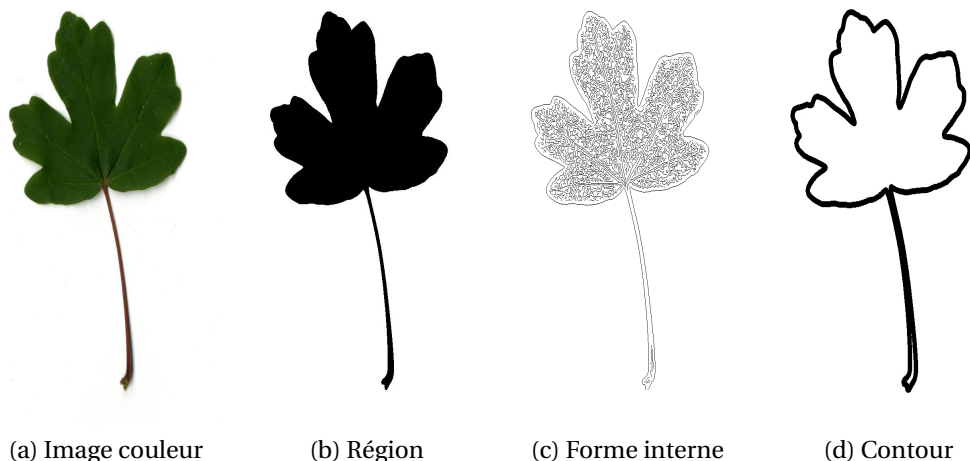


FIGURE 2.2: Trois types de supports pour la représentation de la forme foliaire : région, forme interne et contour.

La description de la forme peut être définie sur trois supports :

- Région correspondante à l'image binaire de la feuille (pour une meilleure visibilité, ces régions sont représentées en noir dans la Figure 2.2b),

- Tous les contours contenus sur l'image de la feuille, c'est à dire, le contour externe et les contours internes (cf. Figure 2.2c)
- La bordure externe de la feuille, nommée simplement contour (cf. Figure 2.2d).

2.1.1.1.1 Descripteurs de région

Les descripteurs basés sur la région tiennent en compte tous les pixels de coordonnées (x, y) de l'image binaire $f(x, y)$ qui représente la forme R (cf. Figure 2.2b) tel que :

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } P(x, y) \in R \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Parmi les descripteurs de région qui ont été appliqués sur les formes foliaires, nous citons principalement les moments géométriques de Hu et de Zernike et un descripteur dérivé de l'analyse fractale.

a) Les moments géométriques de Hu et de Zernike

Les moments $m_{p,q}$ d'ordre $p + q$, $p, q \in \mathbb{Z}$ de l'image binaire (région) $f(x, y)$ sont donnés par la formule suivantes :

$$m_{p,q} = \sum_x \sum_y \Psi(p, q) f(x, y) \quad (2.1)$$

avec $\Psi(p, q)$ est une base de fonction.

Les moments de Hu sont définis par la projection de l'image binaire sur une base de fonction définie par $\Psi(p, q) = x^p y^q$. Quant aux moments de zernike, la fonction de base $\Psi(p, q)$ est définie par un ensemble de polynômes orthogonaux.

Les moments de Hu et de Zernike ont été utilisés dans le contexte d'identification des feuilles dans WANG et collab. [2008].

b) Descripteur dérivé de l'analyse fractale

L'analyse fractale a été utilisée pour mesurer la complexité des formes foliaires, en se basant notamment sur la technique de Minkowski-Bouligand PLOTZE et collab. [2005]. Le principe est d'étudier la variation de l'aire de la forme $A(r)$ en effectuant une suite de dilatations progressives de la région de la feuille selon un disque de taille r (cf. Figure 2.3). L'aire de la forme est définie par le nombre de pixels tel que $f(x, y) = 1$

La dimension fractale, notée D, est définie formellement par :

$$D = \lim_{\sigma \rightarrow 0} \frac{\log A(r)}{\log(r)}. \quad (2.2)$$

Dans la pratique, D est obtenue directement en mesurant la pente de la droite de régression linéaire (i.e, moindre carrée) de la courbe $(\log(A(r)), \log(r))$ (notée log-log dans la Figure 2.4). La différence e_i entre cette droite estimée (représentée par

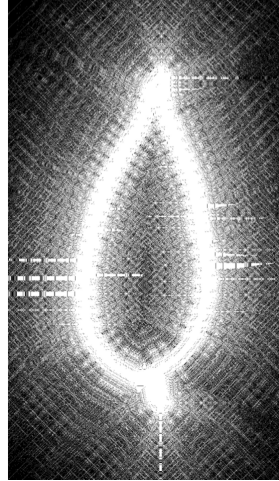


FIGURE 2.3: Une suite de dilatations selon un disque de taille r appliquée à la région de la feuille.

l'équation $ax + b = y$) et la courbe log-log définit le descripteur utilisé à un point, qu'on note e_i :

$$e_i = a \log r_i + b - \log A(r_i). \quad (2.3)$$

avec ($i < l$, l le nombre de points de la courbe log-log).

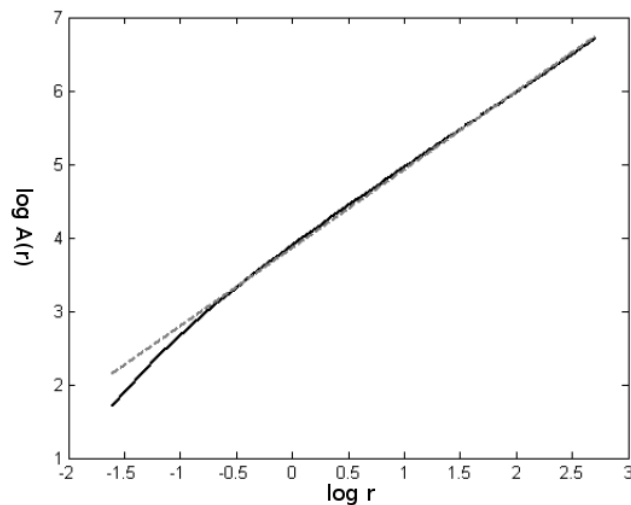


FIGURE 2.4: La courbe log-log (PLOTZE et collab. [2005]).

Une autre manière d'étudier la variation de l'aire de la forme consiste à appliquer une suite de lissages au contour par des filtres gaussiens avec des valeurs de variance σ croissantes FLORINDO et collab. [2010].

2.1.1.1.2 Descripteurs de forme interne

Parmi les descripteurs de forme à base de la forme interne, définie par tous les contours contenus dans la forme (cf. Figure 2.2c), nous citons notamment, le descripteur *Edge Orientation Histogram* (EOH) DALAL et TRIGGS [2005], le descripteur *Local Edge Orientation Histogram* (LEOH) MZOUGHFI et collab. [2013]; QIAN et collab. [2000] et l'histogramme de Hough FERECATU [2005]. Ces descripteurs ont été parmi les représentations qui ont été

utilisées dans GOËAU et collab. [2011] et évaluées dans le cadre de la campagne d'évaluation d'ImageCLEF. Ces descripteurs sont aussi exploités dans le cadre de cette thèse. Leurs définitions seront détaillées dans la Section 4.1.

2.1.1.1.3 Descripteurs de contour

Le contour (externe) (cf. Figure 2.2d) est le support le plus utilisé dans le contexte d'identification des feuilles. Les approches qui s'y rapportent sont basées soit sur des paramètres géométriques globaux ou bien des propriétés géométriques particulières représentées sous forme de vecteurs signatures. Dans la suite, nous allons passer en revue ces différentes approches utilisées en reconnaissance d'espèces d'arbres. Nous commençons par quelques paramètres géométriques puis nous regroupons les principales approches à base de vecteurs signatures.

Soit P la représentation discrète du contour de la feuille, définie par n points p_i , telle que :

$$P = \{p_i = (x_i, y_i) \mid 0 \leq i \leq n - 1\}.$$

2.1.1.1.3.1 Paramètres géométriques

Nous allons énumérer certains paramètres géométriques qui ont été utilisés dans le contexte d'identification des feuilles WU et collab. [2007]; YAHIAOUI et collab. [2012] (cf. Figure 2.5) :







Rectangularité		Circularité	
Convexité		Sphéricité	
Solidité		Variance d'ellipse	

FIGURE 2.5: Illustration de quelques paramètres géométriques.

- a) **Rectangularité**, noté *Rect*, représente dans quelle mesure la forme est rectangulaire, c'est à dire, combien elle remplit sa boîte englobante minimale. La boîte englobante minimale est définie par le rectangle minimale contenant la forme.

$$Rect = 1 - \frac{A}{A_B} \quad (2.4)$$

avec A est l'aire de la forme, A_B est l'aire de la boîte englobante minimale B .

- b) **Convexité et solidité**, décrivent respectivement les variations du périmètre et l'aire de la forme par rapport à son enveloppe convexe H. L'enveloppe convexe H (représentée sous forme de polygone) est définie par la plus petite région convexe contenant la forme.

La convexité, notée C, est définie par le ratio entre le périmètre de l'enveloppe convexe p_H et celui du contour original P :

$$C = \frac{p_H}{p_P}. \quad (2.5)$$

La solidité, notée S, qui décrit jusqu'à quelle degré la forme est convexe ou concave est définie par le ratio suivant :

$$S = \frac{A}{A_H} \quad (2.6)$$

avec, A_H est l'aire de l'enveloppe convexe associée à la forme.

- c) **Circularité**, notée O, représente combien une forme est similaire à un cercle. Elle est définie par le rapport entre l'aire de la forme A et l'aire du cercle ayant le même périmètre A_{cp} que la forme.

$$O = \frac{A}{A_{cp}^2} = \frac{4\pi A}{P_p^2}. \quad (2.7)$$

avec P_p est périmètre de la forme.

- d) **Sphéricité**, notée Sph , est le ratio entre les rayons r_i et r_c , respectivement, des cercles inscrits et circonscrits dans la forme.

$$Sph = \frac{r_i}{r_c} \quad (2.8)$$

- e) **Variance d'ellipse**, notée E_{va} , représente le degré d'erreur issue de la mise en correspondance d'une forme à une ellipse qui l'entoure et ayant la même matrice de variances-covariances.

La matrice de variances-covariances du contour P est donnée par la formule suivante :

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \begin{pmatrix} (x_i - \bar{x})^2 & (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \\ (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) & (y_i - \bar{y})^2 \end{pmatrix}. \quad (2.9)$$

avec $G = (\bar{x}, \bar{y})$ le centre de gravité du contour P. G est défini par l'équation suivante :

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_i \\ \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} y_i \end{pmatrix}. \quad (2.10)$$

Soit $C_{ellipse} = C$ la matrice de variances-covariances de l'ellipse. Notons par :

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} x_i - \bar{x} \\ y_i - \bar{y} \end{pmatrix}$$

$$d'_i = \sqrt{(V_i^T C_{ellipse} V_i)}$$

$$\sigma'_s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (d'_i - \mu'_s)^2} \quad \text{et} \quad \mu'_s = \sum_{i=0}^{n-1} d'_i$$

Ainsi, le paramètre variance d'ellipse s'écrit de la manière suivante :

$$E_{va} = \frac{\sigma'_s}{\mu'_s}, \quad (2.11)$$

Passons maintenant à la description de certains descripteurs globaux qui correspondent à des vecteurs signatures (i.e, liste de composantes) qui représentent la forme de la feuille. Nous organisons ces descripteurs selon les approches d'analyse en quatre catégories : les fonctions uni-dimensionnelles, les transformées spectrales, les descripteurs à base des relations spatiales entre les points du contour et les descripteurs multi-échelles.

2.1.1.1.3.2 Les fonctions uni-dimensionnelles

a) Le descripteur CCD.

Le descripteur CCD *Centroid-Contour Descriptor* BEGHIN et collab. [2010]; WANG et collab. [2003] est défini par la suite des distances entre les points du contour et le centre de gravité de la forme. Un exemple de calcul du CCD est représenté dans la Figure 2.6

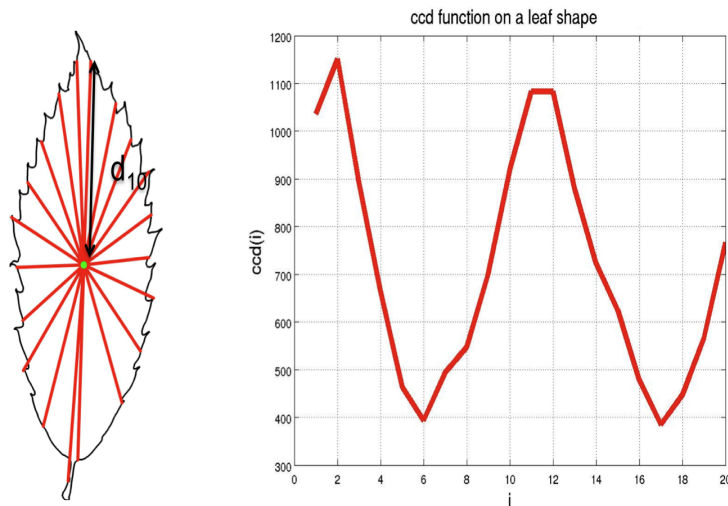


FIGURE 2.6: Illustration du calcul du descripteur CCD : La distance d_{10} représente une composante de la fonction CCD représentée à droite.

b) Le descripteur ACD.

Chaque composante du descripteur ACD (*Angle Contour Distance*) BEGHIN et collab. [2010] est définie par la différence en valeur absolue des deux angles suivants : (1) l'angle défini au centre de gravité de la forme de la feuille entre le point de départ et le point courant, et (2) l'angle équivalent défini sur un cercle de même périmètre que le contour de la forme (cf. Figure 2.7).

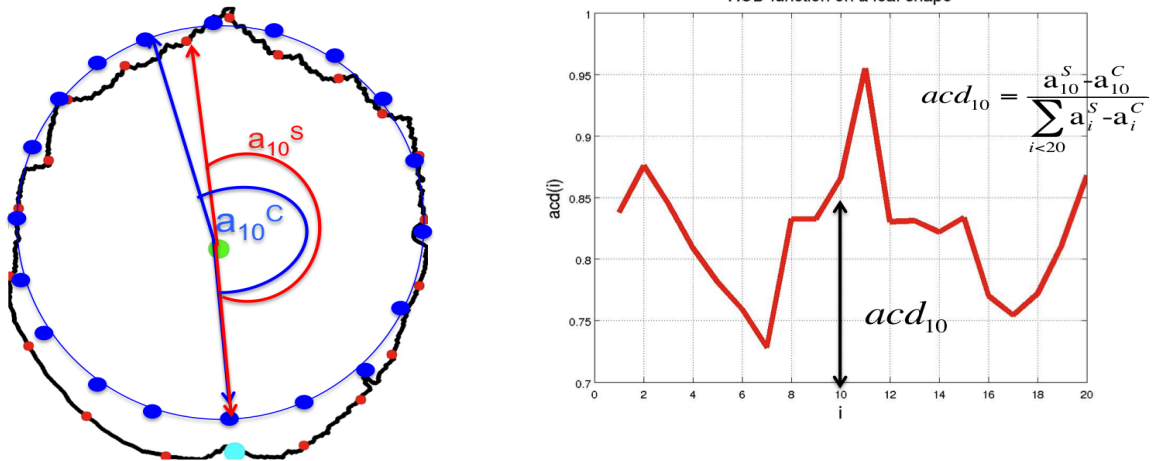


FIGURE 2.7: Illustration du calcul du descripteur ACD : acd_{10} représente une composante de la fonction ACD représentée à droite.

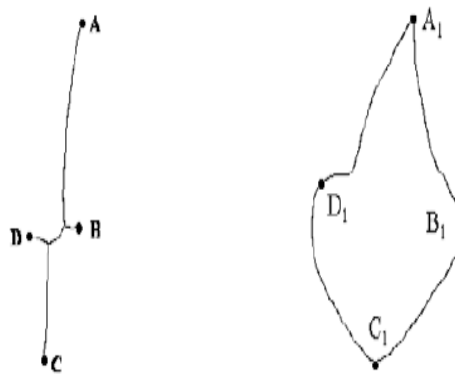


FIGURE 2.8: Réduction des points de départ possibles au points de contour (à droite) proches aux terminaux du squelette qui lui est associé (à gauche) WANG et collab. [2003]

Les descripteurs CCD et ACD ont été utilisés combinés dans BEGHIN et collab. [2010]. Ils ont été traités comme des distributions de probabilités pour définir une mesure de similarité à partir de la distance de "Jeffery-divergence" COPE et collab. [2010b]

Ces deux descripteurs sont, par définition, sensibles au choix du point de départ. Une solution intuitive serait d'utiliser le décalage "shifting" afin de trouver la meilleure mesure de similarité entre deux formes. Une alternative plus rapide, a été proposée dans WANG et collab. [2003], consiste à réduire l'ensemble de points de départ possibles aux points de contour proches du squelette associé (cf. Figure 2.8). Nous montrons dans le Paragraphe 3.1.2.3 que la détection de la base (un point clé de caractérisation botanique des feuilles) est une solution plus efficace qui permet d'éviter totalement l'étape de décalage.

2.1.1.1.3.3 Transformées spectrales

a) Descripteur de Fourier 1D.

Bien que le descripteur de Fourier est une technique vieille de 40 ans, il reste encore un outil de description valide vu qu'il est facile à calculer et robuste au bruit MING-QIANG et collab. [2008]; ZHANG et LU [2005]. Il est généralement obtenu suite à la

représentation de la forme du contour par la transformée de Fourier.

Les travaux en identification des feuilles à partir de leur contour se sont principalement intéressés aux descripteurs de Fourier 1D KADIR [2015]; SIRAVENHA et CARVALHO [2015]; SUK et collab. [2013], définis à partir d'une fonction unidimensionnelle du contour, notée $s(i)$, $0 \leq i \leq n-1$ (n le nombre de point du contour) qui peut être définie de deux manières : (1) soit une fonction complexe $s(i) = x(i) + jy(i)$ ou bien (2) une fonction de distances (i.e, le descripteur CCD), $ccd(i)$.

Le descripteur de Fourier 1D obtenu à partir du calcul de la transformée de Fourier discrète qui est définie selon la formule suivante :

$$a(u) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} s(k) \exp(-j \frac{2\pi u i}{n}) \quad (2.12)$$

avec $u = 0, 1, \dots, n-1$.

Les coefficients du descripteur de Fourier sont définis par les amplitudes de la fonction $a(u)$. Ces coefficients sont normalisés par rapport au premier coefficient $a(0)$ dans l'objectif d'assurer l'invariance aux transformations affines (translations, rotations et aux changements d'échelle) et au point de départ.

b) Descripteur de Fourier elliptique.

Le contour est décrit par un ensemble ordonné d'harmoniques, dont chacune caractérise géométriquement une ellipse KUHL et GIARDINA [1982]. Plus spécifiquement, pour un contour fermé, l'harmonique, d'ordre k , est définie par les quatre coefficients suivants :

$$a_k = \frac{T}{2k^2 \pi^2} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{\Delta x_i}{\Delta t_i} [\cos(\frac{2k\pi t_i}{T}) - \cos(\frac{2k\pi t_{i-1}}{T})] \quad (2.13)$$

$$b_k = \frac{T}{2k^2 \pi^2} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{\Delta x_i}{\Delta t_i} [\sin(\frac{2k\pi t_i}{T}) - \sin(\frac{2k\pi t_{i-1}}{T})] \quad (2.14)$$

$$c_k = \frac{T}{2k^2 \pi^2} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{\Delta y_i}{\Delta t_i} [\cos(\frac{2k\pi t_i}{T}) - \cos(\frac{2k\pi t_{i-1}}{T})] \quad (2.15)$$

$$d_k = \frac{T}{2k^2 \pi^2} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{\Delta y_i}{\Delta t_i} [\sin(\frac{2k\pi t_i}{T}) - \sin(\frac{2k\pi t_{i-1}}{T})] \quad (2.16)$$

avec :

t_i est l'abscisse curviligne du point d'indice i ,

$\Delta x_i = x_i - x_{i-1}$, $\Delta y_i = y_i - y_{i-1}$ et $\Delta t_i = \sqrt{(\Delta x_i)^2 + (\Delta y_i)^2}$.

Ces coefficients seront par la suite normalisés par rapport à certaines propriétés géométriques des ellipses afin d'assurer l'invariance par rapport aux transformations affines. Le descripteur de Fourier a été appliqué dans NETO et collab. [2006] pour l'analyse et la description de quatre espèces de feuilles lors de leur croissance.

2.1.1.1.3.4 Descripteurs à base des relations spatiales entre les points du contour

a) Contexte de forme :

Le contexte de forme *shape context* BELONGIE et collab. [2002] est un descripteur qui caractérise la distribution spatiale de $n - 1$ points du contour par rapport à un point p_i . Cette distribution est représentée sous la forme d'histogramme 2D dans un espace log-polaire. Autrement dit, pour chaque point p_i , on représente le voisinage dans le repère log-polaire par une cellule définie par une log-distance $\log(r)$ et une position angulaire θ , comme illustré dans la Figure 2.9(a). Les points situés dans la même zone (ayant la même log-distance $\log(r)$ et la même position angulaire θ) contribuent à mettre à jour l'histogramme 2D au niveau de la cellule $(\log(r), \theta)$. Une version amé-

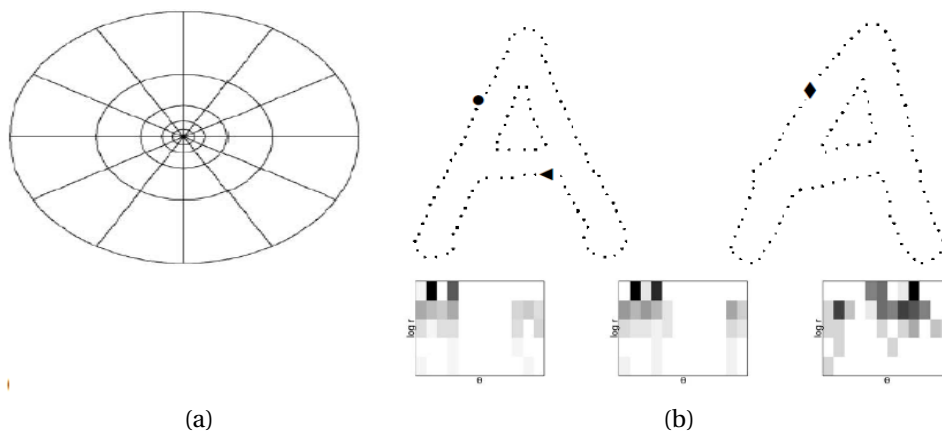


FIGURE 2.9: Illustration du calcul et de la mise en correspondance des descripteurs shape context au niveau de chaque point du contour BELONGIE et collab. [2002] : De gauche à droite : (a) : Diagramme d'un histogramme log-polaire utilisé pour le calcul du shape context au niveau du point situé à son centre, dans cet exemple, 5 plages pour la log-distance et 12 plages pour la position angulaire. (b) Deux formes visuellement similaires où les shapes context sont similaires au niveau des points étiquetés par •, ♦ et nettement différents par rapport au point étiqueté par ◀.

liorée du shape context (connue sous le nom de IDSC, *Inner Shape context*) a été proposée dans LING et JACOBS [2007]. Elle consiste à remplacer la distance Euclidienne classique par une distance interne (ou "*Inner distance*"). La distance interne d'une paire de points (i, j) est définie comme étant la longueur du plus court chemin situé à l'intérieur de la forme et liant ces deux points. Un exemple de calcul de cette distance est illustré (par une ligne continue) dans la Figure 2.10). Le IDSC a été utilisé en identification des feuilles dans BELHUMEUR et collab. [2008]; HAIBIN et collab. [2006]. D'autres modifications ont été proposées pour améliorer la performance du shape context dans l'identification des espèces de feuilles MOUINE et collab. [2012b]. Elles concernent principalement les deux ensembles de points considérés lors de la définition du shape context : l'ensemble du calcul (les points sur lesquels il est calculé) et l'ensemble du vote (les points par rapport auxquels il est décrit). Ainsi, trois variantes ont été proposées en fonction de la configuration possible : SC0 et SC1 où les ensembles de calcul et de vote sont les mêmes et constitués respectivement des points



FIGURE 2.10: Exemple de calcul de la distance interne (ligne continue) et la distance euclidienne (ligne en pointillé) HAIBIN et collab. [2006]

de contour et des points d'intérêt (obtenus par le détecteur Harris). En revanche, dans la troisième configuration SC2, l'ensemble de calcul contient les points d'intérêt et l'ensemble de vote contient les points de contour.

b) **Descripteur à base des graphes complexes.**

L'idée principale de ce descripteur est de modéliser le contour de la forme P par un graphe complexe $G = (V, E)$ où les sommets V correspondent aux points du contour et E correspond à l'ensemble des arcs du graphe (défini chacun par une paire de points du contour). À partir de ce graphe, un certain nombre de paramètres (principalement les mesures : degré et degré joints, qui caractérisent sa topologie, peuvent être déduites à différents niveaux de son évolution. En pratique, l'évolution du graphe est définie par des seuils croissants μ à partir desquels seuls les arcs qui ont une distance euclidienne inférieure à μ , sont retenus. Les arcs retenus à différentes valeurs de μ sont illustrés par des lignes rouges dans la figure 2.11.

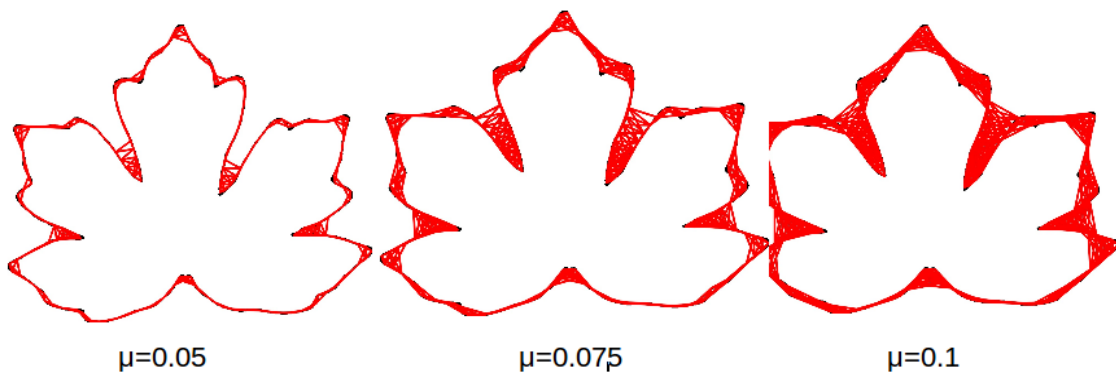


FIGURE 2.11: Représentation du graphe complexe à différents niveaux de son évolution, les arcs retenus sont colorés en rouge à chaque niveau μ .

2.1.1.1.3.5 Représentations multi-échelle :

a) **Le descripteur CSS**

Le descripteur CSS (*Curvature scale space*) MOKHTARIAN et MACKWORTH [1986, 1992], qui a été standardisé par MPEG-7, est basé sur la construction d'une image CSS (cf. Figure 2.12) à partir de l'organisation multi-échelles des points d'inflexion du contour

lissé par plusieurs filtres gaussiens de σ croissants. Les points d'inflexion (ou *zero-crossing*) correspondent aux points où la fonction de courbure du contour s'annule et change de signe. La fonction de courbure $K(u)$ est définie en fonction des dérivées premières et secondes du contour paramétré par rapport à une longueur d'arc u (cf. détails dans 3.1.4.2.1). Les composantes du descripteur CSS sont définies comme étant les positions des maximas (ou les pics) de l'image CSS. La mesure de similarité entre deux formes est définie par le coût minimal de mise en correspondance de leurs images CSS, en déplaçant horizontalement les maximas d'une des deux (c'est à dire, changer à chaque fois le point de départ). Cette méthode a été appliquée pour la classification des feuilles de la famille des *chrysanthemum* ABBASI et collab. [1997]; MOKHTARIAN et ABBASI [2004].

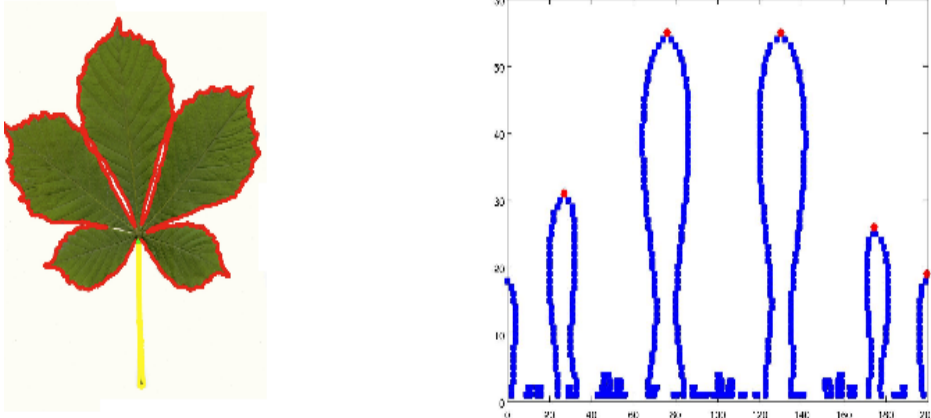


FIGURE 2.12: Exemple d'une image CSS (à droite) associée au contour rouge de la feuille (à gauche).

b) L'histogramme HocS

La définition de la courbure, adoptée pour le calcul de l'histogramme de courbures en fonction de l'échelle (HocS) KUMAR et collab. [2012] est différente des mesures différentielles (utilisées, par exemple, dans le calcul de CSS). Elle est basée sur l'une des deux mesures suivantes : (1) l'aire de l'intersection d'un disque de rayon r , centré en un point du contour et la forme et (2) le périmètre de la partie du disque située à l'intérieur de la forme. Une illustration de ces deux mesures est présentée dans la Figure 2.13 à gauche. Le rayon du disque r définit les différentes échelles de caractérisation de la forme. Ainsi, le descripteur HocS est composé d'histogrammes de courbures à différentes échelles (cf. Figure 2.13 à droite).

Ce descripteur a été utilisé pour une application mobile pour l'identification des espèces de la flore de l'Amérique du nord dans le cadre du projet LeafSnap KUMAR et collab. [2012].

c) Représentations triangulaires multi-échelles

La représentation triangulaire multi-échelles MOUINE et collab. [2013] consiste à caractériser chaque point du contour par un ensemble de triangles à différentes échelles.

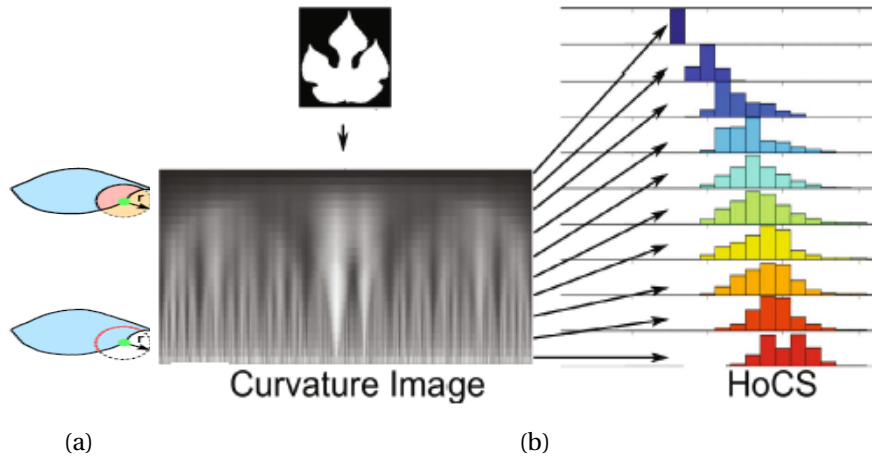


FIGURE 2.13: L'histogramme de courbure en fonction de l'échelle (HocS) KUMAR et collab. [2012] : (a) Mesures de la courbure pour un point du contour à partir de l'aire (haut) ou du périmètre (bas) de la partie du disque située à l'intérieur du contour, (b) Calcul de l'image des courbures et les HocS (à différentes échelles) pour une image de feuille

L'échelle est définie par le nombre de triangles utilisés. Les triangles (centré au niveau du point de contour concerné) sont espacés par des types de distances bien déterminées (par exemple, logarithmique). Sur la base de cette représentation, une famille de descripteurs est générée, en fonction des propriétés des triangles : surface, longueurs des côtés et orientation des angles aux sommets du triangle.

d) **Le descripteur à base des hauteurs d'arcs**

Le descripteur à base de hauteurs d'arcs *multiscale arch height* (MARCH) WANG

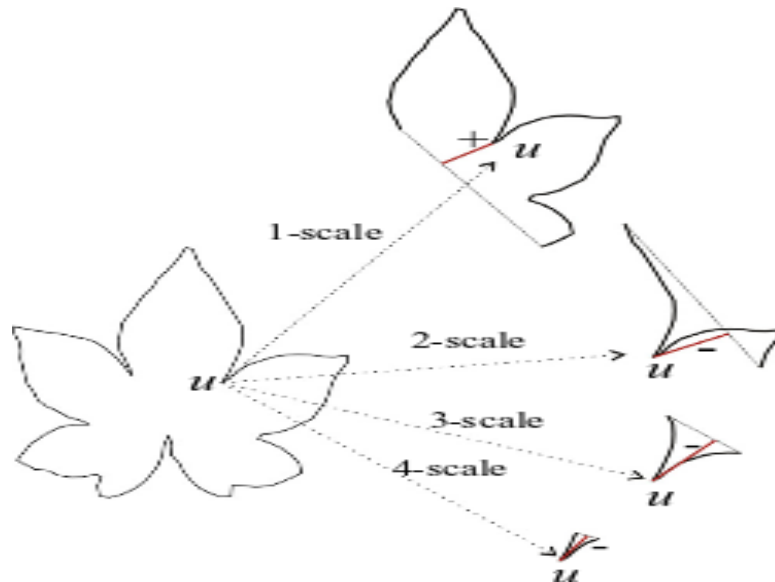


FIGURE 2.14: Calcul de la hauteur d'arc à différentes échelles WANG et collab. [2015].

et collab. [2015] part d'une représentation hiérarchique du contour, définie sur des segments de contour à différentes échelles. L'échelle est définie par la longueur de ces sous-segments. Les auteurs WANG et collab. [2015] caractérisent chaque sous-segment du contour par une mesure réelle, appelée hauteur d'arc, dont la valeur ab-

solue correspond à la distance qui sépare le point central et la ligne définie par les deux terminaux du sous-segment considéré (cf. Figure 2.14). Le signe de la hauteur d'arc est défini selon l'orientation du vecteur portant l'arc par rapport au vecteur défini par la droite liant les deux terminaux du sous-segment considéré. Les auteurs WANG et collab. [2015] appliquent la transformée de fourrier afin d'assurer l'invariance à la rotation. Enfin, ils définissent une représentation moyenne par échelle sur l'ensemble de tous les points du contour. Ainsi, ce descripteur offre une représentation locale et globale du contour.

2.1.1.2 La texture

Sur la feuille, la texture correspond principalement au niveau des micro-nervures (cf. Figure 2.15) mais elle peut être due aussi à d'autres éléments répétitifs tels que les glandes ou les poils, COPE et collab. [2010b]. Bien qu'elle constitue un attribut important de la

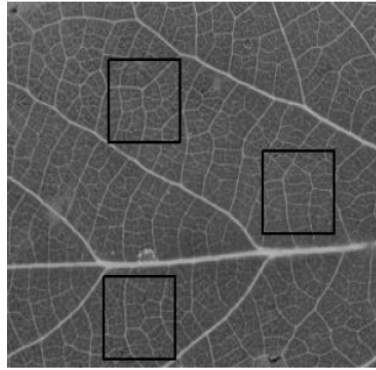


FIGURE 2.15: Des fenêtres riches en texture (micro-nervures) COPE et collab. [2010b]

feuille, la texture est beaucoup moins utilisée que la forme. En effet, l'analyse de la texture dépend de la qualité des images. En revanche, une représentation fidèle de la texture de la feuille nécessite des techniques d'acquisition d'images de haute qualité COPE et collab. [2012] ce qui est difficile à réaliser dans un cadre classique d'acquisition des feuilles avec des caméras ou des scanners ordinaires COPE et collab. [2012]. En général, les approches qui ont utilisé la texture, la combine souvent avec des descripteurs de forme COPE et collab. [2012].

Dans ce qui suit, nous présentons les principales techniques d'analyse de la texture adoptées en identification des feuilles.

a) Le filtre de Gabor

Le filtre de Gabor CASANOVA et collab. [2009]; COPE et collab. [2010b] est défini par une sinusoïde modulée par une fonction gaussienne :

$$G(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(\frac{2\pi x'}{\lambda}\right) \quad (2.17)$$

avec : $x' = x \cos\theta + y \sin\theta$, θ est l'orientation du filtre, σ^2 est la variance de la gaussienne, λ est la longueur d'onde de la sinusoïde (l'échelle du filtre).

La texture est caractérisée dans ce cas par des statistiques (moyenne, variance, etc) des réponses aux filtres.

b) La matrice de co-occurrences

La matrice de co-occurrences COPE et collab. [2010b]; HARALICK et collab. [1973] décrit les statistiques de second-ordre de l'image. Elle mesure la probabilité d'apparition d'une paire de valeurs de niveau de gris de pixels distants l'un de l'autre dans l'image selon un voisinage (dx, dy) (e.g, (1,0),(0,1),(1,1), etc.). Soient I une image ayant m niveaux de gris, $s = (x, y)$ la position d'un pixel de I et $t = (\Delta x, \Delta y)$ un vecteur de voisinage. La matrice de co-occurrences C_t est une matrice de dimension $m \times m$ définie comme suit :

$$C_t(i, j) = \text{card}(s, s + t) | I[s] = p, I[s + t] = q \quad (2.18)$$

avec (p, q) sont un couple de valeurs quantifiées de niveaux de gris de l'image. On considère généralement des matrices de co-occurrences pour un ensemble de voisinage $(\Delta x, \Delta y)$, (e.g., (1, 0), (0, 1), (1, 1), ...).

Plusieurs descripteurs statistiques peuvent être dérivés de la matrice de co-occurrence BARALDI et PARMIGGIANI [1995]. On peut citer par exemple la moyenne, l'entropie, la variance, l'énergie, etc.

c) Le descripteur LBP

La représentation LBP (*Local binary patterns*) OJALA et collab. [2002a] se base sur l'idée que l'image est composée par des micro-motifs réguliers. Elle est déterminée par la comparaison du niveau de luminance d'un pixel avec les niveaux de ses voisins. Formellement, l'opérateur LBP, en un pixel de l'image q_c , est défini, en considérant les valeurs des pixels, noté q_p , ($p < P$, P est le nombre total de pixels), qui sont situés à un voisinage circulaire, défini par un rayon R , autour de ce point q_c , selon la formule suivante :

$$\text{LBP}(P, R) = \sum_{p=0}^{P-1} s(q_p - q_c) 2^p \quad (2.19)$$

$$\text{avec } s(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le descripteur est ensuite défini par un histogramme des valeurs de LBP afin de caractériser la distribution des motifs locaux ou des zones d'intérêt de l'image.

La définition du LBP a subi plusieurs modifications (qui concernent par exemple, la forme du voisinage, la fonction de codage (quantification des différences entre les pixels), etc) selon le contexte et l'application visés. Dans NANNI et collab. [2012], une étude comparative de plusieurs variantes du LBP a été proposée avec une évaluation sur plusieurs bases dont une est une base d'image de feuilles.

Un autre descripteur de texture est l'histogramme de Fourier qui a été parmi les descripteurs qui ont été utilisés dans le cadre de la campagne d'évaluation d'ImageCLEF GOËAU et collab. [2011]. Nous tenons à mentionner que ce descripteur est aussi employé dans notre approche et est décrit dans la section 4.1.

Des études récentes RAMOS et FERNÁNDEZ [2009] et BACKES et collab. [2009] définies respectivement à partir des descripteurs dérivés de la matrice de co-occurrences et de l'analyse fractale, ont réalisé des résultats intéressants sur des images d'épidermes de feuilles prises à une échelle microscopique. Cependant, ces images de haute qualité sont difficiles à trouver dans un cadre réel d'identification de feuilles.

2.1.1.3 Couleur

La couleur est un attribut peu discriminant pour les feuilles vu qu'il varie en fonction de paramètres autre que l'espèce (notamment, les saisons, maladies issues de l'environnement, etc.) (cf. Figure 2.16). Rare sont les approches qui ont utilisé la primitive cou-



FIGURE 2.16: Variation de la couleur de la feuille d'une même espèce

leur en contexte d'identification de feuilles. Nous citons principalement l'histogramme de couleur HAMID et THOM [2011] et les moments de couleur YANIKOGLU et collab. [2011] qui ont été combinés avec la forme et la texture. Les descripteurs à base de la couleur peuvent relativement être porteurs d'information si on considère les deux situations suivantes :

- La base est riche : elle comporte plusieurs observations de feuilles par espèces et couvre les différents états de variation (ou teintes) de la couleur. Les descripteurs de couleur permettent dans ce cas de différencier les feuilles ayant la même teinte entre elles.
- Le nombre d'états de variation de la couleur est limité. Par exemple, les feuilles sont toutes vertes. Dans ce cas, c'est la variation de la luminance et de la saturation qui peuvent aider à différencier les espèces entre elles.

2.1.2 Approches locales

Les approches locales partent d'une subdivision de l'image en régions locales (ou des contours en segments). En général, la subdivision des images peut être soit systématique (indépendante du contenu de l'image) ou bien adaptative. La subdivision systématique consiste généralement à partitionner l'image selon des formes géométriques bien déterminées, par exemple, des patches rectangulaires de dimensions égales (ou des segments de contour de longueur fixe). La subdivision adaptative dépend du contenu de l'image. Celle-ci peut être effectuée selon trois manières :

- L'extraction des points d'intérêt, qui constituent avec leurs voisinages des sites informatifs de l'image. Ils sont généralement définis lorsque les valeurs d'intensité de l'image varient beaucoup dans toutes les directions.
- La sélection de patches ou de segments pertinents selon la richesse du contenu visuel. Un premier exemple de choix de régions significatives a été proposé dans le contexte de la reconnaissance d'images comportant plusieurs objets où une segmentation adaptative de l'image a été faite en se basant sur les critères d'homogénéité de la couleur ou de la texture locale FAUQUEUR et BOUJEMAA [2004]. Un deuxième exemple de sélection de régions pertinentes concerne les objets déformables LIU et collab. [2010]; WAN [2009]. L'approche proposée est basée sur la règle issue des propriétés de la perception humaine et qui consiste à décomposer les formes en cherchant les régions ou (les segments) avec des concavités importantes. Enfin, quant aux feuilles, nous citons principalement l'approche décrite dans COPE et collab. [2010b] (à base de la matrice de co-occurrences et le filtre de Gabor), qui détermine les zones de texture les plus consistantes dans l'image en cherchant les régions de micro-nervures. Les auteurs COPE et collab. [2010b] ont réalisé cet objectif en cherchant les régions avec le minimum de bordures. En effet, ceci permet d'exclure principalement les nervures principales et secondaires qui peuvent contribuer à la variation de la représentation de la texture à travers les fenêtres (vu leur présence dans certaines et leur absence dans d'autres).
- L'extraction de parties sémantiques qui constitue la méthode de décomposition la plus intuitive, a été proposée principalement dans d'autres contextes d'étude, principalement la reconnaissance d'objets naturels (tels que, les visages ARANDJELOVIC et ZISSERMAN [2005], les oiseaux BERG et BELHUMEUR [2013], les chiens LIU et collab. [2012]). Ces dernières approches sont décrites dans la Section 2.2.1.

Les représentations locales utilisées en identification des feuilles sont principalement définies en utilisant des segments de contour ou des régions définies à partir de points d'intérêt. Elles sont détaillées dans ce qui suit :

2.1.2.1 Représentations à base de segments de contour

a) Arbre de formes

L'arbre de formes (*shape tree*) FELZENSZWALB et SCHWARTZ [2007] est défini à partir d'une représentation hiérarchique du contour de la forme qui permet de décrire ses propriétés géométriques à différentes échelles. La comparaison des formes est basée sur une procédure de composition des appariements entre les segments adjacents. La représentation hiérarchique de la forme est obtenue par la décomposition récursive du contour de la forme pour la construction de l'arbre de forme (dont un exemple est illustré par la figure 2.17). En effet, un point central coupant le contour initial en deux moitiés sera tout d'abord choisi. Ce point central peut être simplement fixé à la position $[i = \frac{n}{2}]$, n le nombre total de points du contour. Il peut aussi

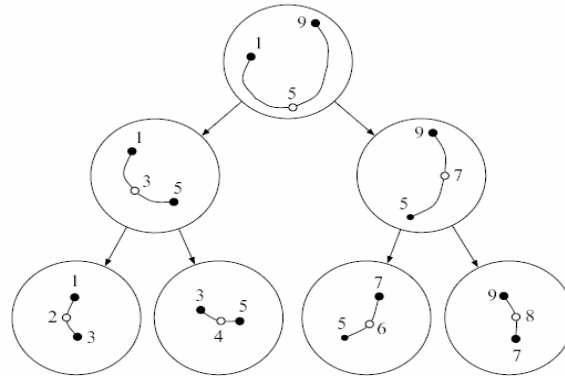


FIGURE 2.17: Exemple d'un arbre de forme. Les cercles pleins représentent les points terminaux d'un segment et les cercles vides représentent les points centraux FELZENSZWALB et SCHWARTZ [2007].

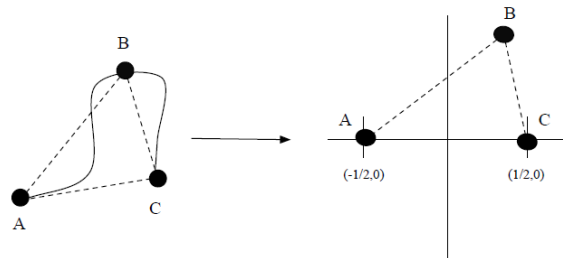


FIGURE 2.18: La transformation $T(B)$ en coordonnées de Bookstein, définie comme l'unique transformation qui met les points terminaux du segment A et C, respectivement en $(-\frac{1}{2}, 0)$ et $(\frac{1}{2}, 0)$.

être choisi de manière qu'il constitue avec les deux points terminaux, une bonne approximation polygonale de la courbe initiale. Ce point central décrit, avec les deux points terminaux du contour initial le nœud racine. Ensuite, chaque segment obtenu forme un nœud successeur de l'arbre de formes. Le nœud successeur à gauche décrit le sous-contour du point terminal initial jusqu'au point central et le nœud successeur à droite décrit le sous-contour du point central jusqu'à point terminal final. Enfin, le reste des nœuds de l'arbre seront construits selon la même démarche jusqu'à ce que les nœuds terminaux sont définis chacun par un triplet de points adjacents le long du contour. Chaque nœud de l'arbre de formes représente la position relative d'un point central par rapport aux terminaux du segment correspondant. La position relative est obtenue selon une transformation en coordonnées de Bookstein. Par exemple, si on considère les points A et C comme étant les points terminaux du segment et B le point central (cf. Figure 2.18), on définit une transformation T à partir du *mapping* des points A et C, respectivement en $(-\frac{1}{2}, 0)$ et $(\frac{1}{2}, 0)$. La position relative sera définie par $T(B)$.

La comparaison de deux arbres de formes est basée sur l'idée qu'une déformation locale (définie en terme des positions relatives) qui n'a pas un grand impact sur l'allure globale de la forme (cf. Figure 2.19).

Pour cela, l'appariement de deux contours s'effectue par la mesure de la quantité totale de déformations définie par la somme des déformations existantes entre les

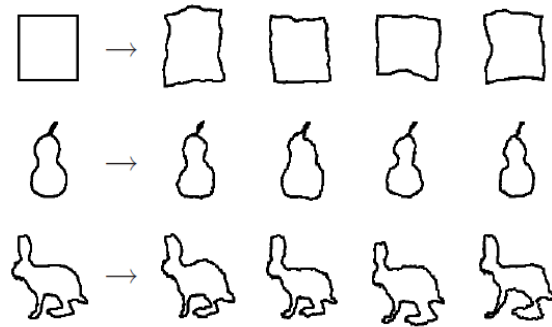


FIGURE 2.19: Illustration de la conservation de l'allure globale des formes après l'application de déformations aléatoires, par la perturbation des positions relatives au niveau des nœuds des arbres de formes qui leurs sont associés FELZENSZWALB et SCHWARTZ [2007].

nœuds de l'arbre de formes de l'une et les nœuds qui leur correspondent le plus dans l'autre. Cette procédure est effectuée en utilisant la programmation dynamique. Le calcul des déformations entre chaque paire de nœuds est effectué en utilisant une distance Procuste GOWER et DIJKSTERHUIS [2004]. Une pondération, définie en fonction de la longueur du contour (de la forme requête), est aussi considérée afin de donner un poids plus élevé aux déformations tout en s'approchant de la racine.

Cet algorithme d'appariement d'arbres de formes a apporté des résultats intéressants sur la base de feuilles de plante Swedish FELZENSZWALB et SCHWARTZ [2007], contenant 15 espèces différentes incluant 75 images chacune SÖDERKVIST [2001].

Une autre manière pour construire les arbres de formes dans la littérature est basée sur la recherche récursive des segments concaves à partir du découpage de leur enveloppes convexes (cf. Figure 2.20) MINGQIANG et collab. [2008]; SONKA et collab. [2007].

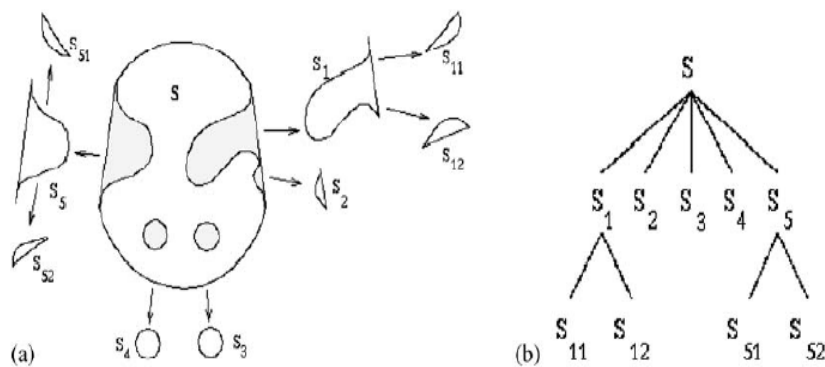


FIGURE 2.20: (a) L'enveloppe convexe et ses concavités, (b) L'arbre de concavités SONKA et collab. [2007]

b) Sac de fragments de contour

L'approche décrite dans WANG et collab. [2014] propose une autre représentation du contour à base de sa décomposition en segments, appelée "sac de fragments du contour" (*Bag of Contour Fragments*). Cette approche décompose le contour en plusieurs segments définis chacun par une paire de points critiques non adjacents. En

partant d'un ensemble de points critiques (obtenus par la méthode *Discrete Contour Evolution* (DCE)), on décompose le contour en plusieurs segments, défini chacun par une paire de points critiques non adjacents. Cette décomposition englobe une information multi-échelles du contour et garantit que les propriétés géométriques locales et globales soient conservées. Chaque fragment du contour sera par la suite décrit par le "shape context". Un code de formes sera ensuite généré pour représenter tout le contour (par la méthode *local-constrained linear coding* (LLC)). Enfin, la méthode d'appariement par pyramide spatiale (*Spatial Pyramid Matching* (SPM)) est utilisée pour inclure la distribution spatiale dans la représentation des fragments. La totalité de l'approche est illustrée par la Figure 2.21.

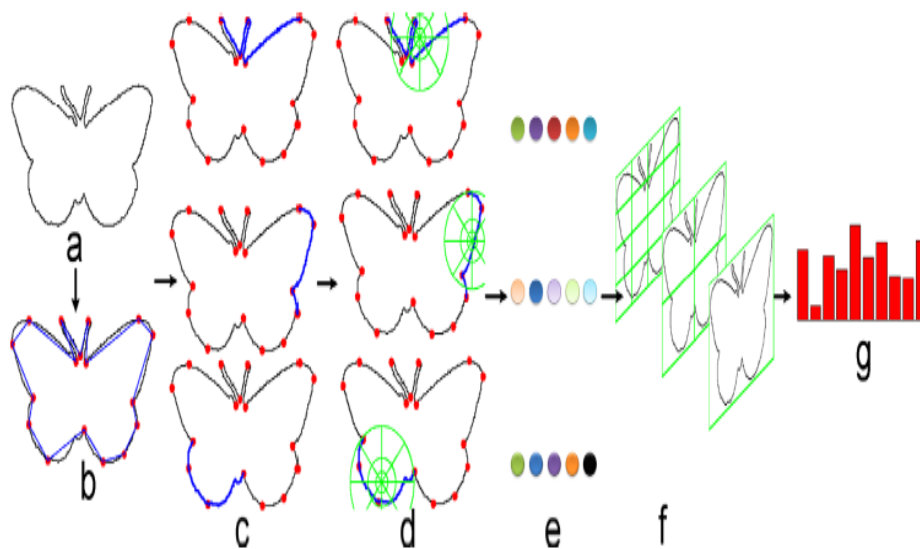


FIGURE 2.21: Représentation "sac de fragments du contour" (a)Contour de la forme;(b) Points critiques obtenus par DCE;(c) Exemples de fragments de contour;(d)Description des fragments avec le shape context;(e) Les codes de formes par LLC;(f) Utilisation des fenêtres 1×1 , 2×2 , 4×4 pour inclure l'information spatiale par SPM;(g) La représentation en histogramme WANG et collab. [2014]

Cette méthode à base de sac de fragments de contour a été évaluée sur la base de feuille de plante Swedish WANG et collab. [2014] et a obtenu des résultats similaires à ceux de la représentation à base de l'arbre de formes FELZENSZWALB et SCHWARTZ [2007] que nous avons décrit dans le paragraphe précédent.

c) Découpage en chaînes hiérarchiques

La méthode proposée dans WANG et GAO [2014], appelée HSCs *Hierarchical string cuts*, a gardé le même principe de la représentation multi-échelles en segments du contour. Cependant, dans cette approche, les auteurs ont choisi de partir d'un ensemble de n points équidistants représentant le contour puis, de définir pour chaque échelle t et pour chaque point du contour p_i , un segment de contour (appelé chaîne) de manière que son point terminal p_j est déterminé en fonction de l'échelle t tel que : $p_i = p_j + \frac{N}{2^t}$ (cf. Figure 2.22).

Chaque segment obtenu (à une échelle t et à un point p_i) est représenté en fonction

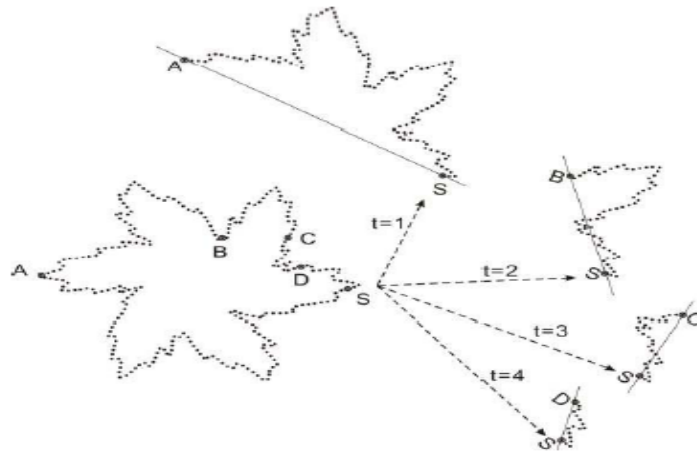


FIGURE 2.22: Décomposition en segments à différentes échelles WANG et GAO [2014]

de la distribution des points qui le compose (distances des projections sur la ligne $(p_i p_j)$, longueur du segment du contour par rapport à la longueur du segment de la droite $(p_i p_j)$, etc). La mesure de la similarité entre deux contours se ramène à une agrégation de mesures de similarités partielles définies pour chaque échelle t .

Cette approche à base du découpage du contour en chaînes hiérarchiques WANG et GAO [2014] a été aussi évaluée sur la base d'image Swedish SÖDERKVIST [2001] ainsi qu'une autre base d'images de feuilles collectée par les auteurs eux mêmes.

2.1.2.2 Représentations à base de régions définies par des points d'intérêt

Les régions d'intérêt considérées dans ce type d'approches sont centrées au niveau des points d'intérêt. Les descripteurs sont définis en fonction des positions et des orientations de ces points.

Parmi les descripteurs locaux les plus connus qui ont été évalués en contexte d'identification des feuilles, nous citons le descripteur SIFT VILLENA-ROMÁN et collab. [2011]. La définition de ce descripteur requiert, tout d'abord, la détection de points-clés, appelés points SIFT (définis comme étant les extremas de la fonction du gradient DoG les plus stables VILLENA-ROMÁN et collab. [2011]). Ensuite, on définit un descripteur local en chaque point SIFT de la manière suivante : on calcule des histogrammes d'orientations locales, sur des fenêtres centrées au point SIFT considéré. Ces histogrammes sont ensuite orientés chacun selon la direction de ce point afin d'assurer l'invariance à la rotation, ensuite, normalisés et concaténés pour définir un histogramme de taille 128.

Un autre descripteur local à base de points d'intérêt est défini à partir des points Harris. Les vecteurs-signatures considérés pour chaque région d'intérêt (i.e, les *features*) sont définis par la combinaison des descripteurs globaux (EOH, Histogramme de Fourier et Histogramme de Hough) GOËAU et collab. [2011], calculé sur ces régions. Cette représentation GOËAU et collab. [2011] a été évaluée dans le cadre de la campagne d'évaluation ImageCLEF GOËAU et collab. [2011].

Dans le cas d'une représentation locale à base de points d'intérêt, l'image est définie

par L descripteurs d_1, d_L, \dots, d_L où L le nombre de points d'intérêt. On aura autant de descripteurs que de points d'intérêt. L'espace descripteur ainsi défini est généralement multidimensionnel de grande taille ce qui pose des problèmes d'indexation et de recherche d'images. Des techniques de recherche approximatives qui réduisent l'espace et le coût de l'indexation sont envisagées. Dans GOËAU et collab. [2011], l'indexation a été établie par le biais de la technique RMMH (*Random Maximum Margin Hashing*) JOLY et BUISSON [2011]) qui constitue une des variantes de l'algorithme basique de Hachage LSH (*Locality Sensitive Hashing*).

En résumé, nous tenons à mentionner que de nouvelles approches génériques, effectuant un apprentissage sur la totalité de l'image par la technique d'apprentissage profond "*Deep Convolutional Neural Networks*" KRIZHEVSKY et collab. [2012], ont été proposées dans les campagnes d'évaluation LIFECLEF 2014 GOËAU et collab. [2014] et LIFECLEF 2015 GOËAU et collab. [2015] et ont permis de réaliser des résultats très intéressants.

2.2 Approches spécifiques

Les approches d'identification de feuilles sont qualifiées de spécifiques si elles incluent des caractères foliaires botaniques dans le processus d'identification.

En réalité, les botanistes ont défini un ensemble de caractères foliaires à partir de l'analyse de la morphologie des feuilles. Ces caractères constituent souvent des clés de caractérisation dichotomique qui permettent l'identification des espèces. Les caractères foliaires botaniques ont la particularité d'être organisés sous forme d'ontologies ou ensemble de structures hiérarchiques, en partant du global au plus fin. Les propriétés globales sont définies par les concepts relatifs à l'arrangement, à la forme globale du limbe et à la nervation. Les propriétés locales concernent les propriétés morphologiques des parties sémantique de la feuille (i.e, la marge, les parties apicales et basales et des folioles et des lobes s'ils existent).

Néanmoins, avant de passer à la description des approches qui ont exploité certains caractères morphologiques pour l'identification automatique des feuilles, nous commençons par exposer le problème d'utilisation de vocabulaires sémantiques structurés dans d'autres contextes d'étude, particulièrement, dans la reconnaissance automatique d'objets naturels (e.g, personnes, visages, animaux, etc.).

2.2.1 La structuration sémantique en reconnaissance automatique d'objets

Les recherches, menées au sujet de la reconnaissance automatique d'objets, se sont principalement focalisées sur la réduction du "fossé sémantique", résultant de la capacité limitée de la machine à interpréter automatiquement le contenu des images à la manière du système cognitif humain. En général, la démarche proposée consiste à utiliser une connaissance à priori afin de pouvoir "transcrire" le contenu de l'image (représenté gé-

néralement par des éléments numériques bas-niveau) à un langage interprétable et compréhensible par tout un chacun (concepts haut-niveau).

L'introduction de la sémantique en analyse d'images a commencé par des vocabulaires non structurés (de même niveau sémantique), en cherchant à établir des liens entre les éléments bas-niveau et ces vocabulaires (via des méthodes statistiques). Ce type d'approches a réussi à construire les bases du domaine d'interprétation d'images TOUSCH et collab. [2012] (par la définition de caractéristiques tels que SIFT LOWE [1999], SURF BAY et collab. [2008], HOG DALAL et TRIGGS [2005], LBP OJALA et collab. [2002b] ainsi que des représentations de type sacs de mots visuels CSURKA et collab. [2004], etc). Cependant, il reste insuffisant face à des problèmes plus complexes, principalement ceux relatifs à des objets naturels caractérisés par une large variabilité visuelle. Dans ce cas d'étude, l'alternative proposée consiste à enrichir le vocabulaire utilisé par une structure (définie au préalable par des liens entre les concepts qui le compose) TOUSCH et collab. [2012].

Les structures sont des caractéristiques intrinsèques des connaissances partagées par les humains. Ceci est relié à la nature même de la perception humaine. En effet, des études en psychologie cognitive ont montré que la reconnaissance visuelle commence par des catégories de base (niveau fondamental). Puis, des sous-catégories sont progressivement déterminées en fonction de la précision souhaitée et le détail visuel identifié ROSCH et collab. [1976].

Il faut mentionner que certains travaux utilisant des vocabulaires non structurés, se sont déjà orientés à la construction des structures, mais d'une manière implicite, en cherchant des similarités visuelles entre les données numériques à plusieurs niveaux. Ces structures, qualifiées de "visuelles", tendent généralement à se rapprocher des structures sémantiques à base de parties EPSHTEIN et ULLMAN [2007]; FAUQUEUR et BOUJEMAA [2004]; FIDLER et LEONARDIS [2007] ou des catégories BART et collab. [2008]; GRIFFIN et PERONA [2008]. Ces dernières peuvent être déterminées, en se basant, respectivement, sur des méthodes de segmentation ou de clustering associées avec des méthodes d'apprentissage statistiques.

De ce fait, l'exploitation des structures sémantiques, en reconnaissance automatique d'objet devient un besoin de plus en plus crucial. Il permet, d'une part, de réduire la complexité inhérente de la variabilité des objets et ainsi d'augmenter la précision de la classification TOUSCH et collab. [2012], et d'autre part, d'organiser des grandes bases d'images et accélérer l'indexation et la recherche d'information.

Plusieurs sont les relations qui existent entre les vocabulaires sémantiques TOUSCH et collab. [2012]. Dans notre contexte, nous nous intéressons principalement aux relations de composition ("Partie de") et les relations d'héritage ("Est membre de"), vu qu'elles caractérisent les liens entre les caractères botaniques foliaires.

- Les approches compositionnelles, sont celles qui cherchent à trouver les parties sémantiques qui composent l'objet. En général, ce type d'approches a été utilisé pour des objets naturels. Par exemple, les personnes dans MOHAN et collab. [2001], ont été reconnues en se basant sur les positions relatives des bras, jambes et tête. Par

ailleurs, la reconnaissance de visage a été établie dans ARANDJELOVIC et ZISSERMAN [2005] en localisant les yeux, la bouche, et d'autres points fiduciaires choisis manuellement. En ce qui concerne les objets biologiques, on peut citer par exemple le travail BERG et BELHUMEUR [2013] pour la reconnaissance des oiseaux. Dans ce travail, les auteurs proposent une méthode d'apprentissage automatique d'attributs intermédiaires discriminants, appelés (*Part-based One-vs-One Features (POOFs)*), dont chacun est obtenu et dédié pour la différentiation d'une paire particulière de classes. La définition des POOFs pour chaque paire de classes est obtenue en se basant sur l'apparence d'une paire de parties particulière associée à ces deux classes. Une autre approche s'est intéressée à l'identification des chiens LIU et collab. [2012] en utilisant une hiérarchie de détecteurs (visage puis les yeux et le nez et ensuite les autres parties). Un autre travail, proposé en reconnaissance des plantes GOËAU et collab. [2012b], est particulièrement intéressant vu qu'il part d'une stratégie similaire à celle proposée dans cette thèse : combiner les réponses partielles des différentes images d'organes de plantes : fleurs, fruits, écorces et feuilles. Cependant, le problème de localisation des parties n'est pas posé au niveau de ce travail. On part plutôt d'images d'organes préalablement annotées.

D'une manière générale, le problème de reconnaissance de l'objet global se ramène, au niveau des approches compositionnelles, à un problème de fusion des représentations, des réponses ou des classifieurs issus de chaque composant (partie). Un aperçu sur les techniques de fusion est présenté dans 5.1.

- Les approches de catégorisation hiérarchique, sont celles qui s'intéressent à mettre en avant les relations d'héritage entre les catégories (à plusieurs niveaux). Par exemple, la méthode présentée dans MAILLOT et THONNAT [2008], propose de construire une ontologie de concepts visuels (couleur, texture, forme, relations spatiales) en se basant sur l'interaction entre l'analyse d'image (segmentation, extraction d'attributs, clustering) et l'utilisateur (qui effectue l'opération d'annotation des clusters). Ensuite, pour une requête donnée, la classification est établie de haut en bas (*top-down*, c'est à dire, pour chaque niveau hiérarchique, si une catégorie a des sous-catégories possibles, on attribue l'objet à la bonne sous-catégorie parmi celles-ci. Cette condition est vérifiée en comparant la valeur du concept considéré (à un niveau donné) à un seuil préalablement appris. Une autre approche, proposée dans BINDER et collab. [2009], qui montre l'efficacité de l'utilisation d'une taxonomie pour la classification d'objet. En effet, cette approche consiste à pondérer, à chaque niveau de la hiérarchie, le modèle local associé par une fonction de coût permettant de diminuer le risque de confusion entre deux classes qui n'ont pas le même nœud père, avant de les combiner pour construire le modèle global (à base de SVM).

2.2.2 Approches d'identification des feuilles à base des caractères foliaires

Dans la Figure 2.23, nous présentons un récapitulatif des principaux caractères morphologiques étudiés en identification automatique des feuilles. Pour exposer les diffé-

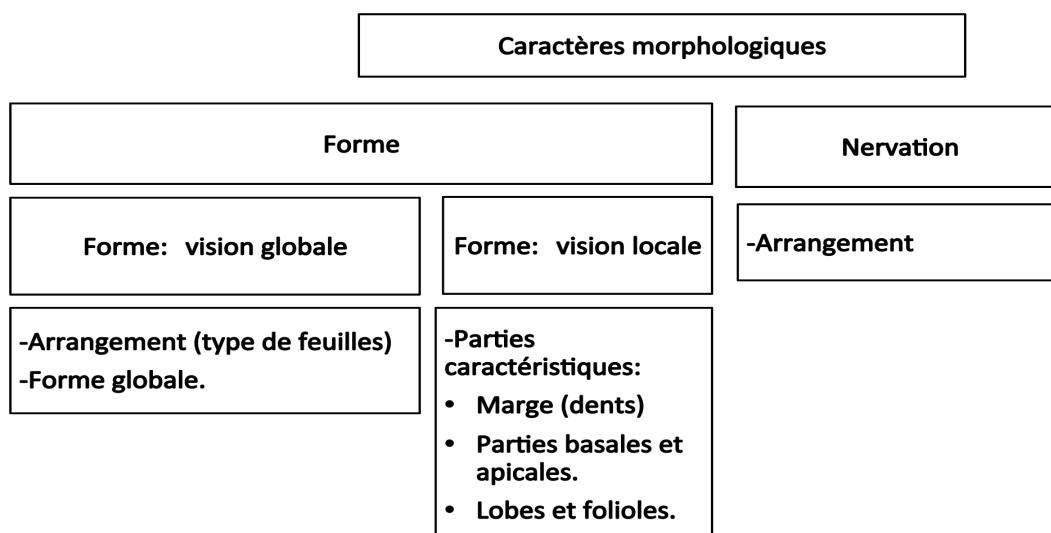


FIGURE 2.23: Récapitulatif des principaux caractères morphologiques exploités en identification automatique des feuilles

rentes approches qui s'y rapportent, nous avons choisi d'organiser ces caractères morphologiques selon deux attributs (cf. Figure 2.23) : la nervation (i.e, la forme interne) et la forme ou plus particulièrement la bordure externe de la feuille (cf. Figure 2.24). Les caractères foliaires sont par ailleurs divisés selon deux niveaux : des caractères globaux ("Arrangement" et "Forme globale") et des caractères locaux relatifs aux parties des feuilles, notamment, la marge, les parties basales et apicales, les lobes et les folioles.

D'une manière générale, le principal problème au niveau de l'introduction des caractères foliaires botaniques en identification automatique des feuilles est leur extraction à partir de l'image. Les premières tentatives ont été manuelles, semi-automatiques ou dans des cadres d'étude limités (sketch ou groupe de quelques espèces) MACLEOD [2005]; NAM et collab. [2008]; PARK et collab. [2008]; WANG et PAN [2006]. Récemment,

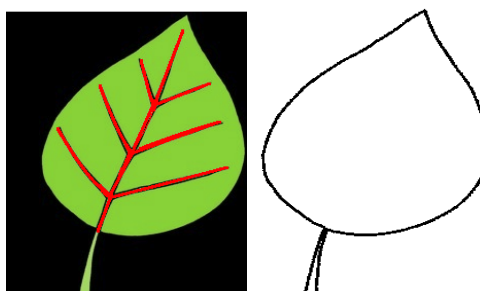


FIGURE 2.24: Principaux attributs de la feuille en botanique : nervation (à droite en rouge) et contour

de nouvelles approches basées principalement sur la forme ont commencé à affranchir

cet obstacle dans des contextes réels (c'est-à-dire, extraire des caractères foliaires sur un grand nombre d'images issues de plusieurs espèces) CERUTTI et collab. [2014]; CERUTTI et collab. [2013]; CERUTTI et collab. [2011]; SFAR et collab. [2013a,b] . En effet, outre l'étude proposée dans cette thèse, deux autres études récentes SFAR et collab. [2013a,b]-CERUTTI et collab. [2014]; CERUTTI et collab. [2013]; CERUTTI et collab. [2011] ont été menées avec des objectifs relativement similaires (notamment, en terme de la détermination des points clés caractéristiques de la feuille ainsi que quelques caractères relatifs à la forme de la feuille).

Dans ce qui suit, nous exposons les principales méthodes spécifiques (anciennes et récentes), à base de la nervation puis à base de la forme externe. Nous nous intéressons notamment aux approches SFAR et collab. [2013a,b]-CERUTTI et collab. [2014]; CERUTTI et collab. [2013]; CERUTTI et collab. [2011] dont la problématique est connexe à la nôtre. Une discussion permettant de nous situer par rapport à ces deux approches est présentée à la fin de cette section. Nous signalons qu'une comparaison quantitative est aussi effectuée dans la partie expérimentale de cette thèse.

Mais avant tout, nous commençons cette section par présenter un outil d'identification des espèces assisté par ordinateur IDAO BONNET et collab. [2009] qui effectue une recherche textuelle des espèces en introduisant les caractères botaniques par le biais d'une interface graphique.

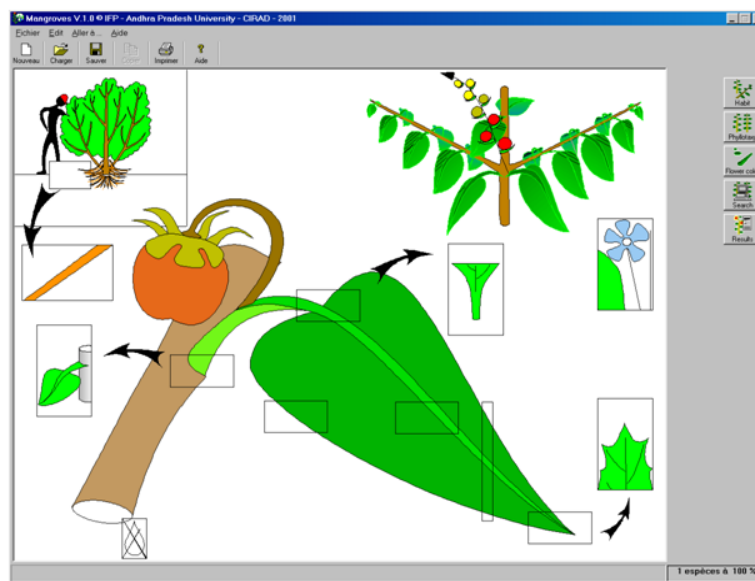


FIGURE 2.25: IDAO : Un système graphique assisté par ordinateur pour l'identification des plantes BONNET et collab. [2009]

2.2.2.1 IDAO

IDAO BONNET et collab. [2009] est un système d'identification graphique assisté par ordinateur qui part d'une représentation graphique des caractères botaniques. Ces caractères ne concernent pas seulement les feuilles, mais inclut les autres organes de la plante.

Un utilisateur doit étiqueter les caractères morphologiques par des simples clics sur les dessins correspondants. L'ensemble des dessins considérés constitue un portrait-robot de la plante concernée. Ce logiciel détermine les espèces les plus similaires au portrait-robot réalisé, en effectuant une recherche textuelle par mots clés définis à partir des labels des caractères morphologiques considérés, dans des fiches techniques décrivant les espèces. Les résultats de recherche sont par la suite organisés par similarité décroissante (en fonction des caractères).

Cet outil est intéressant dans le sens qu'il prouve l'efficacité de ces caractères botaniques pour l'identification des espèces. Cependant, son utilisation reste limitée, particulièrement lorsqu'on est face à des grandes bases d'images.

2.2.2.2 Nervation

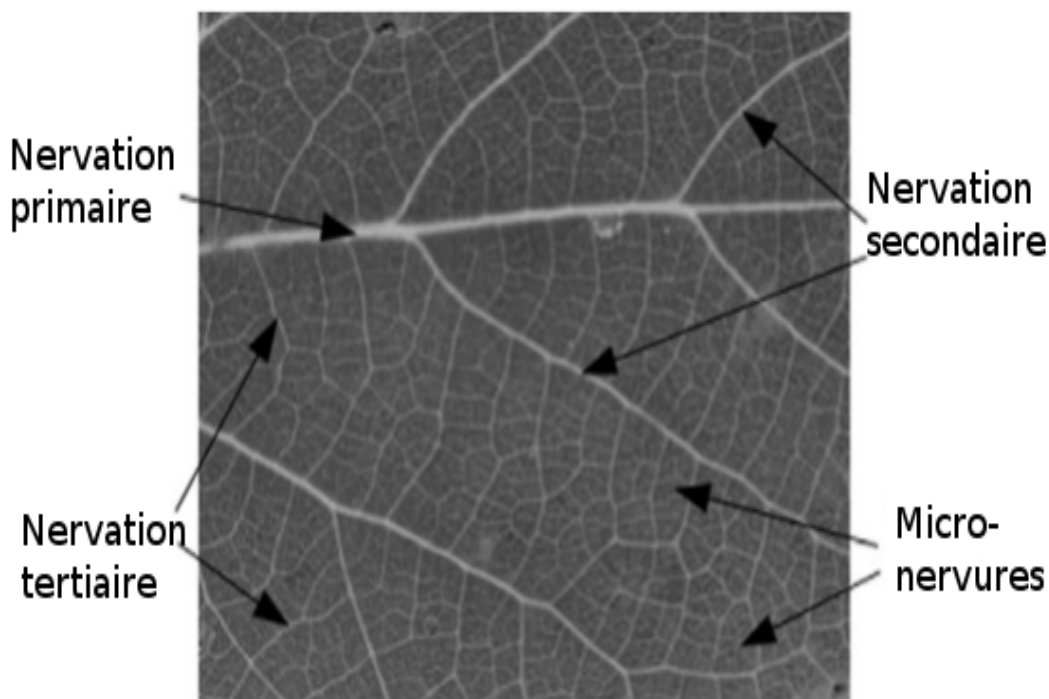


FIGURE 2.26: Nervation (primaire, secondaire et tertiaire) COPE et collab. [2012])

La nervation constitue l'un des attributs spécifiques les plus discriminants de la feuille (cf. Figure 2.26). Les approches qui s'y rapportent sont composées de deux étapes principales : (1) Extraction des nervures et (2) leur analyse et description. Les premières tentatives, proposées pour établir la phase d'extraction des nervures, sont basées sur les opérateurs classiques de détection de bords tels que Sobel, Canny, Perwitt CLARKE et collab. [2006]; FU et CHI [2003]; LI et collab. [2006] (voir un exemple de résultat avec l'opérateur Canny dans la figure 2.27). Ces méthodes partent de l'hypothèse que les nervures ont souvent un contraste important par rapport au reste des structures contenues dans le limbe. Cependant, cette hypothèse n'est pas toujours valide pour différentes raisons :

changement de luminosité lors de la prise de vue, la présence des zones texturées (micro-nervures) ou comportant des endommagements tels que les trous et les tâches, etc. Ces dernières peuvent causer soit la perte d'éléments de la nervation ou bien l'ajout d'autres éléments erronés. À ceci s'ajoute la nervation légèrement visible (faiblement contrastée par rapport au reste de la feuille) pour certaines espèces (cf. Figure 2.28). Plusieurs mé-

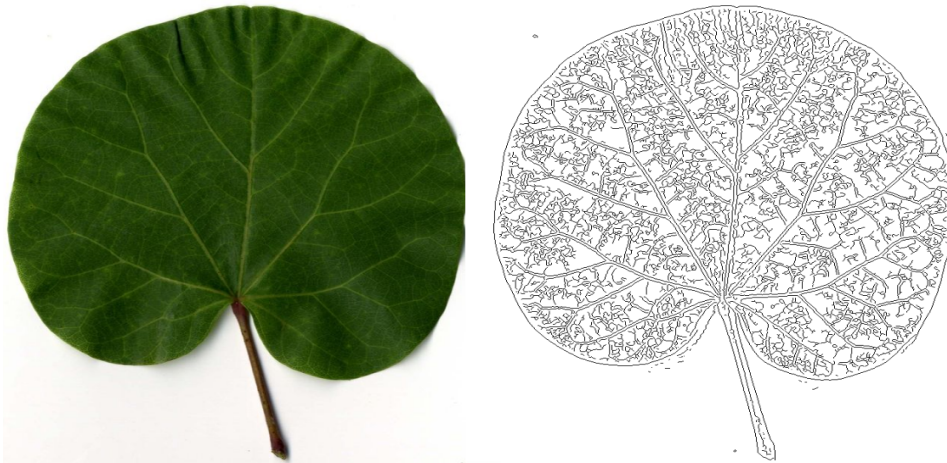


FIGURE 2.27: Résultat obtenu par l'application de l'opérateur de Canny sur l'image couleur (nervation discontinue et présence de micro-nervure)



FIGURE 2.28: La nervation est légèrement visible sur une image de l'espèce *Ginkgo Biloba*

thodes récentes plus sophistiquées ont été proposées comme une alternative pour résoudre ce problème. A titre d'exemple, nous citons la méthode proposée dans LI et collab. [2006] et qui extrait la nervation à partir des sous-images (ou patches) de la feuille, en appliquant à chaque fois, l'analyse en composantes indépendantes (ICA). Une approche ENFICIAUD et MOUINE [2012] à base de la morphologie mathématique a été utilisée pour l'extraction des nervures sur les feuilles de vigne. Elle consiste à appliquer la transformation "Chapeau haut de forme" pour extraire le contraste local des feuilles de vigne, puis appliquer un ensemble d'ouvertures directionnelles (avec des éléments structurants linéaires) suivant différentes directions pour déterminer la nervation. Une approche à base de la théorie des colonies de fourmis a été proposée dans MULLEN et collab. [2008] pour tracer les nervures principales ainsi que le contour de la feuille. Une autre approche d'extraction

des nervures COPE et collab. [2010a] utilise des classifieurs successifs, combinés en utilisant des algorithmes génétiques, afin de décider si un pixel de l'image appartient ou pas à la nervation. Cette approche, combinée avec l'algorithme à base des colonies de fourmis, engendre des résultats d'extraction des nervures principales et secondaires satisfaisantes. Cependant, la réalisation d'un réseau de nervures totalement connectés (continu, sans perte ou ajout d'informations) dépend généralement de la qualité des images à étudier COPE et collab. [2012].

En ce qui concerne la description de la nevation, nous citons les études NAM et collab. [2008]; PARK et collab. [2008] qui ont proposé d'utiliser les caractères morphologiques relatives à la disposition de la nervation (cf. Figure 2.29). Ces travaux sont particulièrement intéressants vu qu'ils suivent le même principe utilisé dans cette thèse ; c'est à dire, l'exploitation des caractères morphologiques définis par les botanistes pour l'amélioration de l'identification des espèces de feuilles. Plus spécifiquement, l'approche, décrite

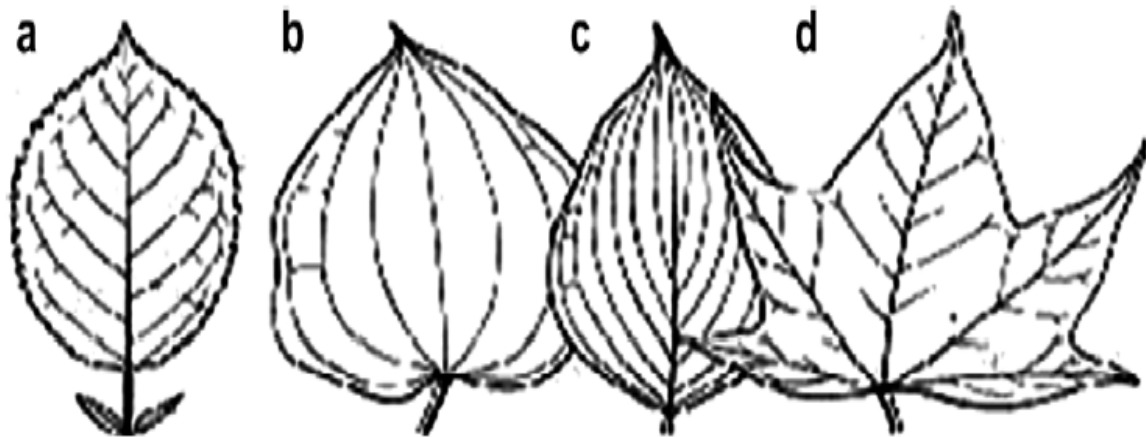


FIGURE 2.29: Les types de la nervation considérés : (a) Nervation pennée (b) et (c) Nervation parallèle (d) Nervation palmée (NAM et collab. [2008]; PARK et collab. [2008])

dans PARK et collab. [2008], qui propose une représentation de la répartition des points de jonction (définis par les maxima de courbures au niveau du réseau de nervures) en utilisant la densité de Parzen. L'approche, proposée dans NAM et collab. [2008], décrit le réseau de nervures par un graphe $G = (V, E)$ construit à partir de deux ensembles, où V , représente les points de jonction et E représente les arêtes qui les relient. Chaque arête est représentée par la distance normalisée entre les deux sommets, de manière à définir une matrice, appelée une matrice d'adjacence, qui représente le graphe entier. Ensuite, un algorithme de matching est proposé pour mesurer les similarités des nervations entre les feuilles. Nous tenons à mentionner que ces deux approches ont été validées sur des réseaux de nervures extraits manuellement.

2.2.2.3 La forme

L'autre attribut spécifique de la feuille est la forme GROUP [1999]. Selon la perspective (botanique), la représentation de la forme des feuilles est composée par des caractéristiques

tères morphologiques qui décrivent les aspects globaux (i.e, la forme globale et l'arrangement) de la feuille puis les aspects locaux relatifs à la marge (i.e, la dentition) ainsi que les autres parties clés de la feuille (i.e, parties apicale et basale, lobes et folioles). L'exploitation de ces connaissances à priori, en identification des espèces de feuilles par l'analyse du contenu de l'image, reste limitée vu les difficultés reliées à leurs extractions automatiques à partir de l'image. Les premières approches ont été conçues pour des groupes

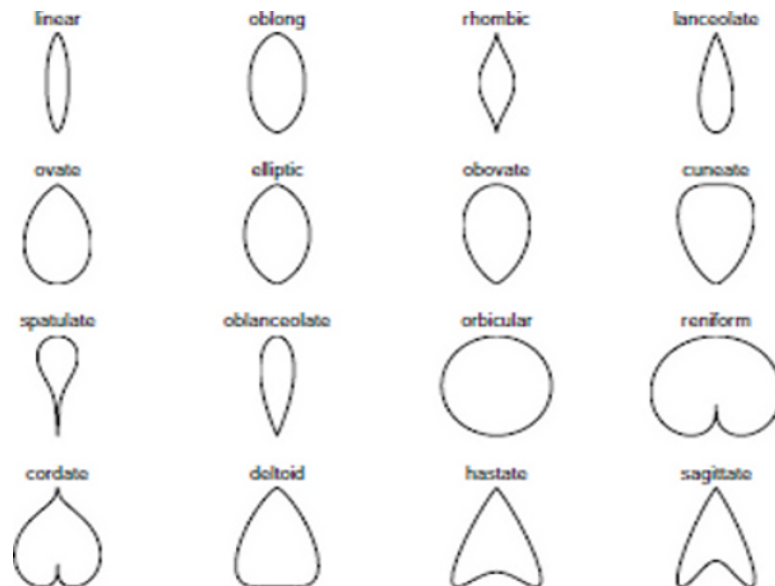


FIGURE 2.30: Variation de la forme globale de la feuille WANG et PAN [2006].

d'espèces limités en nombre et en variabilité. On cite par exemple, la méthode GOUVEIA et collab. [1997] qui vise à localiser les dents pour les feuilles d'arbre "*Chestnut*". Pour ce faire, les auteurs définissent les dents comme étant des maxima de courbure dont l'angle est non aplati et ayant une bissectrice pointant vers l'intérieur. Les auteurs vérifient par ailleurs la proximité des dents obtenus. Dans le cas où deux dents consécutifs sont éloignés (leur distance normalisé par à la hauteur du contour est importante), les auteurs considèrent qu'ils ont raté des dents qu'ils les définissent par les points de changement dans le code de Freeman entre les deux dents éloignés. Cette méthode, de détection des dents, ne peut pas se généraliser pour toutes les espèces vu les problèmes d'aliasing et de présence de différents degrés et formes de dentition (cf. Figure 2.31).

D'autres approches ont proposé la détection des points base et apex en considérant aussi un nombre limité d'espèces. Par exemple, la méthode WU et collab. [2007], qui propose d'utiliser les positions de la base et de l'apex pour calculer quelques paramètres morphologiques de la feuille. Elle est basée sur l'hypothèse que les formes étudiées sont toutes alignées et convexes. Les points base et apex correspondent dans ce cas aux deux points bas et haut de la forme. Une autre approche a proposé d'utiliser la base et l'apex pour la définition d'un modèle de Béziérs dans CHI et collab. [2003]. L'hypothèse établie est que les points base et apex ont une forme aiguë et donc sont définis comme étant des maxima locaux ayant les valeurs les plus élevées de la fonction de courbure associée au contour. Ces deux approches ne répondent pas à la grande diversité de la morphologie

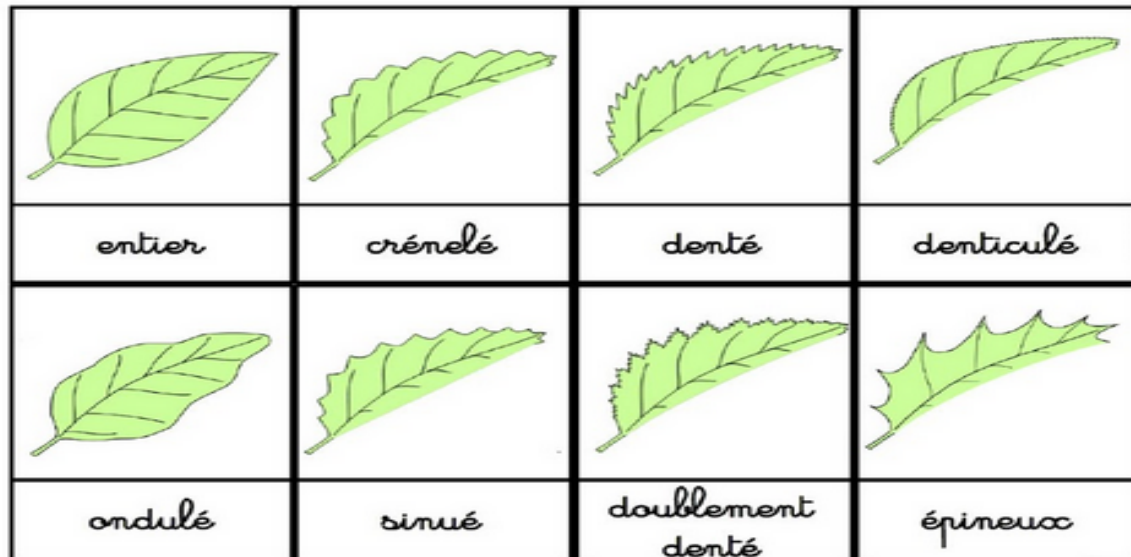


FIGURE 2.31: Les types de la dentition au niveau de la marge.

des feuilles, notamment celles ayant des parties basale ou apicale concaves ou des irrégularités au niveau de la marge (feuille dentée et/ou lobée).

Récemment, de nouvelles tentatives sur des données réelles (incluant un grand nombre d'espèces), ont été proposées. Notamment, SFAR et collab. [2013a,b] proposent une stratégie de type “*coarse-to-fine*” en définissant plusieurs classifieurs consécutifs qui apprennent respectivement la position de la base, la position de l'apex, le type de l'“arrangement” de la feuille (simple ou composée), le genre et enfin l'espèce. Les classifieurs sont définis en se basant sur des scores SVM appris en utilisant la technique du maximum de vraisemblance. Un seul classifieur est utilisé pour la détection des points clés de caractérisation (base et apex), tandis que pour chaque étape de catégorisation (conçue pour définir le type, le genre et l'espèce), il y a autant de classifieurs que de catégories, et chacun est construit de manière à différencier une catégorie par rapport au reste des catégories du même niveau.

Un autre travail, proposé par CERUTTI et collab. [2014]; CERUTTI et collab. [2013]; CERUTTI et collab. [2011], utilise le modèle du contour actif afin d'estimer les contours des feuilles simples CERUTTI et collab. [2011] et des folioles CERUTTI et collab. [2013] en estimant des paramètres spécifiques tels que la longueur, la largeur, la largeur bilatérale, les angles de la base et de l'apex pour chaque feuille (ou foliole) sur l'image couleur. En effet, pour chaque étape, une fonction d'énergie, définie à partir d'une carte de dissimilarité de couleurs est minimisée. A ceci s'ajoute un autre modèle préliminaire, dans le cas des feuilles composées. Ce modèle préliminaire approxime les folioles par des cercles arrangés de part et d'autre d'un axe principal. Il permet ainsi une localisation grossièrement des folioles. Le modèle polygonal est par la suite appliqué pour chacune de ces régions pour délimiter précisément les folioles CERUTTI et collab. [2013]. Il a représenté les contours ainsi obtenus par un description structurelle à base d'un ensemble de symboles qui caractérisent la variation de leurs fonctions de courbure CERUTTI et collab. [2014].

Malgré les résultats intéressants réalisés, ces deux approches SFAR et collab. [2013a,b]-CERUTTI et collab. [2014]; CERUTTI et collab. [2013]; CERUTTI et collab. [2011] peuvent être insuffisantes dans un cadre d'identification réel vu qu'elles requièrent une grande puissance de calcul.

Plus particulièrement, la méthode SFAR et collab. [2013a,b] exige la répétition du processus d'apprentissage des modèles à chaque fois que de nouvelles espèces sont ajoutées à la base.

L'évolution du processus du contour actif CERUTTI et collab. [2013]; CERUTTI et collab. [2011] peut être relativement coûteux. Par ailleurs, il nécessite l'intervention d'un utilisateur pour définir le type de la feuille (simple ou composée) et initialiser les paramètres des modèles utilisés pour délimiter et représenter les feuilles. D'un autre côté, le contour actif a généralement une difficulté à aller détecter les coins (points maxima) qui sont important pour l'identification des feuilles.

En revanche, notre approche se base sur un processus totalement automatique (sans intervention préalable) et se distingue par le fait que la structuration sémantique (catégorisation et partition) est établie en utilisant des procédés géométriques définis à partir des définitions botaniques. Ainsi, ce processus est plus robuste à l'ajout de nouvelles espèces. En effet, nous ne sommes pas obligés de changer les outils utilisés si la base est enrichie avec des espèces non considérées au départ. Il permet aussi de donner des résultats interprétables, c'est-à-dire pouvoir expliquer, par exemple, les raisons des fausses détections si elles existent.

Chapitre 3

Structuration sémantique des bases d'images de feuilles

Sommaire

3.1 Vers l'interprétation de la feuille : étiquetage sémantique du contour . .	55
3.1.1 Extraction du contour	55
3.1.2 Détection du pétiole	56
3.1.3 Détection de la base et de l'apex	67
3.1.4 Détection des maxima pertinents	75
3.2 Catégorisation sémantique de la feuille	78
3.2.1 Méthode de catégorisation	80
3.2.2 Fonctions de décision binaires sémantiques	81
3.2.3 Étude des performances de la méthode catégorisation proposée . .	86
3.3 Partition sémantique de la feuille	90
3.3.1 Partition automatique des feuilles simples	91
3.3.2 Partition automatique des feuilles composées : extraction des folioles	91

LES botanistes ont défini différentes hiérarchies structurées de caractères (ou concepts) afin de décrire la variation de la morphologie foliaire, du plus général au plus spécifique, et de distinguer ainsi successivement les taxons les plus similaires. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la hiérarchie, définie par les concepts botaniques : “arrangement”, “lobation” et “partition” des feuilles. Cette hiérarchie, illustrée dans la Figure 1.11 (cf. chapitre 1), est organisée selon deux types de relations : (1) Une relation d’appartenance, selon laquelle les feuilles sont classifiées en trois catégories (simples non lobées, simple lobées et composées) définies par les deux concepts “arrangement” et “lobation” (cf. Figure 1.10). (2) Une relation de décomposition, selon laquelle les feuilles sont partitionnées en régions, appelées parties sémantiques (cf. Figure 1.9). La définition de ces deux types de relations offre la possibilité de structurer la base d’images de feuilles et de définir des représentations efficaces et d’effectuer des recherches d’images ciblées.

Bien que la tâche de structuration sémantique (i.e, catégorisation et partition sémantique) des feuilles puisse être facilement effectuée par un observateur humain, son accomplissement automatique est une tâche complexe du fait de la variation graduelle de la morphologie des feuilles, notamment entre les catégories étudiées (cf .Figure 3.1).

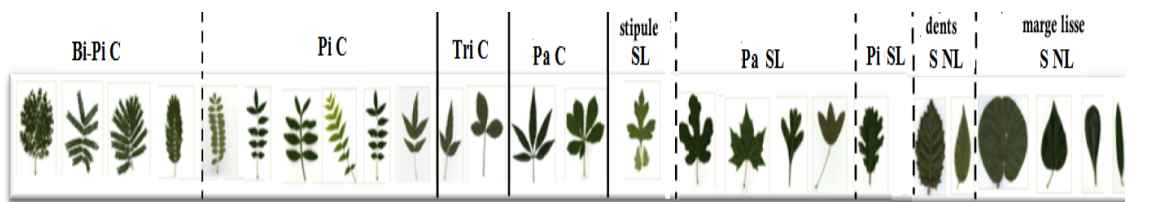


FIGURE 3.1: Variabilité graduelle des espèces inter-catégories : composées Bi-pennées (Bi-pi), composées pennées (Pi C), composées palmées (Pa C), composées trifoliées (Tri C), simples lobées (SL), simples non lobées (S NL).

En réalité, si ces catégories diffèrent par les éléments caractéristiques qui les composent : les dents (i.e, légères irrégularités qui peuvent être présentes dans certaines feuilles simples non lobées, cf. Figure 1.8), les lobes (i.e, parties arrondies séparées par des sinus qui sont présentes dans le cas des feuilles simples lobées, cf. Figure 1.8) et les folioles (i.e, les unités structurantes du limbe d’une feuille composée et ayant les mêmes structures internes qu’un limbe d’une feuille simple, cf. Figure 1.7), ces éléments caractéristiques peuvent être disposés de la même manière entre les différentes catégories. On distingue principalement deux types de dispositions : (1) une disposition pennée et (2) une disposition palmée. Lorsque les éléments caractéristiques (dents, lobes ou foliole) sont disposés en peigne, on parle d’une structure pennée. Cependant, lorsqu’ils sont disposés comme les doigts de la main, on parle d’une structure palmée. La quantification de la différence entre les feuilles de différentes catégories est d’autant plus difficile quand elles ont la même disposition de leurs éléments caractéristiques. Un premier exemple peut se voir entre les deux feuilles des espèces *Quercus coccifera* et *Quercus petraea* qui appartiennent respectivement aux catégories des feuilles simples non lobées (dentées) et des feuilles lobées (cf. Figure 3.2a). Un autre exemple concerne les feuilles composées pen-

nées de l'espèce *Fraxinus angustifolia* et les feuilles lobées pennées portant des stipules de l'espèce *Crataegus azarolus* (cf. Figure 3.2b). Les stipules sont des structures en forme de feuilles réduites situées de part et d'autre à la base du pétiole.

La similarité entre les structures pennées et les structures palmées inter-catégories devient de plus en plus importante au niveau du contour de la feuille quand un recouvrement de folioles survient lors de la prise d'image (cf. Figure 3.3 et Figure 3.40).

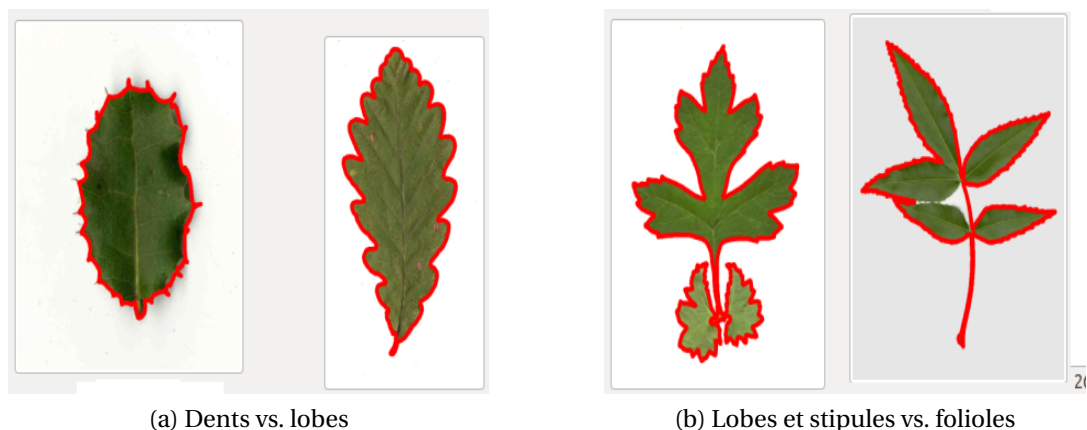


FIGURE 3.2: Exemple de similarité inter-catégories entre des structures pennées : de gauche à droite : une feuille simple dentée, deux feuilles simples lobées et une feuille composée.

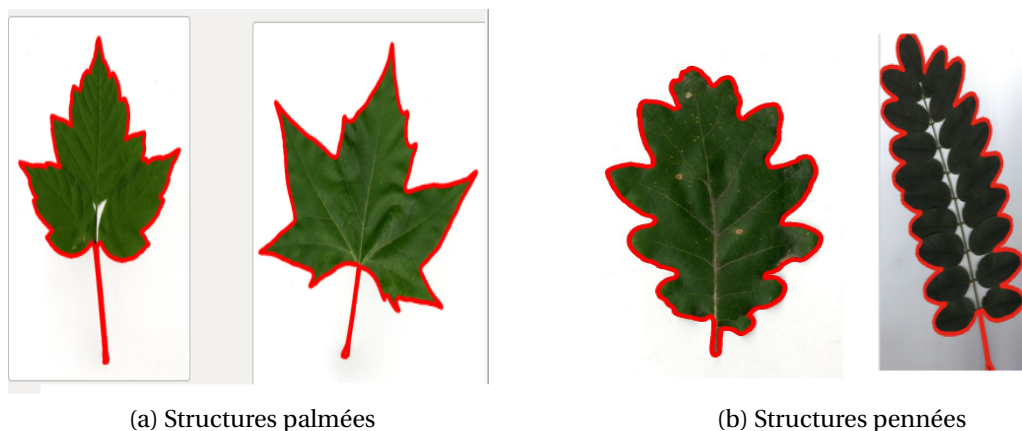


FIGURE 3.3: Similarité entre des feuilles composées (de gauche à droite : 1^{ère} et 3^{ème} colonnes) et des feuilles lobées (2^{ème} et 4^{ème} colonnes).

Une solution systématique à la structuration sémantique est d'utiliser une des méthodes d'apprentissage automatique (par exemple, SVM) afin de définir des plans séparateurs pour différencier les catégories (ou les parties sémantiques). Ce type de méthodes part généralement de la définition d'un nombre important de descripteurs suivi parfois d'une étape de sélection d'attribut. Puis, à partir d'un ensemble d'apprentissage, il cherche à délimiter le domaine de définition des catégories (des parties). Une approche suivant cette démarche a été proposée dans SFAR et collab. [2013a,b] pour la catégorisation des feuilles en simples et composées et pour la définition des points caractéristiques base et apex. Ce type d'approches est généralement d'une complexité opératoire importante. Par ailleurs, il n'est pas en mesure d'expliquer l'origine des fausses classifications

(qui peuvent être dues notamment à l'inter-variations graduelles de la morphologie des feuilles). Enfin, si ce type d'approches arrive à identifier correctement la catégorie (ou les parties) de la feuille, c'est qu'il a pu simuler, à partir de l'ensemble des observations, les éléments caractéristiques intrinsèques et invariants à cette catégorie (à ces parties).

Ainsi, il serait intéressant de concevoir une solution de structuration sémantique qui part directement des connaissances à priori botaniques. Les botanistes GROUP [1999] définissent explicitement les propriétés des éléments caractéristiques intrinsèques aux catégories (ou parties) des feuilles.

- Le limbe (i.e, la partie étalée de la feuille) comporte les informations qui définissent la catégorie et les parties de la feuille. Le pétiole qui relie le limbe à la tige et qui a la même structure que cette dernière n'est pas considéré par les botanistes comme un élément informatif de la feuille.
- Les points caractéristiques base et apex. Il sont les points de terminaison du réseau de nervure qui sont situés respectivement aux extrémités inférieure et supérieure de la feuille. Ces points caractérisent toutes les feuilles quelques soient leurs catégories. Ils définissent l'alignement intuitif des feuilles (i.e, la position vertical) et sont indispensables pour la localisation des parties sémantiques.
- Les éléments caractéristiques qui définissent les catégories sémantiques : marge lisse, dents, lobes et folioles. Ces éléments diffèrent en fonction de leur présence ou absence et de la profondeur et de la disposition des concavités qu'ils génèrent dans la feuille :
 - Absence de concavités (contour convexe), c'est le cas des feuilles simples non lobées à marge lisse.
 - Concavités légèrement profondes, c'est le cas des feuilles simples non lobées dentées.
 - Concavités moyennement profondes, c'est le cas des feuilles simples lobées.
 - Concavités très profondes arrivant jusqu'au centre de la feuille, c'est le cas des feuilles composées. Les folioles, les éléments inter-concavités, ont la même structure que le limbe d'une feuille simple et peuvent être disposées de part et d'autre sur un rachis (i.e, la continuité du pétiole dans la feuille) dans le cas des feuilles composées pennées ou elles se réunissent en un point central dans le cas des feuilles composées palmées.

Dans cette étude, nous proposons d'établir le processus de structuration sémantique (i.e, catégorisation et partition) des feuilles en se basant sur la corrélation entre les définitions de ces éléments caractéristiques et certaines propriétés géométriques extraites à partir du contour.

Nous commençons par une étape préalable d'étiquetage de la feuille qui inclut les trois opérations suivantes. La première est la détection du limbe, étant la partie pertinente de la feuille et par conséquent la suppression du pétiole. La deuxième opération est la détection des points clés de caractérisation base et apex. La dernière opération consiste

à déterminer les concavités qui représentent les éléments caractéristiques, soient lobes, soient folioles et rachis, quand ils sont présents dans la feuille. Ceci se ramène en pratique à détecter des points maxima pertinents à partir du contour. La profondeur et disposition des concavités (i.e, des points maxima) ne sont pas pris en considération dans cette première étape de pré-traitement. Autrement dit, il n'y a pas de distinction entre ces différents éléments à ce niveau.

Ensuite, étant donnée la variation graduelle de la morphologie des feuilles d'une catégorie à une autre, nous proposons un algorithme de catégorisation hiérarchique (à base d'une cascade de fonctions de décisions binaires). Le principe est qu'à chaque niveau, nous utilisons une propriété géométrique, définie à partir de la représentation de la distribution des maxima pertinents du contour pour décrire quelques éléments caractéristiques et ainsi distinguer des sous-ensembles de catégories par rapport au reste.

Enfin, la partition des feuilles se fait en fonction de son type. Pour les feuilles simples, la partition est un résultat direct de la détection de la base et de l'apex. Cependant, pour les feuilles composées, il arrive que les terminaux de folioles ne sont pas visibles sur l'image à cause du problème de recouvrement (c'est-à-dire que les maxima détectés sont décalés par rapport aux vrais terminaux de folioles). Pour cela, nous introduisons d'autres hypothèses pour déterminer parmi les maxima détectés, ceux qui correspondent probablement à des terminaux de folioles.

Nous tenons à mentionner que les deux opérations de suppression de pétiole et de détection de la base et de l'apex sont entrelacées avec l'étape de catégorisation sémantique. Autrement dit, l'achèvement de l'une dépend du résultat à un niveau donné de l'autre.

3.1 Vers l'interprétation de la feuille : étiquetage sémantique du contour

L'objectif de l'étape de l'étiquetage de la feuille est de déterminer des régions ou des points spécifiques (à signification botanique) à partir du contour. Ces éléments clés permettront la catégorisation et la partition de la feuille. Cette première phase comprend trois étapes : tout d'abord, la suppression du pétiole (cf. Paragraphe 3.1.2), puis, la détection des points base et apex (cf. Paragraphe 3.1.3), enfin, la détection des maxima pertinents (cf. Paragraphe 3.1.4). Pour réaliser ces objectifs, nous partons du principe général qui consiste à définir des propriétés géométriques simples à partir des définitions et des observations botaniques.

3.1.1 Extraction du contour

Les différentes notions botaniques relatives aux clés de caractérisations et aux catégories et parties étudiées dans cette thèse peuvent être définies à partir du contour de la feuille GROUP [1999]. Pour cela, le processus de structuration sémantique des bases d'images de feuilles est établi par l'analyse des propriétés géométriques du contour.

L'extraction du contour ne fait pas partie des contributions de cette thèse. Pour ce faire, nous utilisons simplement l'algorithme de seuillage automatique Otsu OTSU [1979]. Cet algorithme est fondé sur l'hypothèse que l'image couleur à binariser ne contient que deux catégories de pixels (par exemple, l'objet et l'arrière-plan).

Cette hypothèse est convenable dans le cas des images de scans que nous avons utilisées dans notre étude expérimentale et dans lesquelles les feuilles sont scannées sur un fond homogène.

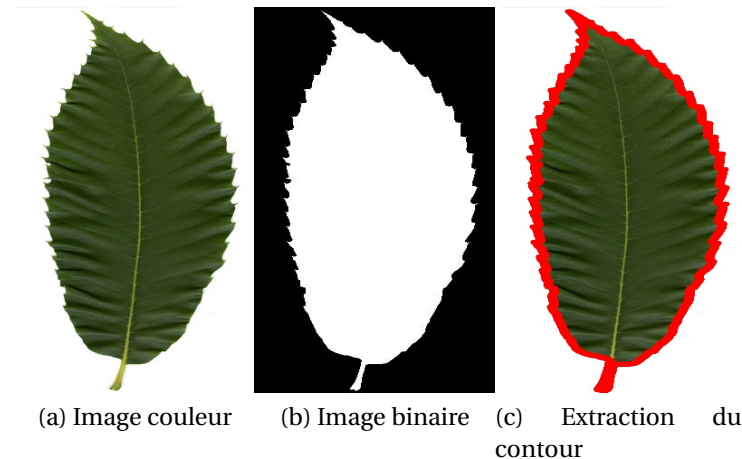


FIGURE 3.4: Résultat d'extraction du contour par l'algorithme de seuillage automatique Otsu (le contour est coloré en rouge).

Pour séparer l'objet du fond, Otsu OTSU [1979] cherche à déterminer le seuil optimal pour lequel la variance intra-classes est minimale et la variance inter-classes est maximale. En pratique, nous avons cherché trois seuils, un par canal de couleur puis nous avons gardé le seuil et le canal, qui minimise le plus la variance intra-classes. Un résultat d'extraction de contour par l'algorithme Otsu est présenté dans la Figure 3.4.

3.1.2 Détection du pétiole

3.1.2.1 Motivation et problématique

Le pétiole est la partie rétrécie de la feuille qui relie le limbe à la tige de la plante. Quant au limbe, il constitue la partie large et aplatie de la feuille (cf. Figure 3.5).

D'une manière générale, l'information pertinente contenue dans la feuille est généralement localisée dans le limbe. Le pétiole contient plutôt des déformations qui peuvent induire en erreur le processus d'identification automatique. Nous citons à titre d'exemple (cf. Figure 3.7), la variation de la longueur du pétiole ou sa direction de fléchissement, l'éventuelle implantation des structures déformables (telles que les stipules et les gaines) à ses côtés, etc. Ces différents aspects peuvent engendrer des représentations de feuilles différentes au sein d'une même espèce.

La détection automatique du pétiole est une tâche difficile non seulement parcequ'il comporte plusieurs déformations (notamment, la présence des stipules et des gaines),

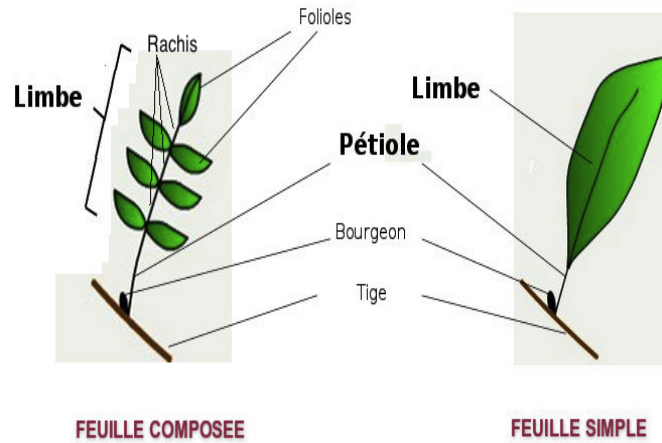


FIGURE 3.5: Les deux parties de base : limbe et pétiole des différentes feuilles : simples ou composées ainsi que d'autres composantes élémentaires tels que le rachis et les folioles.

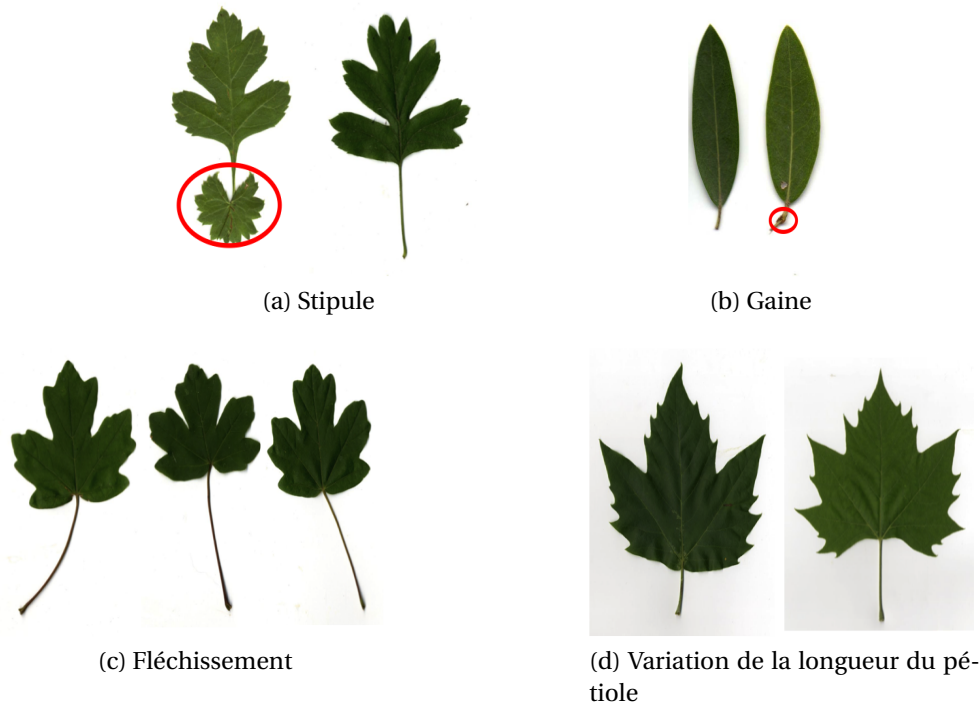


FIGURE 3.6: Variations intra-espèces dues aux déformations présentes au niveau du pétiole.

mais aussi vu la présence d'autres structures dans le limbe dont les propriétés sont similaires au pétiole, notamment, les rachis qui constituent la continuité du pétiole dans le limbe dans le cas des feuilles composées pennées et l'acumen qui correspond à une pointe allongée et très aiguë de la partie apicale. Par ailleurs, les images de feuilles ne sont toujours pas alignées selon la position intuitive (pétiole en bas et apex en haut).

L'ouverture morphologique WANG et collab. [2008] ainsi que la transformée de distances inverses MIZUNO et collab. [2007] ont été proposées pour la détection du pétiole. Cependant, ces opérateurs peuvent engendrer plusieurs imperfections. L'ouverture morphologique (cf. Figures 3.8) cause notamment le lissage et la perte des dents au niveau du contour ainsi qu'une division du limbe en plusieurs sous-parties. Quant à la méthode à

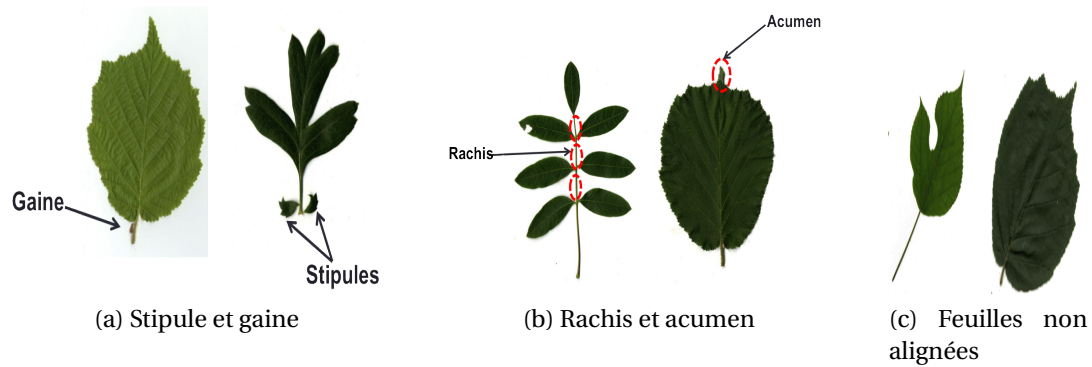


FIGURE 3.7: Difficultés liées à la détection automatique du pétiole.

base de la transformée inverse de distances MIZUNO et collab. [2007] qui affecte au pétiole la région la plus longue après transformation (les régions noires dans la Figure 3.9), elle peut confondre le pétiole avec l'acumen et le rachis qui ont parfois des longueurs plus importantes que le pétiole.

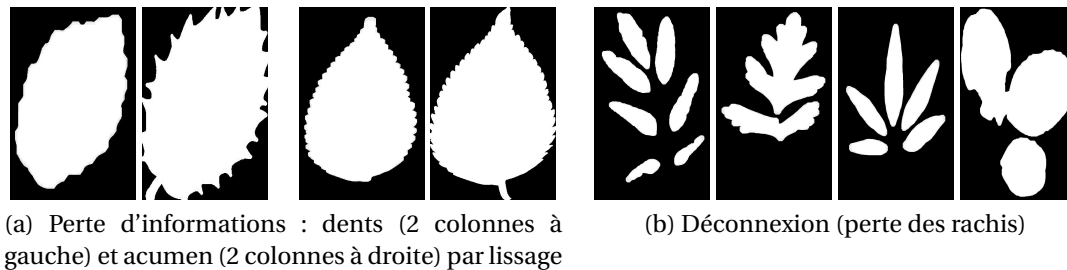


FIGURE 3.8: Illustration de quelques problèmes de détection du pétiole à base d'ouvertures morphologiques.

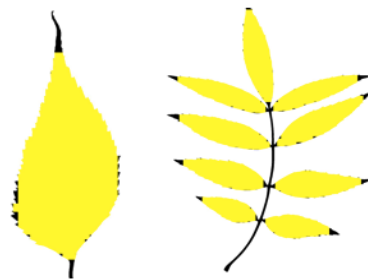


FIGURE 3.9: Illustration de quelques problèmes de détection du pétiole à base de la transformée inverse de distances : la plus longue région parmi les régions noires restantes après transformations correspond soit au rachis (Image à gauche) ou bien à l'acumen (Image à droite).

3.1.2.2 Méthode de détection du pétiole

Pour surmonter les difficultés liées à la détection du pétiole (cf. Figure 3.7), nous proposons une nouvelle approche de détection automatique du pétiole à partir de l'analyse de la définition botanique du pétiole. Selon les botanistes GROUP [1999], **le pétiole est une structure élancée par rapport au limbe.**

L'analyse de cette définition botanique induit à deux constations : (1) la largeur du pétiole est réduite par rapport à celle du limbe et (2) le pétiole est une structure allongée. Ces constations nous conduisent à penser que l'étude de la variation de la fonction de la largeur tout au long de la feuille est une solution plausible pour distinguer le pétiole du reste de la feuille. Nous entendons par fonction de largeur la suite des distances qui séparent les éléments structurant de la feuille (i.e, les points du contour situés de manière opposée de part et d'autre de la feuille). Plus spécifiquement, deux propriétés géométriques principales de la fonction de la largeur sont à prendre en compte pour satisfaire la définition botanique du pétiole.

- Les dimensions des éléments structurant du pétiole sont faibles par rapport à ceux du limbe.
- Au delà des gaines et des stipules, les largeurs des éléments structurant du pétiole sont approximativement égales. On parle, ici, d'une symétrie (ou invariance) locale de translation (LTS) de la fonction de la largeur (cf. Figure 3.10). Cette propriété permet de distinguer le pétiole par rapport aux autres structures de la feuilles qui ont aussi des dimensions faibles (notamment, l'acumen dont la largeur augmente progressivement tout en s'éloignant de la pointe).

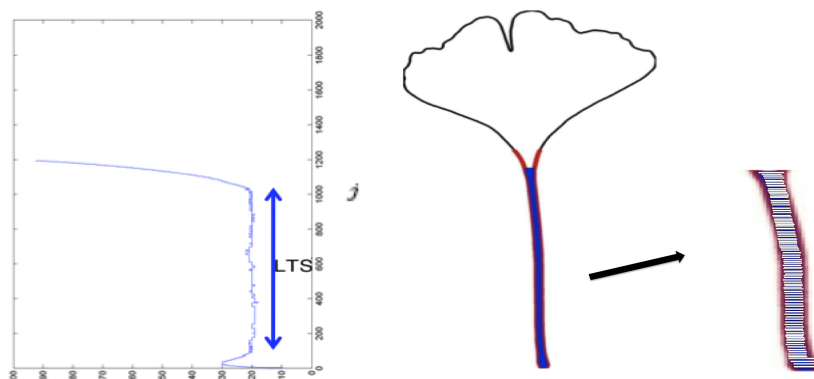


FIGURE 3.10: Symétrie locale de translation (LTS) de la fonction de la largeur au niveau du pétiole (région en bleu). La fonction de la largeur représentant le pétiole et une petite partie du limbe est illustré à droite.

Pour le problème de la rotation de la feuille, nous proposons d'établir une étape préalable d'alignement qui vise à mettre au minimum une sous-région du pétiole selon la position verticale. Cette sous-région est utile pour initialiser l'algorithme de détection du pétiole. Les propriétés relatives à la dimension faible et à l'invariance de la fonction de la largeur (que nous venons d'évoquer ci-dessus) permettent de trouver le reste du pétiole. A l'issue de cette étape, d'autres petites régions de la feuille (par exemple, des sous-parties de l'acumen et des extrémités allongées des lobes, des rachis, etc) peuvent être aussi détectées. À l'exception des rachis (présents dans les feuilles composées), les autres régions du limbe ont généralement des longueurs beaucoup plus faibles que celle du pétiole et sont élaguées selon cette condition.

Quant à la différenciation du pétiole des rachis, nous proposons, tout d'abord, de déterminer le type de l' "Arrangement" de la feuille (simple ou composée). Ceci est établi par l'algorithme de catégorisation que nous décrivons en détail dans la Section 3.2. Une règle particulière qui différencie le pétiole des rachis est enfin proposée en se basant sur leur emplacement dans la feuille.

En bref, le processus de détection du pétiole comprend trois étapes principales : d'abord l'alignement de l'image de la feuille, ensuite, la recherche de régions candidates selon les deux propriétés : dimension et invariance de la fonction de la largeur et enfin, la prise de décision de la région pétiole parmi ces régions candidates. Ces différentes étapes sont détaillées dans ce qui suit :

3.1.2.2.1 Alignement des images de feuilles

Les images de feuilles peuvent avoir des orientations aléatoires (selon le positionnement de la feuille au niveau du scanner). Ainsi, une étape d'alignement devrait être envisagée avant de procéder à la recherche du pétiole. L'objectif de cet alignement est de mettre une sous-partie du pétiole dans une position verticale. Un suivi selon les deux critères : dimension faible et invariance locale de la fonction de la largeur est par la suite établi pour définir la totalité de la région portant le pétiole.

L'alignement que nous utilisons est défini par l'orientation, notée θ , de la boîte englobante minimale (cf. trois premières images à gauche dans la Figure 3.11). Cependant, cette orientation θ devient ambiguë quand la hauteur et la largeur de la boîte englobante de l'image sont approximativement égales (cf. les deux dernières images à droite dans la Figure 3.11). Pour cela, nous proposons d'effectuer la recherche du pétiole dans les deux directions θ et $\theta + \frac{\pi}{2}$.

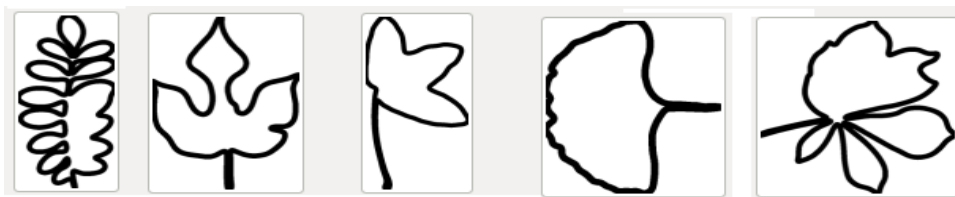


FIGURE 3.11: Alignement des images selon l'orientation θ de la boîte englobante minimale. Les deux dernières images à droite ont une boîte englobante carrée, les orientations considérées dans la détection du pétiole sont θ et $\theta + \frac{\pi}{2}$.

Notons que la méthode d'alignement classique à base d'analyse en composantes principales (ACP) ne satisfait pas toujours notre objectif (i.e, aligner la totalité ou une partie du pétiole selon la position verticale) vu qu'elle est définie essentiellement selon la direction du limbe qui peut être différente à celle du pétiole (cf. Figure 3.12). Le limbe a souvent la surface la plus grande dans la feuille.

3.1.2.2.2 Recherche des régions candidates

À partir de la définition botanique du pétiole qui le qualifie comme étant une structure élancée, nous pouvons supposer que le pétiole est composé de l'union d'éléments

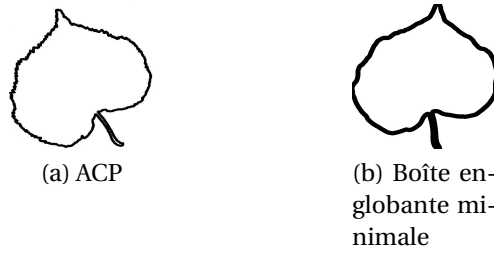


FIGURE 3.12: Alignement par ACP et par la boîte englobante minimale.

structurants dont la largeur W_j^i (de position j selon la direction vertical Y) est petite par rapport à celle du limbe W et approximativement invariante tout au long de sa longueur (cf. cf. Figure 3.13 et Figure 3.10).

Nous décrivons dans ce qui suit l'étape de la recherche des régions candidates à savoir le choix du seuil selon lequel nous pouvons décider qu'une région est candidate et le raffinement de ces régions candidates en utilisant le critère d'invariance locale de translation de la fonction des largeurs de dimension faible.

1. Recherche de régions ayant une largeur faible.

Nous définissons un élément structurant du contour, qu'on note S_j^i , par deux points $S_j^i = \{P_j^i, P_j^{i+1}\}$, indexés par les positions i et $i + 1$ de part et d'autre de l'axe X et par la position j selon l'axe Y. Autrement dit, les deux points (P_j^i, P_j^{i+1}) sont situés de manière opposée sur le contour (cf. Figure 3.13).

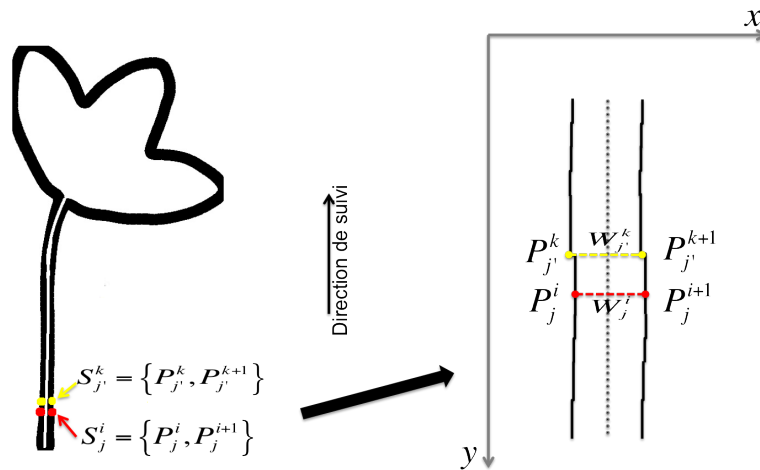


FIGURE 3.13: Deux éléments structurants du pétiole colorés respectivement en rouge et jaune.

Au moins un élément structurant de la région candidate doit être initialement fixé. Par la suite, nous effectuons un suivi du contour selon l'axe Y (comme si nous établissons des coupes horizontales au contour) pour la détection du reste des éléments structurant d'une région. Soient $S_j^i = \{P_j^i, P_j^{i+1}\}$ et $S_{j'}^k = \{P_{j'}^k, P_{j'}^{k+1}\}$ deux éléments structurant successifs d'une région (cf. Figure 3.13). Ces deux points sont définis de la manière suivante :

- $j' = j \pm 1$ (selon l'axe Y, du haut vers le bas ou vice versa).

- Chaque couple de points $(P_j^i, P_{j'}^k)$ et $(P_j^{i+1}, P_{j'}^{k+1})$ sont directement connectés sur le contour. Leurs abscisses sont approximativement égales.

Notons par $W_j^i = dist(P_j^i, P_j^{i+1})$ la largeur d'un élément structurant. Tout ensemble d'éléments structurants successifs (selon l'axe Y) et de largeur faible par rapport à la largeur du limbe W compose une région candidate RW_m^θ :

$$RW_m^\theta = \{S_j^i, S_{j'}^k \mid W_j^i < q.W, W_{j'}^k < q.W, j' = j \pm 1\} \quad (3.1)$$

avec $q \in]0, 1[$, θ l'orientation d'alignement du contour et $m \leq M$, M le nombre total de régions candidates.

Le choix du pourcentage q doit être effectué de manière à assurer le compromis entre la détection de la totalité de la région pétiole parmi les régions candidates (i.e. $q.W \gtrsim W_p$ avec W_p la largeur maximale du pétiole) et l'élimination des régions du limbe qui peuvent comporter une symétrie locale de translation (LTS) de la fonction de la largeur (cf. régions colorées en bleu dans la Figure 3.16).

L'observation et l'étude de la variation des formes du pétiole par rapport au limbe a montré que le seuil q dépend de la forme de ce dernier (allongée ou non). Si ce pourcentage q est généralement faible (i.e. $W_p \ll W$) pour la majorité des feuilles, il est plutôt important dans le cas des feuilles simples à limbe allongé (cf. Figure 3.14).

Pour distinguer ce type de feuilles, nous utilisons simplement le rapport d'élongation $el = \frac{W}{L}$ avec L la longueur de la boîte englobante si la feuille est simple.

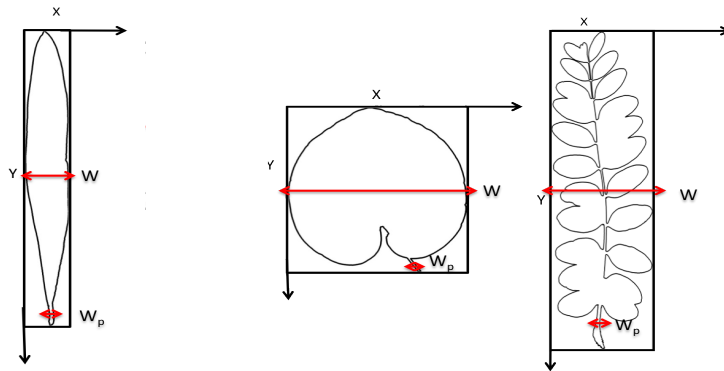


FIGURE 3.14: Dimension du pétiole W_p par rapport à la largeur du limbe W (de gauche à droite) : feuille simple allongée, feuille simple non allongée et feuille composée

Le choix de la valeur du pourcentage q est effectuée en pratique selon un procédé empirique.

Enfin, nous tenons à mentionner que le fait d'initialiser la recherche de régions candidates par n'importe quel élément structurant du contour ayant une largeur faible (selon l'axe Y) peut générer des régions concaves (cf. régions colorées en vert dans la Figure 3.15) qui sont éliminées avant de continuer le processus de la recherche du pétiole (étant une région convexe). Les régions restantes (cf. régions colorées en bleu dans la Figure 3.15) sont les régions candidates à considérer dans la suite.

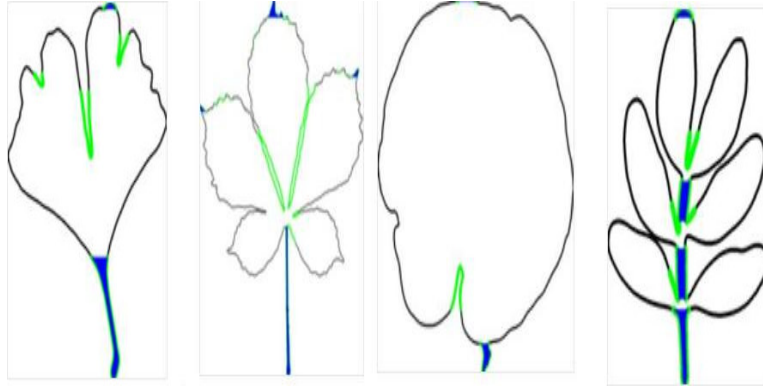


FIGURE 3.15: Les régions candidates (en bleu) sont des régions convexes avec des largeurs petites par rapport aux limbe (régions colorées en bleu). Les régions ayant une courbure concave, colorées en vert uniquement, sont éliminées).

2. Recherche de la symétrie locale de translation.

Le concept de la symétrie locale de translation qui a été introduit en alignement de formes synthétiques 3D dans CHAOUCH et VERROUST-BLONDET [2009] et évalué pour des formes réelles 2D dans MZOUGHJI et collab. [2012], est défini par l'invariance locale d'une caractéristique bien déterminée le long d'une direction donnée.

Dans notre contexte, nous utilisons, comme caractéristique, la largeur des éléments structurants du contour. Nous considérons qu'une région SR_l^0 contient une symétrie locale de translation en terme de la largeur, si et seulement si :

$$SR_l^0 = \{S_j^i, S_{j'}^k \mid \|W_j^i - W_{j'}^k\| < \epsilon (\epsilon \approx 0) \quad \forall j, j' \in SR_l^0\} \quad (3.2)$$

avec $W_j^i = dist(P_j^i, P_j^{i+1})$ et $SR_l \cup SR_{l'} = \emptyset$, $l, l' \leq L$ et L est le nombre de régions ayant une invariance locale de translation.

Nous illustrons dans la figure 3.16 quelques exemples de régions de la feuille ayant une symétrie locale de translation en terme de la largeur selon la direction verticale (LTS). Dans cette illustration, les régions ont des dimensions quelconques.

Comme nous l'avons déjà mentionné auparavant, nous établissons la recherche de la symétrie locale de translation uniquement sur les régions ayant des largeurs faibles par rapport à largeur du limbe W afin de ne pas confondre le pétiole à des régions (ayant une invariance locale de translation importante) à l'intérieur du limbe.

Les régions candidates raffinées R_m^0 sont définies par l'union des sous-régions (colorées en bleu) SR_m^0 de RW_m^0 ayant une symétrie locale de translation :

$$R_m^0 = \{\cup\{SR_l^0\} \mid SR_l^0 \subset RW_m^0\} \quad (3.3)$$

Des exemples de sous-régions avec symétrie locale de translation (colorées en bleu) incluses dans les régions ayant des largeurs faible (colorées en rouge) sont illustrées par la figure 3.17. Dans cette figure, nous illustrons les cas suivants (de gauche à droite) :

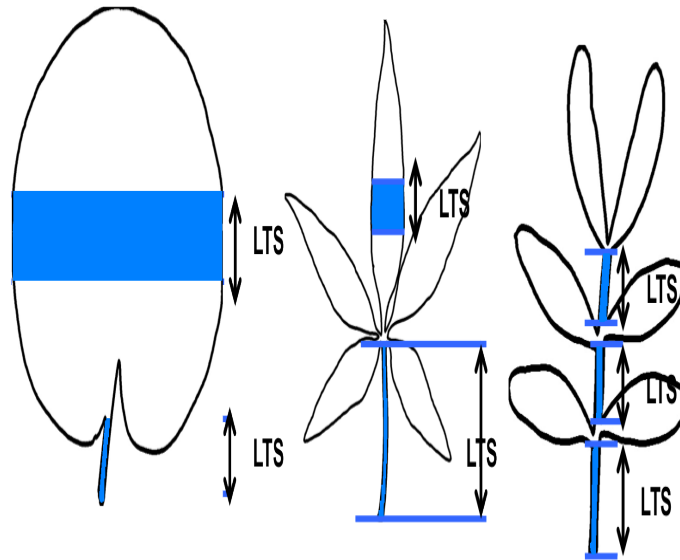


FIGURE 3.16: Régions (colorées en bleu) ayant une symétrie locale de translation (LTS) en terme de la largeur en dimension quelconque le long de la direction verticale .

une feuille avec stipule, une feuille avec gaine, une feuille composée palmée, une feuille composée pennée et une feuille ayant un acumen.

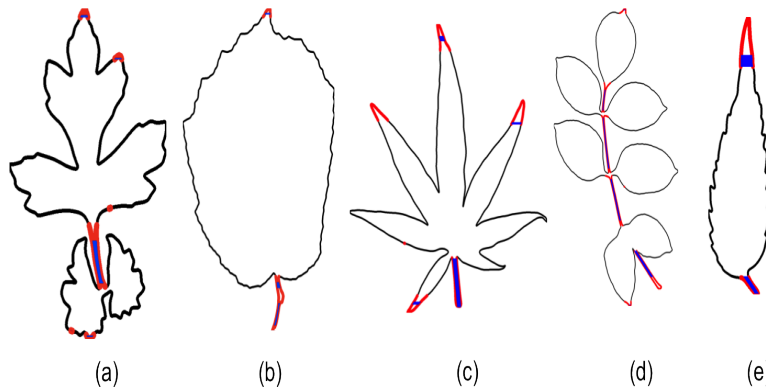


FIGURE 3.17: Les sous-régions candidates (en bleu) parmi les régions ayant des largeurs faibles par rapport aux limbe (régions colorées en rouge).

Nous pouvons voir, par exemple, dans le cas (3.17(b)) que les sous-régions d'invariance locale de translation sont séparées par une gaine d'où l'utilité d'une recherche séquentielle de régions candidates de faibles dimensions puis les sous-régions à l'intérieur de celles-ci ayant une invariance locale de translation.

La symétrie locale de translation est quantifiée en terme de la longueur de la région candidate raffinée R_m^0 , notée $L(R_m^0)$.

3.1.2.2.3 Prise de décision de la région pétiole

La dernière étape consiste à trouver la région pétiole parmi les régions candidates. Notons par C_p la région contenant le pétiole. La région C_p est obtenue différemment en fonction du type de la feuille : simple ou composée. Pour les feuilles simples, nous dé-



FIGURE 3.18: Feuilles composées : Le pétiole (coloré en vert) et les rachis (colorés en violet) ont les deux une symétrie locale de translation importante.

finissons C_p par la région candidate raffinée qui a la longueur maximale de la manière suivante :

$$C_p = R_{m^*}^\theta = \left\{ \arg \max_{1 \leq m \leq M} L(R_m^\theta) \right\} \quad (3.4)$$

avec L la longueur de la sous-région du contour R_m^θ ($m \leq M$) et M le nombre de régions candidates.

Cependant, pour les feuilles composées, les rachis ont aussi une symétrie locale de translation importante (ayant une longueur qui peut dépasser celle du pétiole) (cf. Figure 3.18). Pour cela, nous distinguons le pétiole en se basant sur l'hypothèse qu'il est généralement situé à l'extrémité de la feuille, contrairement aux rachis qui sont situés à l'intérieur du limbe. Autrement dit, la distance géodésique qui sépare les deux terminaux du pétiole et l'extrémité de la feuille est la plus faible par rapport aux régions contenant les rachis. Cette condition est formulée de la manière suivante :

$$C_p = R_{m^*}^\theta = \left\{ \arg \min_{1 \leq m \leq M} GDist(R_m^\theta) \right\} \quad (3.5)$$

avec $GDist$ la distance géodésique minimale entre les deux terminaux (de chaque coté, haut et bas) de la région R_m^θ avec la bordure de la boîte englobante.

Nous tenons à mentionner que dans le cas où nous avons défini deux orientations d'alignement θ et $\theta + \frac{\pi}{2}$ (i.e, le cas où la forme a une boîte englobante carré), nous gardons la région optimale parmi les deux régions obtenues par chacune des orientations selon les

mêmes règles 3.4 et 3.5 (selon le type de la feuille).

Des exemples de détection automatique de pétioles sont illustrés dans la Figure 3.19.

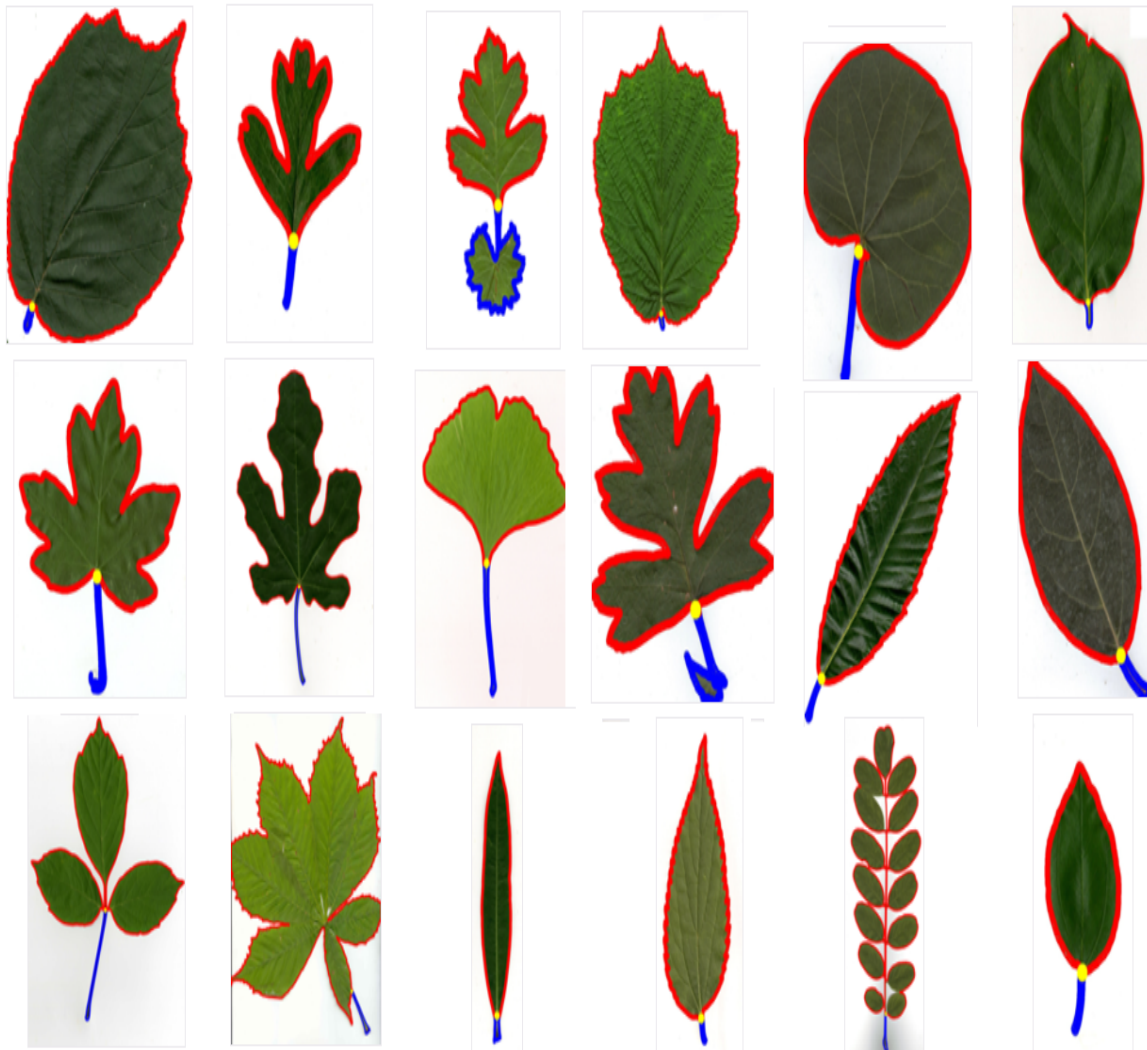


FIGURE 3.19: Exemples de détection automatique de pétioles (pétiole en bleu, limbe en rouge et point d'insertion en jaune).

3.1.2.3 Détection du pétiole : facteur important pour l'amélioration de la description des images de feuilles

Afin de monter l'impact de la détection du pétiole dans l'image d'une manière directe, nous avons utilisé les deux descripteurs CCD et ACD BEGHIN et collab. [2010] (cf. Paragraphe 2.1.1.1.3.2) qui sont des descripteurs simples mais sensibles au point de départ. Nous montrons dans un premier temps (cf. Tableau 3.1) que les résultats d'identification en terme du MAP (*Mean Average Precision*, cf. Paragraphe 6.1.2.3) s'améliorent si le pétiole est supprimé de l'image ce qui confirme le fait que la présence du pétiole peut altérer la représentation des feuilles. Ensuite, nous montrons que le point d'insertion qui relie le pétiole au limbe (représenté par le point jaune dans la Figure 3.19) peut servir comme étant un point de départ pour ces descripteurs (cf. Figure 3.2) et améliorer ainsi leurs résultats d'identification de manière significative.

Descripteur	avec pétiole (%)	sans pétiole (%)
CCD	34.36	40.33
ACD	18.33	33.99

TABEAU 3.1: Résultats d'identification en terme de la MAP avec et sans pétiole.

Descripteur / Point départ	arbitraire (%)	point d'insertion (%)
CCD	6.20	34.36
ACD	7.11	18.33

TABEAU 3.2: Comparaison des résultats d'identification en terme de la MAP en utilisant le point d'insertion par rapport à un point choisi arbitrairement.

Dans notre contexte, la détermination du pétiole est indispensable pour la détection des points clés de caractérisation (la base et l'apex), qui constituent l'information de départ pour aligner les feuilles selon leur repère intrinsèque et établir les étapes de catégorisation et partition.

3.1.3 Détection de la base et de l'apex

3.1.3.1 Analyse de la définition botanique

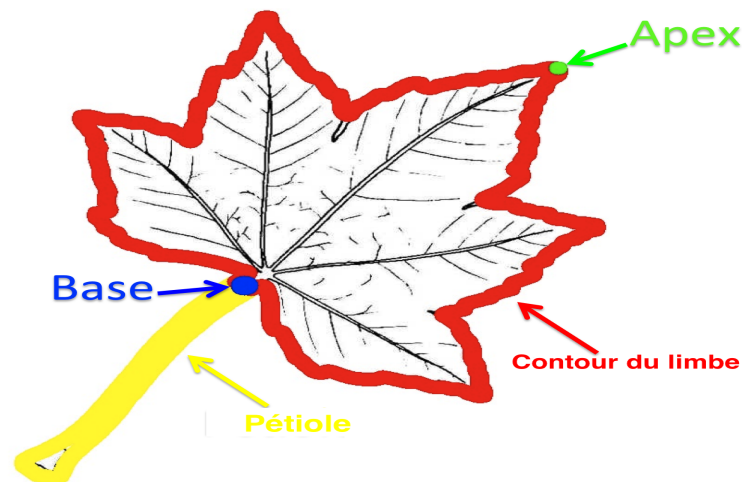


FIGURE 3.20: Les deux points base (coloré en jaune) et apex (coloré en vert) sont des éléments clés pour la caractérisation botanique des feuilles

L'idéal serait de définir la base et l'apex à partir du réseau des nervures. En réalité, ces deux points la nervure principale. Néanmoins, vu l'exigence d'une haute qualité de l'image, nous allons nous baser sur le contour de la feuille pour détecter automatiquement ces deux points. Le contour comporte des éléments visuels discriminants permettant d'extraire ces deux points base et apex. Ces éléments sont relatifs aux propriétés de la forme de leurs voisinages, qui se réfèrent (selon les botanistes) respectivement par les parties basale et apicale (cf. Figure 3.20). L'observation des schémas botaniques qui caractérisent les formes des parties basale et apicale (cf. Figure 3.21) montre que ces dernières

varient en fonction de **la courbure des concavités et de la présence ou de l'absence de la symétrie** de part et d'autre des points base et apex.

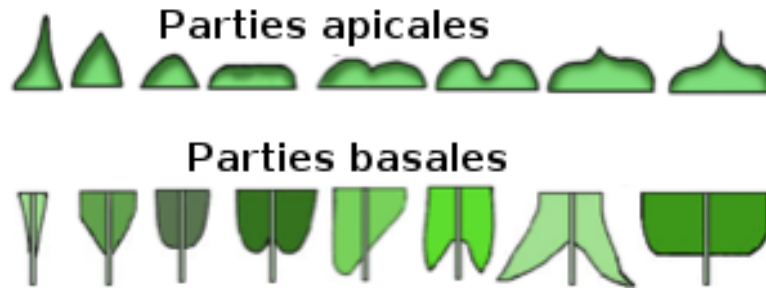


FIGURE 3.21: Variation de la forme au voisinage des points base et apex, entre autre, en fonction de la courbure des concavités et de la symétrie.

Selon le manuel de l'architecture des feuilles GROUP [1999], les parties basale et apicale sont définies par les 25% en haut et en bas de la surface du limbe, si la feuille est mise dans sa position naturelle (cf. Figure 1.9).

Un problème majeur de la détection automatique de la base et de l'apex est donc le fait que les images de feuilles sont prises dans des positions aléatoires. Les parties apicale et basale ne peuvent pas être directement localisées sur l'image.

Nous proposons d'estimer l'emplacement des deux parties apicale et basale dans l'image en utilisant le point d'insertion (i.e, le point de jonction entre le pétiole et le limbe) que nous avons détecté par le procédé de suppression de pétiole (cf. Paragraphe 3.1.2. Dans la suite, les parties estimées sont respectivement appelées partie inférieure et partie supérieure.

Nous tenons à mentionner que la détection de la base et de l'apex s'effectue de la même manière une fois qu'un point de départ est fixé et qu'un segment représentant la partie estimée est défini. Pour simplifier la présentation de la méthode proposée, nous la décrivons en détail en considérant le point base. Nous spécifions les particularités relatives à la détection du point apex (notamment, le point de départ) par la suite.

3.1.3.2 Procédé de détection des points caractéristiques : base et apex

3.1.3.2.1 Détection du point base

Le point d'insertion constitue notre point de départ pour détecter la base de l'image. Ce point est soit confondu avec la base (voir les deux premières images à gauche dans la Figure 3.22), ou bien situé dans son voisinage, en particulier quand une partie du pétiole est caché par le limbe (c'est-à-dire invisible sur l'image) (voir les deux dernières images à droite dans la Figure 3.22).

Nous entendons par partie inférieure le segment du contour situé à un voisinage près de part et d'autre du point de départ qui est le point d'insertion P_{in} . Nous étudions par la suite la variation locale au niveau du voisinage du point d'insertion P_{in} (le segment inférieur) afin de déterminer la base.

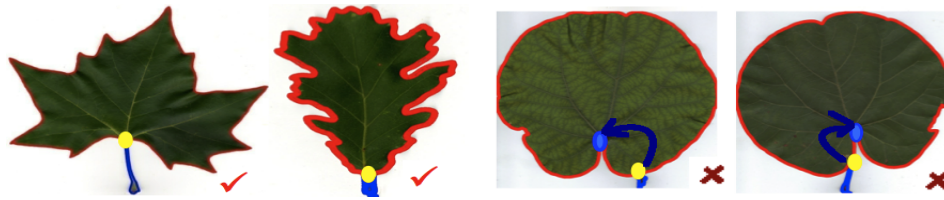


FIGURE 3.22: Le point d'insertion (jaune) obtenu par l'algorithme de détection de pétiole et le point base (bleu) : du gauche à droite : la base et le point d'insertion sont confondus au niveau des deux premières images et proches au niveau des deux dernières.

Plus spécifiquement, nous cherchons une éventuelle symétrie locale à l'intérieur du segment inférieur par rapport au point de départ P_{in} . Ceci peut engendrer deux principaux cas : une symétrie ou une asymétrie. Dans le deuxième cas : une vérification est établie afin d'examiner si l'asymétrie est intrinsèque à la partie basale de la feuille ou bien elle est due à la fausse estimation du point base (i.e, le point P_{in} est déplacé par rapport au point base). Commençons tout d'abord par la définition de la partie inférieure.

3.1.3.2.1.1 La partie inférieure : approximation de la partie basale

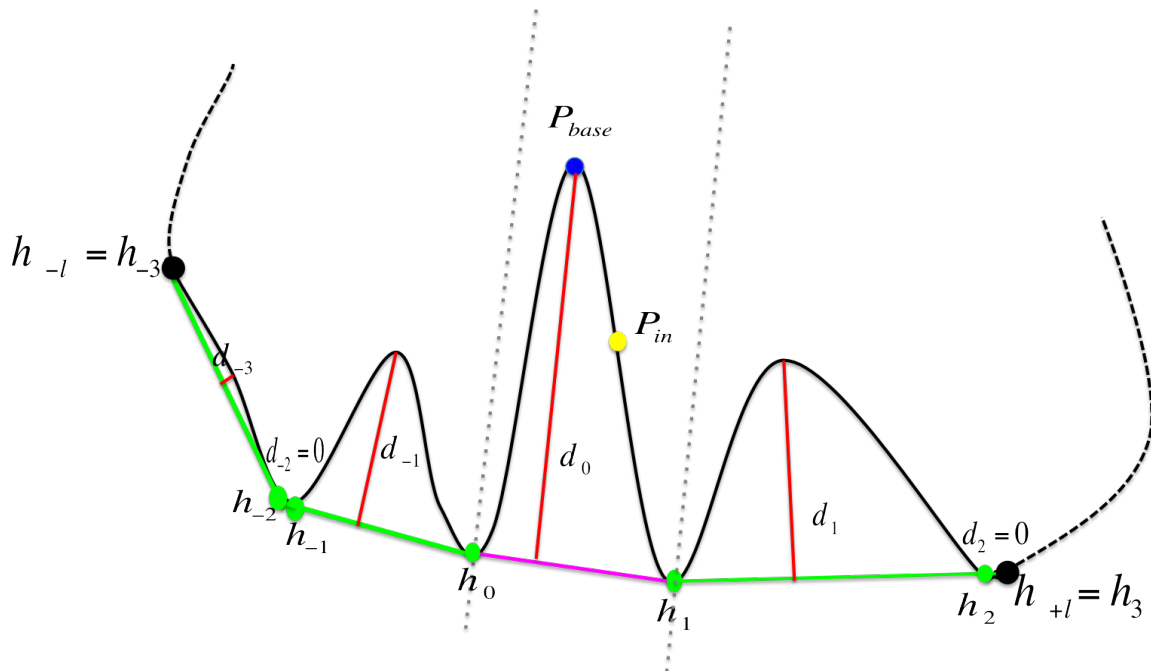


FIGURE 3.23: Exemple de segment inférieur délimité par les deux sommets de l'enveloppe convexe h_{-l} et h_{+l} (avec $l = 3$) de part et d'autre du segment du contour (h_0, h_1) qui contient P_{in} . Le point P_{base} est le point à déterminer. La profondeur de la région délimité par h_k, h_{k+1} est d_k

Soit H l'enveloppe convexe associée au contour du limbe (après l'avoir subit un lissage). Les choix relatifs à l'accomplissement du lissage et l'utilisation de l'enveloppe convexe sont précisés dans 3.1.4. Notons par h_0, h_1 les deux sommets de l'enveloppe convexe qui délimite le fragment du contour contenant P_{in} (cf segment magenta dans 3.23). Soit l le nombre de sommets de l'enveloppe convexe considérés de part et d'autre de h_0, h_1 . Le segment inférieur est défini par le segment du contour de la feuille délimité par les deux

sommets de l'enveloppe convexe H situés respectivement à gauche et à droite de h_0 aux positions $P_{left} = h_{-l}$ et $P_{right} = h_{+l}$.

Le segment de contour délimité par h_{-l} et h_{+l} peut être vu comme étant l'union des sous-segments délimités par les sommets de l'enveloppe convexe h_k, h_{k+1} tel que $-l \leq k \leq l$.

3.1.3.2.1.2 Caractérisation de la symétrie locale de la partie inférieure

Considérons une région délimitée par un segment du contour et l'enveloppe convexe qui lui correspond. Nous parlons d'une symétrie en terme d'une caractéristique donnée (par exemple, l'aire, la profondeur, etc) par rapport à une droite latérale qui coupe cette région en deux sous-régions si cette caractéristique est invariante pour ces deux sous-régions.

Dans notre contexte, afin de caractériser la symétrie locale au niveau du segment inférieur, nous choisissons d'utiliser la moyenne des profondeurs des concavités de part et d'autre d'une sous-région centrale (i.e, définie par le segment du contour et l'arête de l'enveloppe convexe délimités par (h_0, h_1)) (cf. Figure 3.23). Nous pensons que la caractérisation de la symétrie au niveau de la partie basale en terme de la profondeur est plus robuste aux déformations qui peuvent exister de part et d'autre de la base.

Soit d_k la profondeur maximale de la sous-région définie par le sous-segment du contour et l'arête de l'enveloppe convexe délimités par les sommets h_k, h_{k+1} (voir le segment coloré en rouge dans la Figure 3.23). d_k correspond à la plus grande distance qui sépare (orthogonalement) le segment du contour de l'arête $h_0 h_1$. Le point ayant la profondeur d_k est appelée le point creux de la concavité.

Le segment inférieur délimité par h_{-l}, h_{+l} est représenté par la suite

$$D = \{d_{-l}, \dots, d_{-1}, d_1, \dots, d_{l-1}\}$$

avec d_k la profondeur du sous-segment (h_k, h_{k+1}) .

Nous considérons que le segment inférieur contient une symétrie par rapport à (h_0, h_1) si et seulement si :

$$|D_{left} - D_{right}| < \epsilon (\epsilon \approx 0), \quad (3.6)$$

avec D_{left} et D_{right} les profondeurs moyennes de part et d'autre de (h_0, h_1) . Les profondeurs moyennes D_{left} et D_{right} sont définies comme suit :

$$D_{left} = \begin{cases} \frac{\sum_{k=-l}^{-1} d_k}{\sum_{k=-l}^{-1} 1(d_k \neq 0)} & \text{si } \sum_{k=-l}^{-1} 1(d_k \neq 0) \neq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.7)$$

$$D_{right} = \begin{cases} \frac{\sum_{k=1}^{l-1} d_k}{\sum_{k=1}^{l-1} 1(d_k \neq 0)} & \text{si } \sum_{k=1}^{l-1} 1(d_k \neq 0) \neq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.8)$$

3.1.3.2.1.3 Prise de décision

Nous rappelons que nous sommes partis d'une approximation du segment de la partie basale (i.e, le segment inférieur) et d'un point de départ (i.e, le point d'insertion P_{in}) qui est supposé confondu ou à proximité du point base (à détecter).

Afin de trouver le point base (c'est à dire, décider de déplacer P_{in} ou pas), nous proposons d'étudier les propriétés de la symétrie locale des profondeurs par rapport à (h_0, h_1) selon l'équation 3.6. Selon cette condition, nous obtenons deux cas de figure : une symétrie ou une asymétrie du segment inférieur par rapport à (h_0, h_1) . La prise de décision de la position du point base diffère en fonction de ces deux cas de figure.

1. **Dans le cas d'une symétrie**, le point base correspond exactement au point P_{in} .

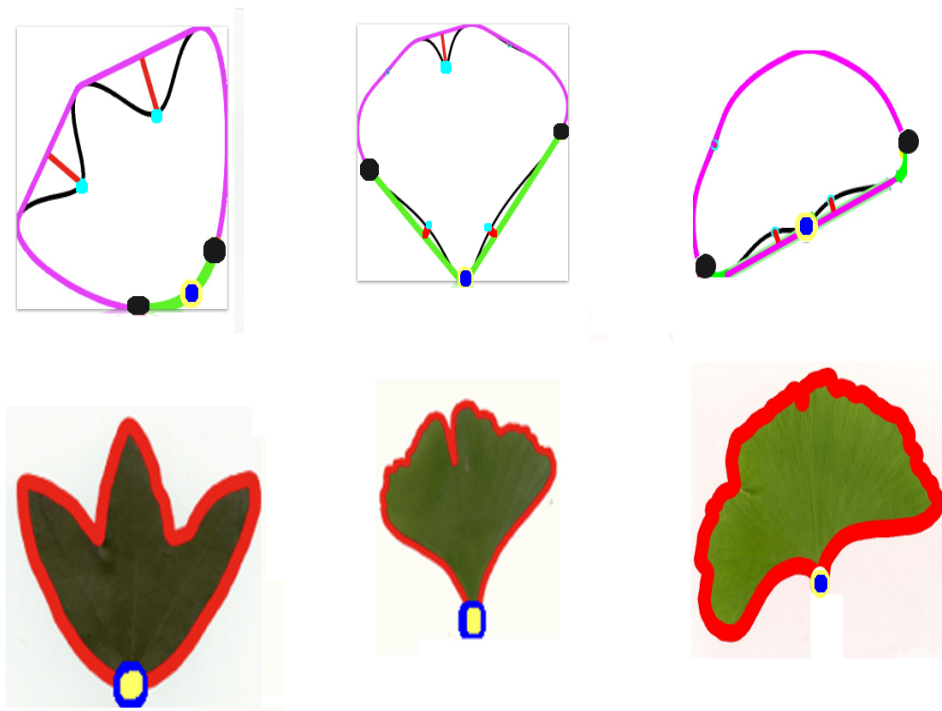
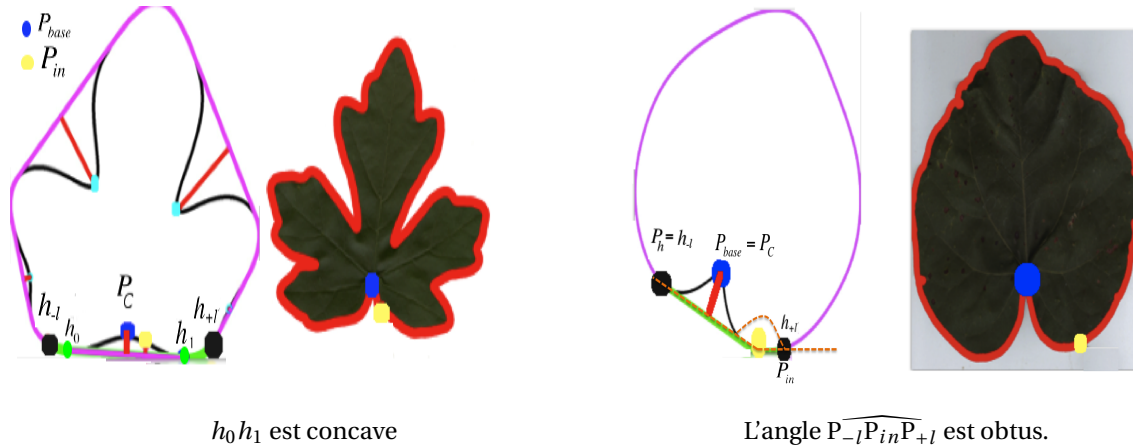


FIGURE 3.24: Le point coloré en bleu correspond au point base et le point jaune correspond au point de départ P_{in} .

2. Quant à l'asymétrie qui survient généralement quand le segment inférieur contient une concavité importante dans l'un de ses côtés, la décision du point base dépend de deux situations : (1) soit l'asymétrie est naturelle (i.e, elle est une caractéristique inhérente à la partie basale de la feuille) ou bien (2) soit elle est due au fait que le point de départ P_{in} est différent du point base (une partie du pétiole est cachée derrière le limbe).

Pour distinguer ces deux situations, nous allons utiliser dans un premier temps le fait que le point base et le point d'insertion sont généralement peu distants dans le cas d'une fausse asymétrie. Cette hypothèse est suffisante quand le segment du contour délimité par (h_0, h_1) est concave. Le point base correspond, dans ce cas, au

point creux P_C (i.e, le point ayant la profondeur maximale) à l'intérieur du segment du contour (h_0, h_1). Cependant, au delà du fragment (h_0, h_1), la décision quant à la position du point base devient plus difficile. L'observation des segments inférieurs (cf. Figure 3.25) montre que ces derniers ont généralement une forme aiguë dans le cas d'une asymétrie naturelle, contrairement au cas d'une fausse asymétrie où ils ont une forme obtuse. Pour déterminer le type du segment inférieur (obtus ou aigu) en pratique, nous utilisons l'angle de sommet, le point creux P_{in} et de cotés $[P_{in}P_{+l}]$ et $[P_{in}P_{-l}]$.



(a) Fausse asymétrie : point base correspond au point creux P_C le plus proche de P_{in} .

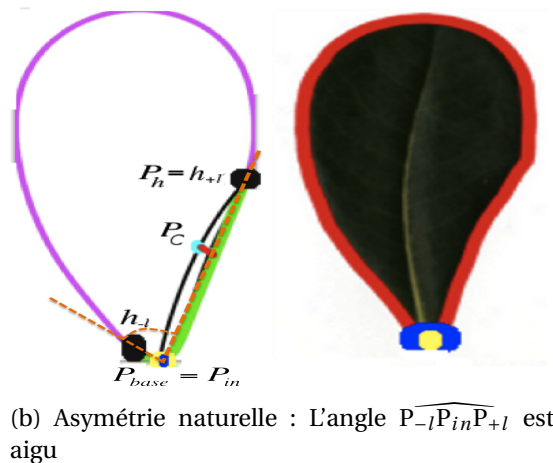


FIGURE 3.25: Illustration des cas d'asymétrie (naturelle ou fausse). Le points base est coloré en bleu, le point P_{in} est coloré en jaune.

3.1.3.2.2 Détection du point apex

Afin de déterminer le point apex, nous suivons le même procédé décrit précédemment. La partie apicale comporte les mêmes propriétés géométriques que la partie basale (notamment, en terme de la présence de la symétrie et de la concavité).

Reste à définir le point de départ (le point équivalent à P_{in}), qu'on note P_{up} , à partir duquel un segment supérieur qui est l'estimation de la partie apicale est obtenu. Pour cela, nous commençons par appliquer un alignement que nous définissons par rapport à la droite qui relie le centre de gravité du contour au point base (cf. Figure 3.26). Cet

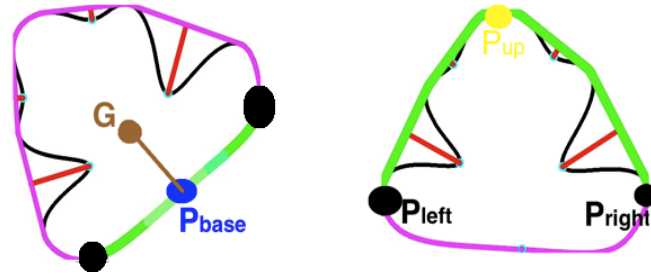


FIGURE 3.26: Alignement du limbe selon la droite liant le point base et le centre de gravité de la forme. Le point P_{up} est le point de départ pour la détection de l'apex.

alignement tend à s'approcher de l'alignement naturel. Nous fixons par la suite P_{up} au point ayant la hauteur la plus élevée du contour aligné.

Nous montrons dans la Figure 3.27 les cas de figure possibles (symétrie, fausse asymétrie et asymétrie naturelle) et la détection de l'apex pour chacun de ces cas.

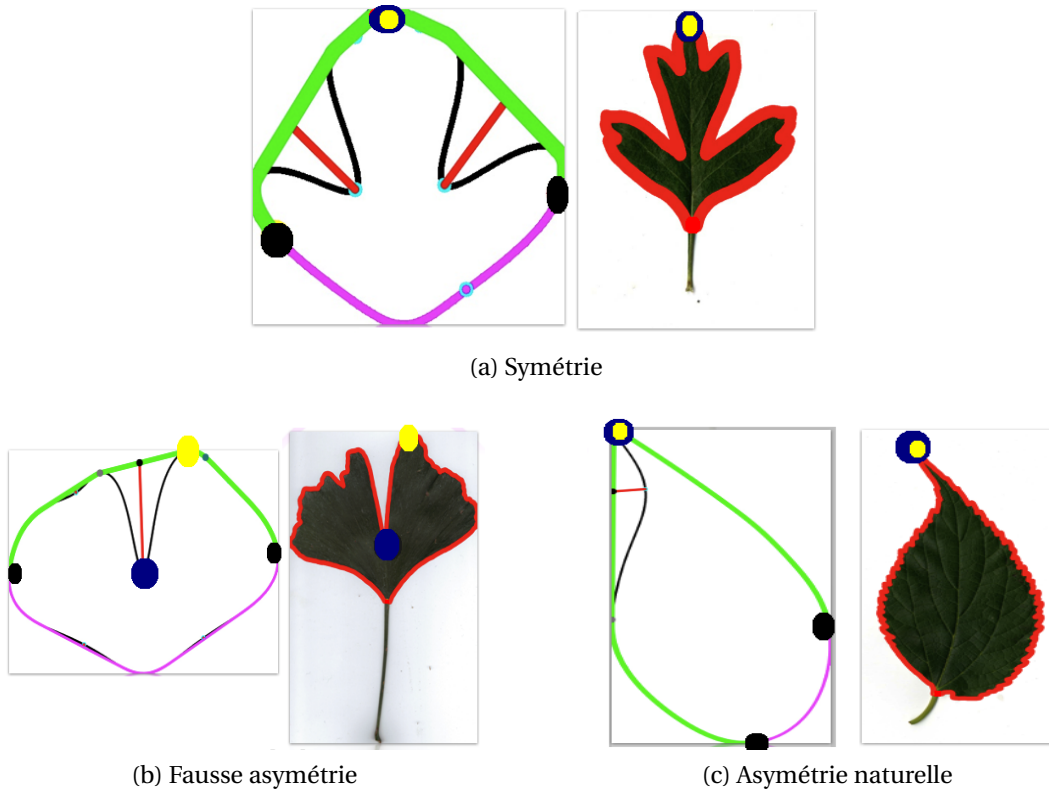


FIGURE 3.27: Prise de décision de la position de l'apex selon la propriété de la symétrie locale à l'intérieur du segment supérieur : point de départ coloré en jaune et point apex en bleu.

3.1.3.3 Résultats et discussion

Dans la figure 3.28, nous montrons quelques exemples de détections automatiques de la base (coloré en jaune) et de l'apex (coloré en vert). Nous remarquons que les points détectés correspondent aux terminaisons de la nervure principale.

Nous tenons à mentionner que les fausses détections peuvent essentiellement survenir quand la partie associée a une forme linéaire (cf. parties apicales dans la Figure 3.29a)



FIGURE 3.28: Exemples de détection automatique de la base (colorée en jaune) et de l'apex (coloré en vert).

ou lorsque le point est complètement invisible sur le contour à cause du recouvrement foliaire (cf. le point base de la feuille à droite dans la Figure 3.29a). Dans ces cas, nous déterminons des points situés au voisinage des points caractéristiques désirés (cf. Figure 3.29a).

Par ailleurs, dans le cas des feuilles composées, le choix du point apex peut être ambigu. Il correspond à une extrémité de l'une des folioles (cf. Figure 3.29b). En réalité, la détermination de l'apex dans le cas des feuilles composées devrait être effectuée pour chaque foliole séparément.

La détection de la base et de l'apex est indispensable pour l'élaboration du processus

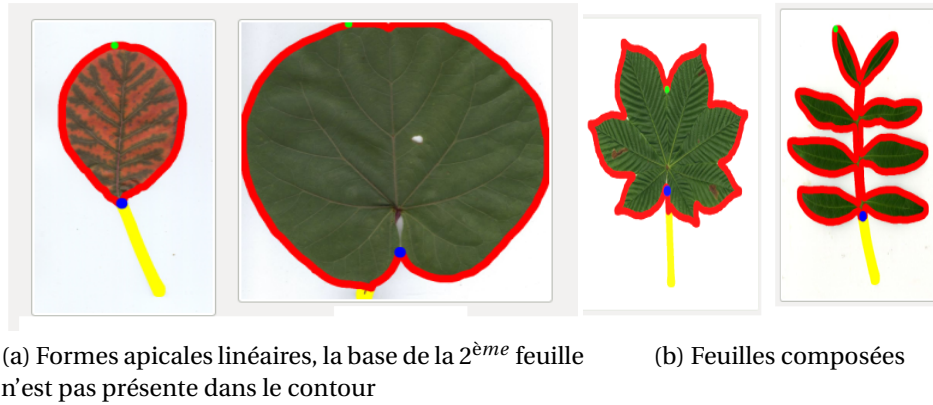


FIGURE 3.29: Principaux problèmes liés à la détection des points caractéristiques par notre algorithme.

de structuration sémantique (catégorisation et partition de la feuille) et la définition de plusieurs paramètres significatifs, inspirés de la botanique (tels que, les angles au niveau des points base et apex, la position de la partie la plus large du limbe, etc. (cf. Paragraphe 4.2.1.1) dans le cas des feuilles simples.

Du fait du problème d'alignement des images des feuilles, notre méthode de détection de la base et l'apex part du fait qu'un point d'insertion est détecté sur l'image après la suppression automatique du pétiole. Cependant, les images de feuilles peuvent ne pas comporter des pétioles (notamment, si elles sont sessiles ou bien lorsque le pétiole est préalablement coupé avant la prise de l'image (cf. Figure 3.30). Dans le cas où nous sa-



FIGURE 3.30: Exemple d'images de feuilles sans pétiole (de la base Flavia WU et collab. [2007])

vons au préalable que les feuilles sont sans pétiole, nous pouvons envisager des méthodes d'alignement défini à partir de la recherche de la symétrie globale dans l'image afin de trouver un point de départ approprié pour notre algorithme de détection des points base et apex. Sinon, le recours à la nervation principale devient indispensable pour déterminer les points base et apex.

3.1.4 Détection des maximas pertinents

Les éléments caractéristiques : lobes, folioles et rachis se distinguent par la présence de concavités dans les contours des feuilles. Leur détermination à partir du contour nécessite une étape préliminaire de détection des points maximas pertinents. Les relations

spatiales entre ces points maximaux seront utilisées par la suite pour déterminer la disposition et la profondeur des concavités et ainsi réaliser les étapes de catégorisation sémantique (cf. Section 3.2) et de partition des feuilles composées en folioles (cf. Sous-section 3.3.2).

Le procédé que nous proposons pour la définition des points maximaux pertinents du contour dépend des éléments caractéristiques que nous souhaitons distinguer par rapport aux autres. Ils sont soit des folioles et des rachis par rapport aux lobes (1^{er} niveau de catégorisation) ou bien des lobes par rapport aux dents (2^{ème} niveau de catégorisation). Dans les deux cas, nous commençons tout d'abord par établir une étape de lissage du contour afin d'éliminer les points issus de l'effet d'aliasing ou à la présence de légère dentelure.

3.1.4.1 Lissage du contour

Supposons que nous avons une représentation paramétrique du contour tel que $P(u) = (x(u), y(u))$ où $0 < u < 1$ est le paramètre qui représente la longueur d'arc sur le contour et $g(u, \sigma)$ est le noyau gaussien 1-D de largeur σ . Les composantes de la courbe lissée $X(u, \sigma)$ et $Y(u, \sigma)$ sont définies par

$$X(u, \sigma) = x(u) * g(u, \sigma) \text{ and } Y(u, \sigma) = y(u) * g(u, \sigma). \quad (3.9)$$

La valeur de σ varie selon l'élément caractéristique à définir : importante si nous souhaitons déterminer les terminaux de folioles et moins importante si nous considérons les lobes.

3.1.4.2 Sélection des maximaux pertinents les plus représentatifs des folioles et des rachis

Les maximaux à définir à ce niveau sont utilisés pour distinguer les folioles et les rachis des lobes, c'est-à-dire pour effectuer le premier niveau de catégorisation (qui consiste à différencier les composées des simples) et pour établir la partition des feuilles composées en folioles. Ces points pertinents sont sélectionnés à partir des maximaux locaux de la fonction de courbure.

3.1.4.2.1 Calcul de la fonction de courbure du contour

Considérons la fonction de courbure du contour qu'on note $K(u)$. $K(u)$ est définie par les dérivées premières et secondes du contour par rapport à la longueur d'arc u . Elle peut s'écrire de la manière suivante :

$$K(u) = \frac{X^{(1)}(u)Y^{(2)}(u) - X^{(2)}(u)Y^{(1)}(u)}{(X^{(1)}(u)^2 + Y^{(1)}(u)^2)^{\frac{3}{2}}}. \quad (3.10)$$

$(X^{(1)}(u), Y^{(1)}(u))$ et $(X^{(2)}(u), Y^{(2)}(u))$ sont les dérivées premières et secondes par rapport au paramètre u .

En pratique, nous calculons ces dérivées par l'application d'un lissage gaussien au contour selon la méthode présentée dans MOKHTARIAN et MACKWORTH [1986]. Considérons $g(u, \sigma)$ un noyau gaussien mono-dimensionnel d'écart type σ :

$$g(u, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-u^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3.11)$$

Nous avons alors $X(u, \sigma)$ et $Y(u, \sigma)$ sont des versions évoluées de $x(u)$ et $y(u)$ avec :

$$X^{(1)}(u, \sigma) = x(u) * g^{(1)}(u, \sigma) \text{ and } X^{(2)}(u, \sigma) = x(u) * g^{(2)}(u, \sigma). \quad (3.12)$$

où $*$ représente la fonction de convolution. D'après les propriétés de convolution, les composantes des dérivées peuvent être calculées de la manière suivante :

$$X^{(1)}(u, \sigma) = x(u) * g^{(1)}(u, \sigma) \text{ and } X^{(2)}(u, \sigma) = x(u) * g^{(2)}(u, \sigma). \quad (3.13)$$

Le même calcul s'applique pour définir $Y^{(1)}(u, \sigma)$ et $Y^{(2)}(u, \sigma)$.

3.1.4.2 Sélection des maxima pertinent

Les maxima locaux déterminés à partir de la fonction $K(u)$ correspondent outre des terminaux des folioles, des rachis et des lobes, à d'autres points qui sont indésirables (i.e, qui peuvent induire en erreur le procédé de catégorisation). Une étape de filtrage est alors effectuée afin de rejeter ces points indésirables en utilisant la règle suivante : un maxima est rejeté s'il est aligné avec les deux points d'inflexion situés de part et d'autre de son voisinage. Les points d'inflexion (ou *zeros-crossings*) sont les points où la fonction de courbure $K(u)$ s'annule et change de signe. En général, cette règle permet de rejeter les maxima correspondants aux légères dentelure et les maxima dus à l'effet d'aliasing.

3.1.4.3 Sélection des maxima pertinents pour la détection des lobes.

Les lobes peuvent comporter, eux mêmes des marges lisses ou ondulées. L'utilisation des maxima de courbure (même après filtrage) ne permet pas de distinguer les terminaux des sinus (i.e, les concavités inter-lobes) des dentelures. Par exemple, dans l'image à gauche dans la Figure 3.32, nous pouvons voir que les concavités définies entre les maxima de courbure convexes (colorés en rouge) peuvent être à l'intérieur des sinus.

Comme alternative, nous définissons les maxima des lobes par les sommets de l'enveloppe convexe. Les profondeurs des fragments concaves du contour délimités par les sommets de l'enveloppe convexe donne une bonne estimation sur la présence des lobes et permettent de les différencier par rapport aux dents (cf. Section 3.2). Notons que cette même règle (calcul de l'enveloppe convexe et des profondeurs par rapport à celui-ci) a été aussi établie au niveau de la détection de la base et de l'apex pour éviter aussi les irrégularités qui peuvent exister aux niveau de leur voisinage et qui peuvent affecter leur détection (cf. Sous-section 3.1.3.2).

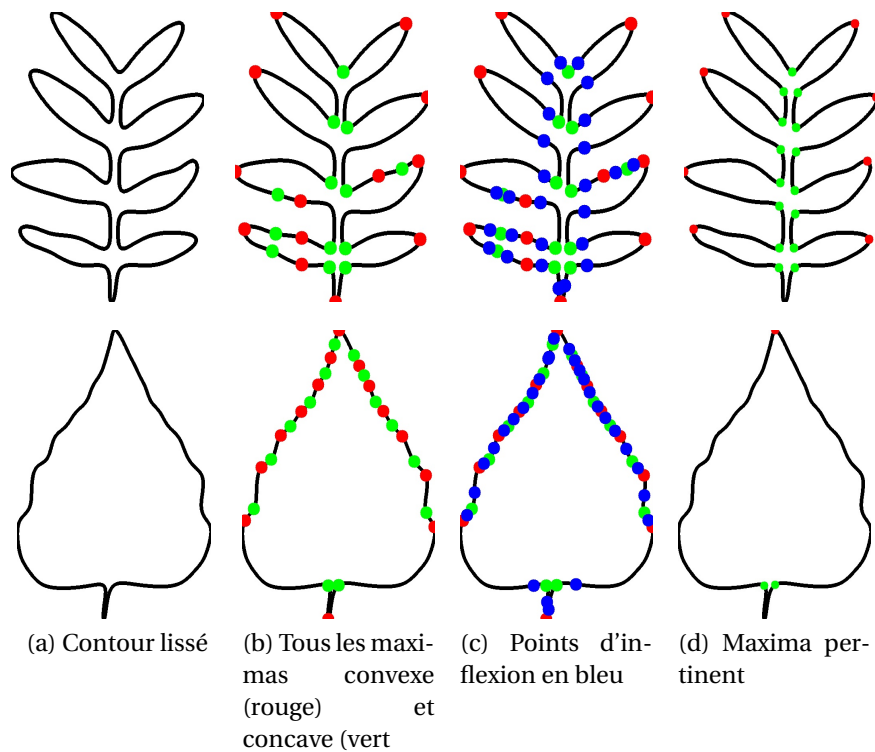


FIGURE 3.31: Exemple de sélection des points maxima pertinents parmi l'ensemble des maxima de courbure.

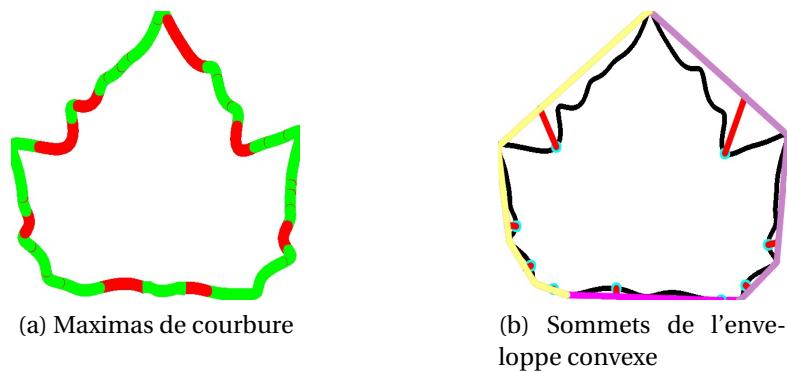


FIGURE 3.32: Fragments concaves du contour : colorés en rouge si la détection des maxima est obtenue à partir de la courbure (image à gauche), délimité par les sommets de l'enveloppe convexe (image à droite).

3.2 Catégorisation sémantique de la feuille

Notre première approche pour structurer les bases d'images de feuilles consiste en un schéma de catégorisation à deux hiérarchies (cf. Figure 1.11 et Figure 3.33) : la première hiérarchie divise les feuilles en deux catégories : simples et composées (selon le concept arrangement), tandis que la deuxième hiérarchie concerne les feuilles simples uniquement. Elle les divise en feuilles lobées et feuilles non lobées selon le concept lobation.

Un problème majeur pour la réalisation de cette tâche par la machine est les variations qui peuvent exister entre les éléments d'une même catégorie (variation intra-catégories) et les similarités qui peuvent exister entre les sous-catégories (la similarité inter-catégories). Ces deux situations sont illustrées dans la Figure 3.33 entre les catégories considérées

dans cette étude : Simple Lobée (SL), Simple Non Lobée (S NL) et Composée (C). Dans la Figure 3.33, la variation intra-catégories est montrée avec une flèche jaune et la similarité inter-catégories est montrée avec une flèche de couleur verte. La raison principale de ce problème est la similarité de la disposition des éléments caractéristiques inter-catégories (i.e, les folioles, les lobes ou les dents) étant soit palmées ou pennées. La variation entre les éléments ayant la même structure (pennée ou palmée) inter-catégories peut être vu comme une transformation graduelle de leur morphologie. Les frontières entre ces éléments est en général définies subjectivement par les botanistes.

Un autre problème qui augmente la similarité inter-catégories est le recouvrement de folioles. Ce problème est essentiellement grave quand la feuille est analysée et identifiée par son contour. Selon le degré du recouvrement, nous pouvons distinguer deux niveaux : un recouvrement partiel qui ne concerne qu'un nombre limité de folioles (cf. Figure 3.34) et un recouvrement total qui concerne toutes les folioles. Dans ce dernier cas, le contour de la feuille composée devient similaire à celui d'une feuille simple (cf. Figures 3.35, 3.3 et 3.40). Notons que seul le cas du recouvrement partiel est traité dans le cadre de cette thèse. Le recouvrement total qui se produit moins fréquemment, devrait être résolu en utilisant plutôt l'information interne de la forme foliaire.

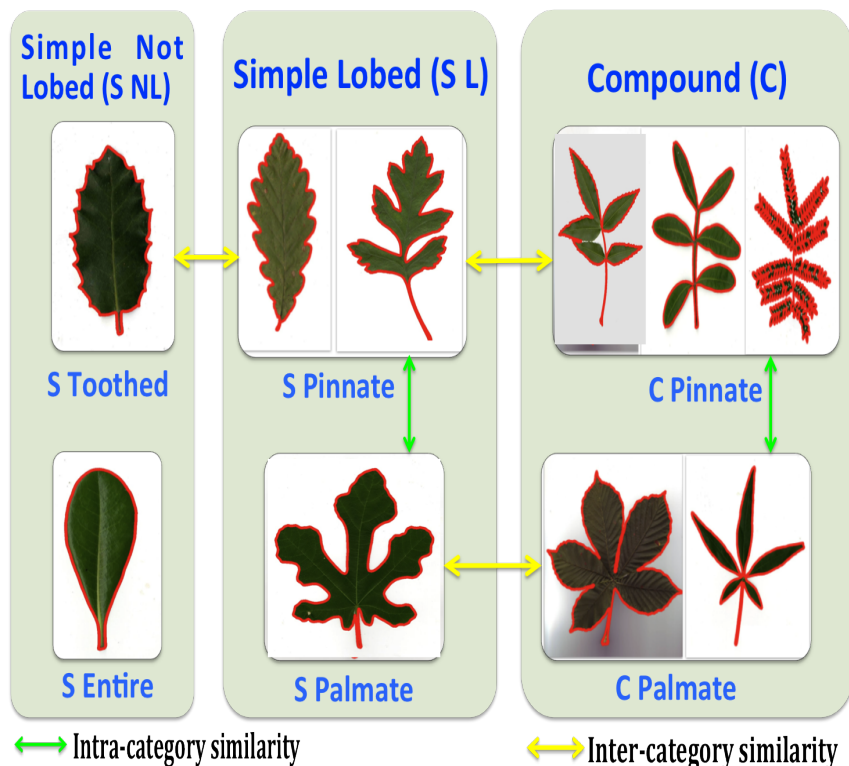


FIGURE 3.33: Similarité et variation des structures pennées et palmées entre les catégories simples lobées (SL), simples non lobée (S NL) et composées (C) en terme du contour (coloré en rouge).

Pour répondre aux contraintes de la similarité intra-catégories et de la variation intra-catégories, nous concevons une méthode de classification sur la base d'une cascade de fonctions de décision (ou classifieurs) binaires. Les fonctions de décision sont définies selon des caractéristiques géométriques simples et sémantiques (déterminées à partir

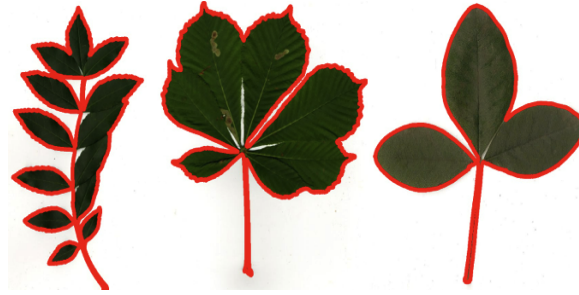


FIGURE 3.34: Recouvrement partiel des folioles



FIGURE 3.35: Recouvrement total des folioles

d'une analyse des définitions botaniques associées aux catégories) et de complexité croissante en fonction du sous-problème à résoudre, c'est-à-dire, distinguer les feuilles ayant des structures très différentes puis progressivement séparer celles qui sont de plus en plus similaires. Ainsi, le principe général de ce procédé est qu'à chaque niveau de la cascade, seulement un sous-ensemble d'une catégorie donnée est caractérisé et labellisé (en utilisant un paramètre géométrique corrélé avec les éléments caractéristiques de ce sous-ensemble). Le reste sera traité à des étages ultérieurs de la cascade.

3.2.1 Méthode de catégorisation

Soit x une image telle que $x \in \chi$ et χ est l'ensemble des observations des feuilles collectées. A chaque cascade j , un sous-problème de classification bi-classe est traité. Seules les images appartenant à la catégorie considérée au niveau de ce sous-problème, notée C , auront un label $y = 1$. Le reste des images $x \in \chi \setminus C$ auront un label $y = -1$. Pour résoudre chaque sous-problème de catégorisation (correspondant à un niveau de la cascade), nous définissons une fonction de décision (ou classifieur) élémentaire $h_j(x)$ tel que $h_j : \chi \rightarrow [-1, 1]$. En général, la loi de décision consiste à affecter à l'instance $x \in \chi$ le label $y = 1$ si $h_j(x) > 0$, sinon lui donner le label $y = -1$. On parle d'une fausse classification si $y \cdot h_j(x) < 0$. Soit $L(h)$ l'erreur de classification associée au classifieur $h : L(h) = P(y \cdot h_j(x) < 0)$. D'une manière générale, le classifieur optimal qui minimise l'erreur de classification

est défini selon la loi de bayes comme suit :

$$h^* = \underset{\text{TousClassifieurs}}{\operatorname{argmin}} L(h) \quad (3.14)$$

Pour définir ce classifieur, nous divisons l'ensemble d'apprentissage, noté T , en deux parties : l'ensemble des exemples positifs $T^+ = x \in C$ et l'ensemble des exemples négatifs : $T^- = x \notin C$.

Les fonctions de décision sont directement définies par des caractéristiques géométriques uniques. Soit f_j la caractéristique géométrique considérée à un niveau j de la cascade. Le classifieur optimal $h_j^*(x)$, qui minimise l'erreur de classification, est défini par le seuil ϵ et le signe p (+ ou -) :

$$h_j^*(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } p_j f_j < p_j \epsilon_j \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Le classifieur est noté comme suit : $h_j = (f_j, C_{h_j}, \epsilon_j, p_j)$ avec C_{h_j} la catégorie considérée au niveau de la cascade j .

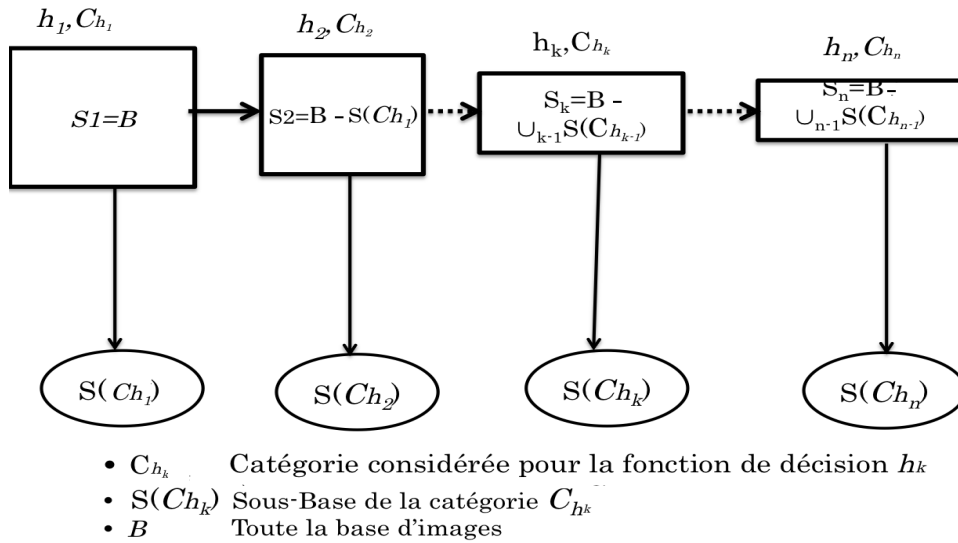


FIGURE 3.36: Une cascade de fonctions de décision pour la catégorisation sémantique des feuilles

3.2.2 Fonctions de décision binaires sémantiques

Les fonctions de décision dépendent chacune d'un paramètre géométrique simple. Chaque paramètre géométrique est choisi en se basant sur les définitions botaniques de manière qu'il quantifie un aspect très spécifique de la catégorie considérée. Par exemple, les feuilles simples non lobées lisses ont souvent une structure convexe et donc un nombre très réduit de points d'inflexion. Le tableau 3.3 résume qualitativement la variation de chaque paramètre géométrique par rapport à l'aspect botanique qu'il caractérise au sein de la catégorie considérée. Les états qualifiant chaque aspect varient de très faible (—),

faible (-), élevé (+), à très élevé (++). L'état peut être aussi indéfini quand l'aspect est non présent dans la catégorie considérée. Ce cas de figure est illustré par une cellule grisée dans le Tableau 3.3.

Paramètre	Aspect	Simple Non Lobée	Simple Lobée	Composée Pennée	Composée Palmée
Nombre de points d'inflexion	Convexité ¹	-	+	++	++
Nombre de segments aplatis	Rachis		0	+	0
Nombre de maxima concaves à l'extérieur de la partie centrale de la feuille	Proximités des terminaux des folioles ¹		++	++	--
Nombre de concavités profondes	Lobes	--	++		

TABLEAU 3.3: Variation qualitative de chaque paramètre par catégorie (paramètre indéfini dans le cas des cellules grisées)

A partir de ce tableau, nous pouvons constater que nul paramètre ne peut classifier seul toutes les images de feuilles. En effet, certains paramètres sont très génériques par définition. A titre d'exemple, le nombre de points d'inflexion qui peut donner une idée rapide sur la présence des irrégularités au niveau de la bordure de la feuille mais ne peut pas décrire leurs dispositions. D'autres paramètres sont indéfinis. Par exemple, les feuilles simples lisses ne présentent qu'un nombre très limité ou nul de points maxima. Les paramètres définis à partir de la disposition des points maxima (tel que le nombre de segments aplatis) n'ont pas de sens pour l'ensemble de feuilles simples non lobées lisses.

Les propriétés géométriques qu'on vient de décrire (cf. Tableau 3.3) sont en cohérence avec notre stratégie de classification en cascade. Chaque paramètre permet d'identifier un ensemble d'images d'une catégorie unique, si ses valeurs sont contenues dans un intervalle, défini par un seuil θ et un signe p , par la minimisation de l'erreur de catégorisation selon une analyse bayésienne. Le paragraphe suivant est dédié à la description détaillée de ces paramètres.

— **Nombre des points d'inflexion pertinents présents entre les points maxima pertinents.** Ce paramètre permet de distinguer certaines feuilles simples non lobées (ayant généralement une forme convexe après lissage), comme il permet de déterminer certaines feuilles ayant souvent une structure bi-pennée (où les folioles eux-mêmes ont une structure pennée), vu qu'ils ont un nombre très important de points d'inflexion. Nous montrons des exemples de ces cas de figure dans le Tableau 3.4. Les points d'inflexion pertinents sont colorés en rouge dans ce Tableau. Nous illustrons dans la Figure 3.37 la distribution des catégories en fonction du nombre de points d'inflexion

1. Le paramètre et l'aspect sont inversement proportionnel

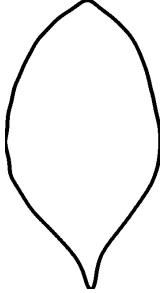
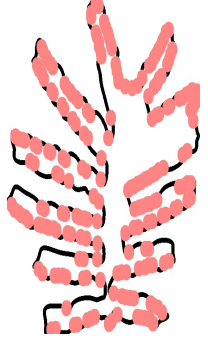
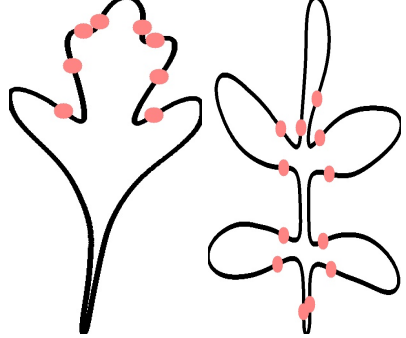
Si très faible	Si très élevé	Sinon
Feuilles essentiellement simples non lobées	Essentiellement composées bi-pennées	Feuilles non classées
		

TABLEAU 3.4: Catégorisation des feuilles selon le paramètre : nombre de points d'inflexion

sur l'ensemble d'apprentissage de la base ImageCLEF 2011. Nous remarquons que la première fonction de décision h_1 qui est définie pour détecter les feuilles simples, est caractérisée par un seuil $\theta_1 = 3$ et un signe positif. Par ailleurs, la deuxième fonction de décision h_2 qui permet de déterminer les feuilles composées pennées est définie par un seuil $\theta_2 = 12$ et un signe négatif.

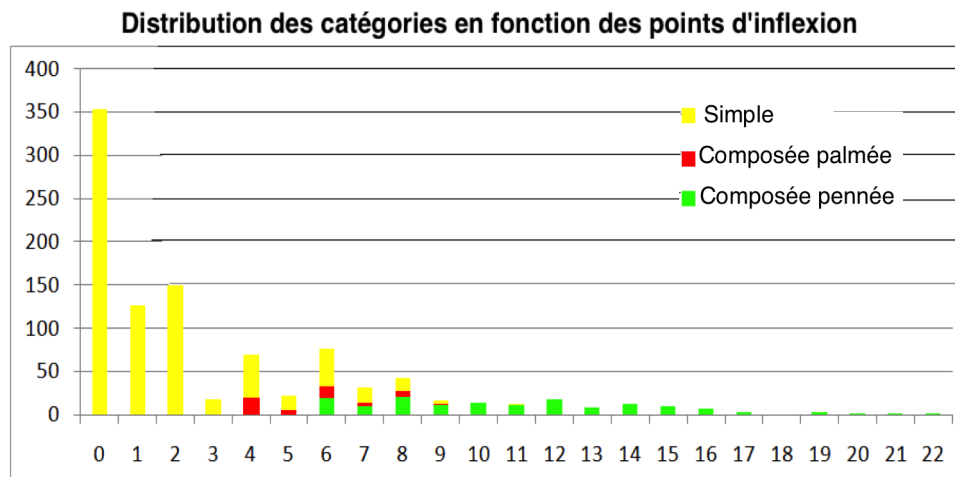


FIGURE 3.37: Histogramme empilé montrant la distribution des catégories en fonction du nombre de points d'inflexion.

- **Nombre de segments aplatis.** Un segment aplati est défini comme étant un segment du contour délimité par deux points maxima concaves consécutifs dont chacun est non aligné avec les deux minima situés de part d'autre à son voisinage (colorés en jaune dans la Figure 3.5). Ce segment correspond le plus souvent à un rachis. Ainsi, ce paramètre permet de différencier les feuilles composées pennées des autres feuilles (cf. Figure 3.5).
- **Nombre de points maxima concaves situés loin de la partie centrale.** Nous disposons à ce niveau des feuilles composées pennées et palmées et des feuilles simples lobées. Nous visons par le paramètre nombre de points maxima concaves situés loin

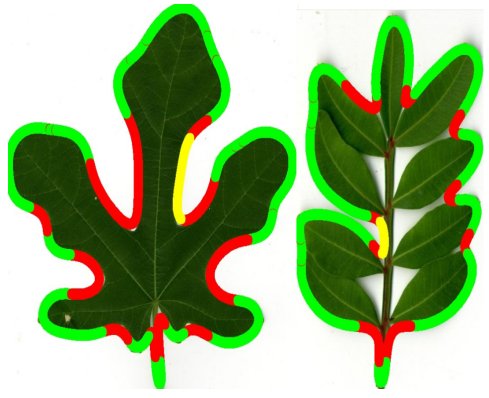
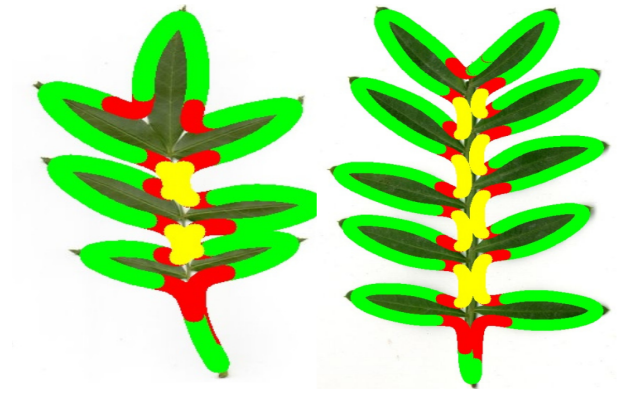
Nombre faible	Nombre élevé
Feuilles non classées 	Feuilles composées pennées 

TABLEAU 3.5: Catégorisation des feuilles selon le paramètre : nombre de segments aplatis

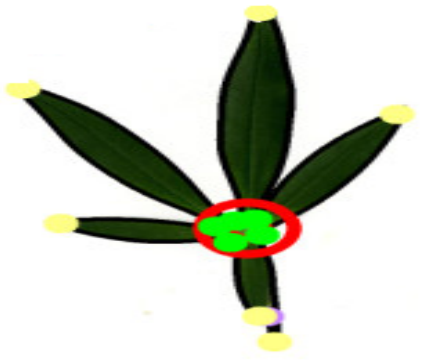
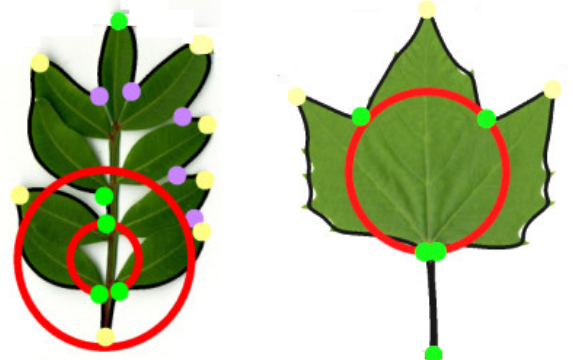
de la partie centrale à distinguer les feuilles composées palmées du reste des feuilles. Ceci sera effectué à deux niveau :

D'abord, nous souhaitons déterminer la région de la feuille qui contient les terminaux des folioles dans le cas des feuilles composées palmées. Cette région est généralement de faible dimension. En effet, les terminaux des folioles sont très proche dans le cas des feuilles composées palmées. En suivant cette condition, nous différencions les feuilles composées palmées des feuilles simples lobées palmées. En pratique, nous définissons la partie centrale par le voisinage du plus petit cercle (coloré en rouge) qui existe entre chaque triplet de points concaves. Afin d'élaguer les feuilles simples lobées palmées, nous n'acceptons que les petits cercles de rayon faible. En effet, après avoir normalisé ce rayon par rapport à la distance maximale séparant les points du contour du centre de gravité, nous apprenons le rayon maximal possible (i.e, le seuil) que peut avoir les feuilles composées palmées en minimisant l'erreur de classification sur l'ensemble d'apprentissage.


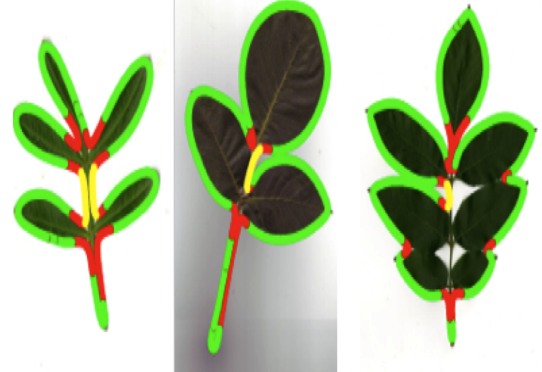
Une fois la partie centrale est définie, nous déterminons le nombre de maximas concaves situés à l'extérieur de ce cercle (colorés en violet dans la Figure 3.6). Ces derniers sont généralement faibles dans le cas des feuilles composées palmées, contrairement aux feuilles composées pennées.

La figure 3.6 montre un exemple de catégorisation selon le paramètre, nombre de points maximas concaves situés loin de la partie centrale.

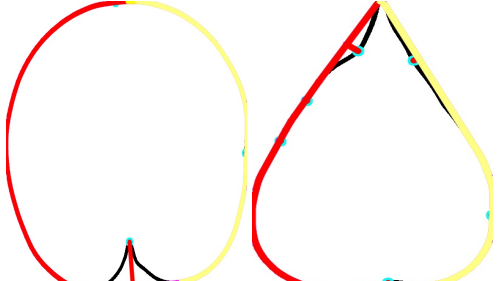
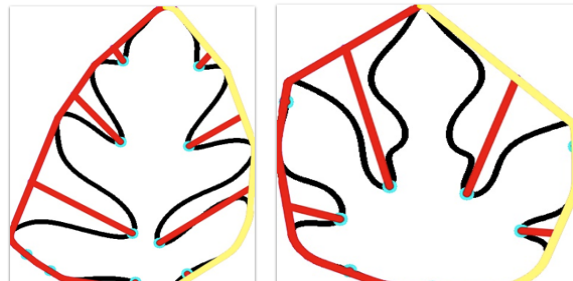
- **Nombre de segments aplatis parallèles après suppression du pétiole.** A ce niveau, c'est la même définition des segments aplatis qui revient sauf qu'on ajoute deux conditions supplémentaires : (1) supprimer le pétiole afin d'éliminer les segments aplatis qui en proviennent, surtout dans le cas des feuilles ayant des stipules et (2) vérifier que les segments proches sont parallèles afin d'éliminer les segments aplatis qui proviennent des lobes allongés. Ces deux cas de figure sont illustrés dans la Figure 3.7.
- **Nombre de concavités profondes.** Ce paramètre concerne le deuxième niveau de catégorisation. Il divise les feuilles simples en feuilles lobées et feuilles non lobées. Les

Nombre faible	Nombre élevé
Composées palmées	Feuilles non classées
	

TABEAU 3.6: Catégorisation des feuilles selon le paramètre : nombre de points maximaux concaves à l'extérieur de la partie centrale.

Nombre faible	Nombre élevé
Simple	Composée Pennée
	

TABEAU 3.7: Catégorisation des feuilles selon le paramètre : nombre de segments aplatis parallèles après suppression du pétiole : les segments aplatis sont colorés en jaunes, les pétioles portant des stipules sont encadrés en bleu foncé, les segments aplatis des lobes allongés sont encadrés en bleu ciel.

Nombre faible	Nombre élevé
Simple non lobées	Simple lobées
	

TABEAU 3.8: Catégorisation des feuilles simples selon le paramètre : nombre de concavités profondes

concavités sont définies par les sommets de l'enveloppe convexe du contour de la feuille. Les lobes ont généralement une profondeur de concavité importante. La pro-



FIGURE 3.38: Exemples de déchirures foliaires.

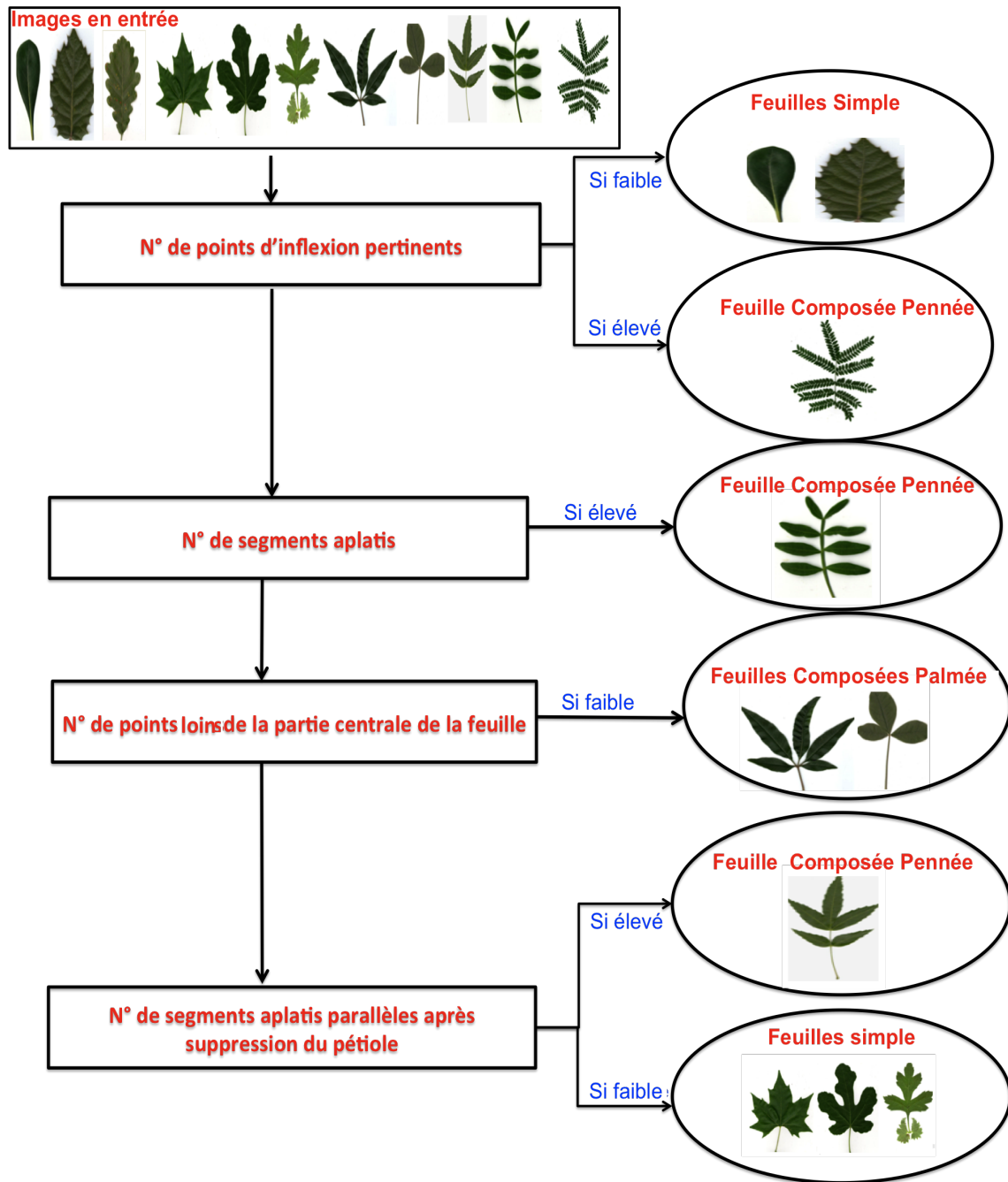
fondeur de concavité correspond à la distance maximale qui sépare (orthogonalement) un point (appartenant au segment du contour ayant cette concavité) et l'arête de l'enveloppe convexe qui lui correspond. La profondeur correspond à la distance du segment coloré en rouge dans la Figure 3.8). Le seuil à partir duquel une concavité correspond à un sinus (i.e, concavité inter-lobes) est défini selon le même principe de minimisation de l'erreur de catégorisation. Par ailleurs, ce paramètre n'est pas calculé sur la totalité du contour de la feuille. En effet, afin de minimiser l'effet des déformations tel que l'endommagement (principalement la déchirure foliaire, cf. Figure 3.38), nous ne considérons qu'un segment représentatif du contour que nous définissons selon la procédure suivante (voir illustration dans le Tableau 3.8) : d'abord, nous divisons le contour en deux segments droit (colorés en jaune) et gauche (coloré en rouge), séparés par les deux points base et apex ; ensuite, nous enlevons les deux concavités (du contour) contenant la base et l'apex (colorées en rose) ; enfin, nous effectuons le calcul du paramètre nombre de concavités profondes sur le segment ayant la plus petite moyenne de concavités.

Un récapitulatif des étapes de la cascade, définie chacune par un paramètre géométrique qui permet de distinguer des sous-groupes de catégories par rapport aux autres, est illustré dans la Figure 3.39.

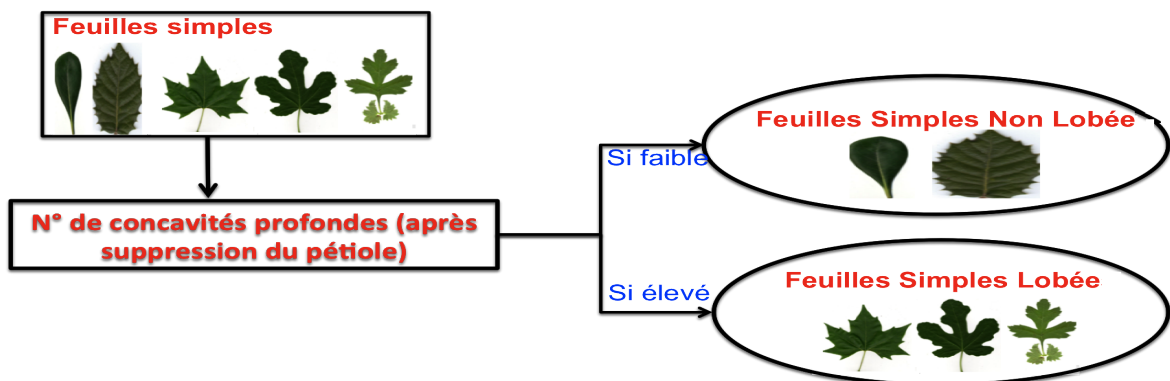
Enfin, nous tenons à mentionner que bien que les structures pennées et palmées sont différenciées dans notre catégorisation (surtout pour la détermination des feuilles composées), ces dernières (pennées et palmées) ne sont pas utilisées à des fins d'identification d'espèces dans nos expérimentations. Ceci est essentiellement dus au fait que leurs statistiques de présence relativement faible par rapport aux feuilles simples non lobées dans la base ImageCLEF. Autrement dit, nous pensons que leur impact sur le score d'identification ne serait pas significatif. Nous nous limitons à ce niveau d'étude à la caractérisation des feuilles simples lobées, simples non lobées et composées.

3.2.3 Étude des performances de la méthode catégorisation proposée

Nous évaluons notre méthode de catégorisation en utilisant la base ImageCLEF 2011 (décrite en Section 6.1.1.1) pour laquelle une vérité terrain de catégorisation, fournie par des botanistes du projet Pl@ntNet est disponible.



(a) 1^{er} niveau de catégorisation (Arrangement)



(b) 2^{ème} niveau de catégorisation (Lobation)

FIGURE 3.39: Cascade de paramètres géométriques pour la catégorisation sémantique des feuilles selon deux concepts : Arrangement (a) et Lobation (b).

Le taux de bonnes classifications que nous avons réalisé par notre procédé de catégorisation est égal à 97.93 % ce qui montre bien son efficacité. D'un autre côté, une exploration des images, catégorisées de façon erronée, montre que l'erreur de catégorisation (2.67%) est généralement due à deux principaux facteurs :

- Le premier facteur concerne le recouvrement total de folioles. Dans ce cas, le contour de la feuille simple paraît plus similaire à une feuille simple. Nous illustrons ce problème dans la Figure 3.40) où nous montrons les contours (colonnes 1 et 2) et les images couleurs (colonnes 2,4) des images de feuilles pennées : simples lobées (colonnes 1,2 et ligne 1) puis composées (colonnes 2,4 et ligne 1) en haut et des feuilles palmées : simples lobées (colonnes 1,2 et ligne 2) et composées (colonnes 2,4 et ligne 2) en bas. Nous remarquons bien que les contours détectés de ces feuilles composées sont très similaires aux contours des feuilles simples lobées.

Afin de vérifier la pertinence de notre algorithme, nous avons montré ces contours (avec recouvrement total) aux botanistes qui ont confirmé que la confusion entre les feuilles simples lobées et les feuilles composées est plausible vu la similarité de leur contour (perte de l'information concernant l'arrangement du limbe au niveau du contour d'une feuille avec recouvrement). Comme alternative, nous pouvons avoir recours à la totalité de l'image et détecter les éventuels trous dont le nombre peut être important dans les images composées avec recouvrement total.

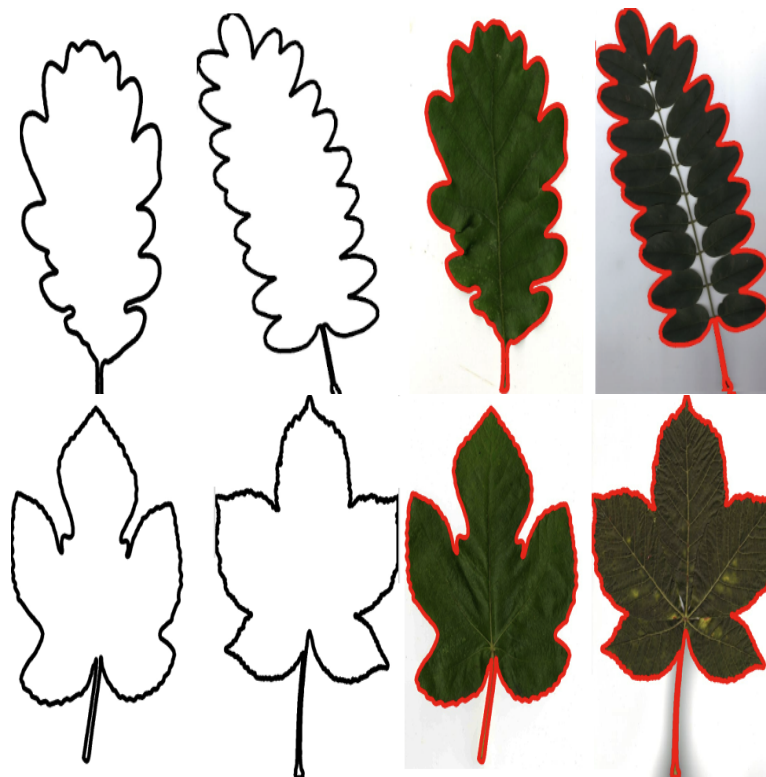


FIGURE 3.40: Comparaison des contours de feuilles simples lobées et composées : de gauche à droite de haut en bas : les contours et les images en couleur des feuilles simples lobées (1,1), (1,2), composées pennées, simples lobées, composées palmées, colonnes 3,4,6,7 : les images en couleur correspondantes, chaque paire de contour (1,2) et (5,6) sont similaires.



FIGURE 3.41: L'espèce *Ginkgo Biloba* a une structure particulière entre les lobées et les non lobées.

- Le deuxième facteur concerne la variation de la structure de la feuille au sein d'une même espèce. Par exemple, l'espèce *Ginkgo Biloba* comportent des observations dont les structures sont variables et difficiles à différencier si elles sont lobées ou dentées (non lobées) (cf. Figure 3.41).

Enfin, nous comparons notre approche de catégorisation à une méthode basique utilisant un classifieur K-NN sur un descripteur classique CSS (Curvature Scale Space MO-KHTARIAN et MACKWORTH [1986] et Paragraphe 2.1.1.1.3.5). Le descripteur a été choisi vu qu'il décrit aussi les variations de la fonction de la courbure, notre même principe pour définir les paramètres géométriques de nos fonctions de classification. Cependant, le CSS s'intéresse plus spécifiquement aux positions des points d'inflexion à différentes échelles. Le Tableau 3.9 résume les résultats obtenus. Nous observons que le taux de classification

Our method	CSS 5-NN	CSS 10-NN	CSS 20-NN	CSS 30-NN
97.93 %	95.80 %	95.80 %	94.09 %	64.59 %

TABEAU 3.9: Comparaison des scores de classification entre notre algorithme de catégorisation automatique par rapport à une approche basique utilisant le descripteur de forme CSS pour la représentation et un classifieur KNN pour la catégorisation.

obtenus par notre approche est le meilleur par rapport à tous ceux qui ont été obtenus par le CSS, à différents knn. Outre l'efficacité, notre approche se caractérise par sa simplicité par rapport à CSS. En effet, elle ne nécessite que le calcul de simples paramètres géométriques (qui caractérisent la distribution spatiale des maximas de courbure), tandis que le descripteur CSS requiert un temps de calcul plus important. En effet, il a besoin de plusieurs échelles (de lissage σ) alors que nous traitons l'information à une seule échelle. Par ailleurs, pour compenser l'effet de la variation des points de départ lors du processus de *matching*, les maxima des images CSS sont décalés, de manière exhaustive, tout au long de la longueur de la courbe afin de trouver le coût qui minimise la distance de similarité entre les images CSS. Enfin, il effectue une étape de suivi des points d'inflexion à différentes échelles.

Une évaluation de cette méthode de catégorisation au niveau du processus d'identification d'espèce est établie dans 6.2.1.1.2.

L'algorithme proposé a plusieurs avantages : Tout d'abord, il assure une précision optimale. En effet, le principe suivi consiste à minimiser les faux positifs, c'est à dire, dé-

terminer l'identité d'une image complexe à un stage antérieur au lieu de faire une fausse classification. Ensuite, il assure l'interprétabilité des résultats obtenus (le pouvoir de classification d'un caractère est préalablement fixé). Enfin, le calcul des paramètres à chaque niveau nécessite un temps de traitement négligeable.

3.3 Partition sémantique de la feuille

La deuxième stratégie de structurer les bases d'images de feuilles repose sur leur division en régions (ou parties) sémantiques. Rappelons que, selon le Manuel de l'architecture de la feuille (GROUP [1999] et Figure 1.9), la décomposition de la feuille dépend du type de feuilles (simples ou composées).

Dans le cas des feuilles simples (ayant une forme presque compacte), la partition n'est pas définie par rapport aux articulations comme la plupart des objets naturels, mais plutôt par rapport à des aspects particuliers qui caractérisent les variations au niveau du réseau de nervures et du contour de la feuille (cf. Figure 3.42). En réalité, les feuilles simples se divisent en trois parties principales : apicale, basale et centrale GROUP [1999]. Les botanistes ont, en effet, établi plusieurs schémas de catégorisation qui caractérisent la variation de la morphologie pour chacune des trois parties. La figure 3.42 montre un exemple de schéma de catégorisation par rapport à la variation de la marge (contour de la partie centrale), les segments des parties apicale et basale. D'autres schémas sont aussi élaborés en fonction de la variation de la nervation.

Quant aux feuilles composées, elles sont plutôt divisées en des structures semblables aux feuilles simples qui s'appellent folioles (cf. Figure 1.7).

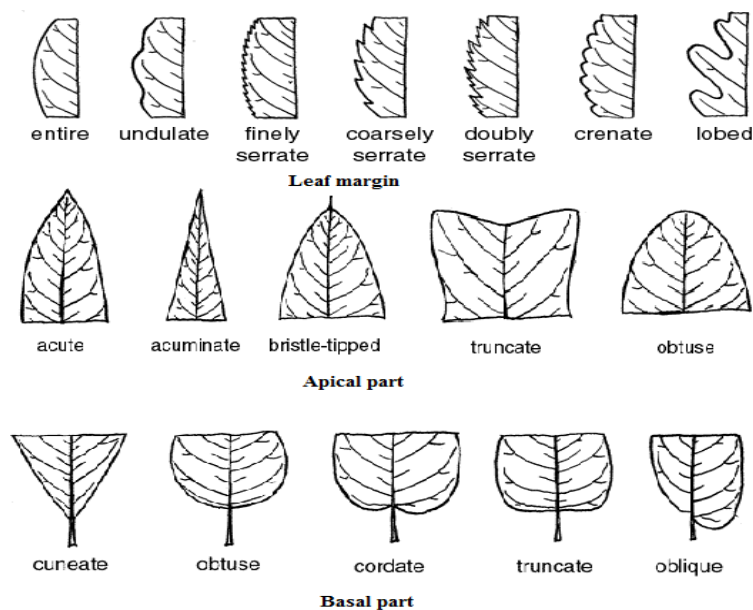


FIGURE 3.42: Description botanique qualitative se traduisant par des schémas de catégorisation en fonction de la variation de la forme des segments des parties apicale, basale et marge (contour de la partie centrale) des feuilles simples GROUP [1999].

3.3.1 Partition automatique des feuilles simples

La partition des feuilles simples est effectuée une fois les points clés de caractérisation base et apex sont détectés (cf. Sous-section précédente 3.1.3). En effet, après l'alignement de la forme selon la droite qui relie la base et l'apex, nous découpons la feuille alignée, en suivant les définitions botaniques GROUP [1999], en trois parties : apicale, basale et centrale de manière qu'elles représentent respectivement les 25% supérieur, 25% inférieur et 50 % central de la surface du limbe (cf. Figure 3.43)

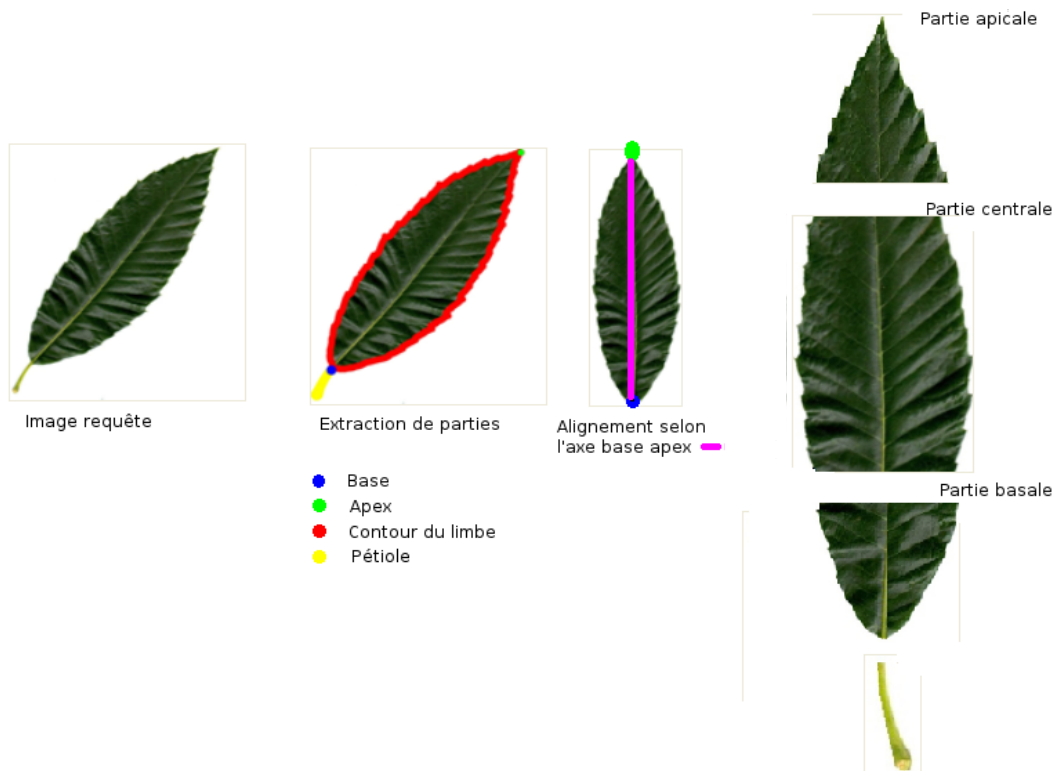


FIGURE 3.43: Partition automatique des feuilles simples

3.3.2 Partition automatique des feuilles composées : extraction des folioles

Nous considérons l'ensemble des maxima concaves pertinents détectés dans le paragraphe 3.1.4 (voir les points en vert, 1^{ère} colonne, dernière image à droite, Figure 3.31). La solution directe pour détecter les folioles consiste à éliminer chaque paire de points concaves pertinentes correspondant aux bouts des rachis (segments aplatis) ou du pétiole et considérer le reste comme étant les terminaux de folioles. Bien que cette solution soit convenable, elle demeure insuffisante dans le cas du recouvrement partiel de folioles (cf. Figure 3.34) où certains points concaves du contour détecté sont très éloignés des folioles. Afin de résoudre ce problème, nous nous basons sur le fait que les feuilles composées comportent souvent plusieurs folioles similaires. Ainsi, nous allons nous contenter de trouver un nombre limité de folioles (inférieur au nombre total de folioles), généralement non chevauchées entre elles 3.34. Pour réaliser cet objectif, nous nous basons sur

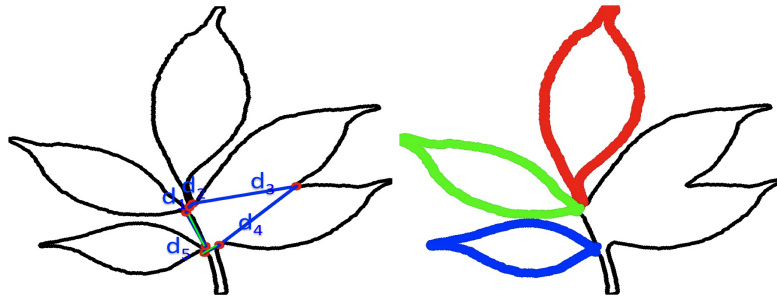


FIGURE 3.44: Détection de folioles : les paires des points concaves correspondant aux terminaux du pétiole et du rachis (colorés en vert) sont éliminés, le reste des points (colorés en bleu) sont triés selon un ordre croissant (image à gauche). Les trois couples de points, ayant respectivement les distances les plus faibles d_2, d_1, d_5 correspondent aux terminaux de folioles (image à droite).

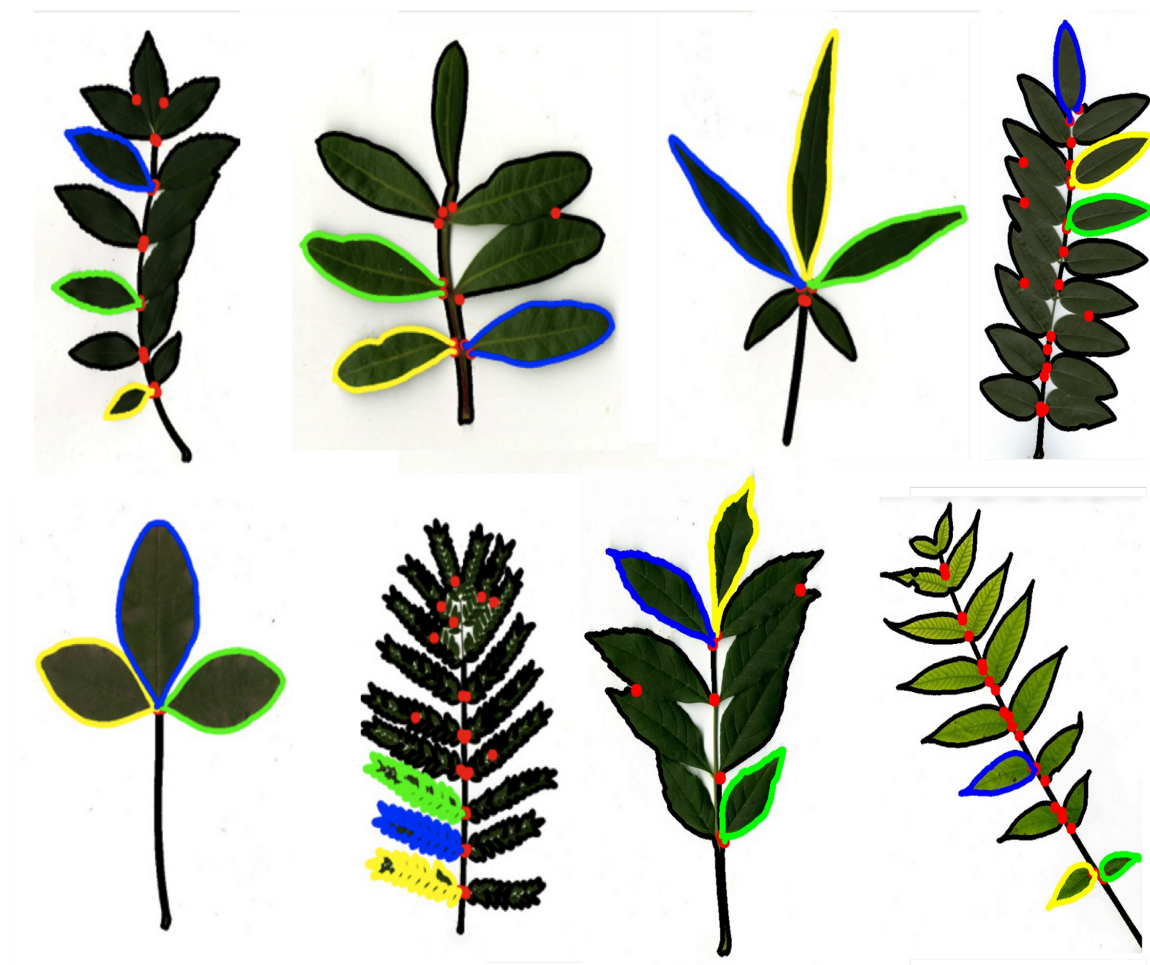
le fait que les terminaux de folioles sont généralement très proches. Pour cela, nous proposons de trier la liste des distances euclidiennes entre chaque paire de points concaves dans un ordre croissant. Ensuite, nous considérons n paires de points concaves comme étant respectivement les terminaux des folioles les plus représentatives. Ces folioles sont, enfin, validées en fonction de leur taille par rapport à la taille globale de la feuille.

Le nombre de folioles n doit être choisi de manière à fixer le compromis entre la richesse de l'information, provenant de l'éventuelle variation de certaines folioles à l'intérieur d'une même espèce (par exemple, folioles avec des formes différentes, cf. Figure 1.13) et le recouvrement partiel de folioles. Nous montrons expérimentalement que l'utilisation de $n = 3$ folioles représentatives permet d'assurer ce compromis. Ce choix nous paraît aussi convenable vu que les feuilles composées comportent généralement au minimum trois folioles.

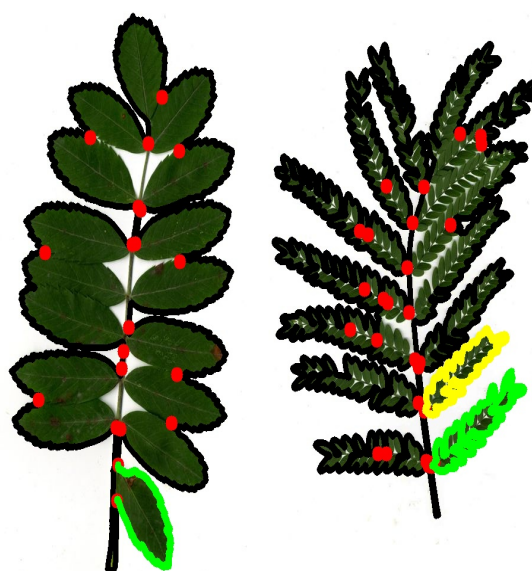
Dans la Figure 3.44, nous illustrons la liste des distances d_2, d_1, d_5, d_3, d_4 entre les points concaves pertinents (par des segments colorés en bleu) et les trois premières folioles qui correspondent aux distances les plus faibles d_2, d_1, d_5 .

Nous montrons dans Figure 3.45 d'autres exemples de détection de folioles. Dans les exemples 3.45a, nous pouvons voir que les trois segments de contours détectées (colorés respectivement en vert, jaune et bleu) correspondent bien à des folioles complètes et représentatives. Nous pouvons voir aussi que, pour la plupart des cas, les segments du contour (situés entre les points concaves colorés en rouge dans la Figure 3.45a) restantes ne délimitent pas correctement les folioles. Nous signalons que notre procédé permet dans certains cas de détecter moins de trois folioles en vérifiant la taille des folioles détectées par rapport à la taille de la feuille. Des exemples qui illustrent ce cas sont présentés dans la Figure 3.45b où nous détectons une ou deux folioles uniquement (à cause du recouvrement important des folioles).

Enfin, nous tenons à mentionner qu'il peut arriver quand même que les folioles détectées soient incomplètes vu le même problème de recouvrement foliaire. Nous illustrons ce problème dans la Figure 3.46. Ce problème ne peut être soulevé qu'en utilisant les propriétés internes de la feuille (notamment, la forme interne et la nervation).



(a) Trois folioles détectées.



(b) Uniquement une ou deux folioles détectées.

FIGURE 3.45: Exemples de détections automatiques d'un nombre maximum de trois folioles représentatives, colorées respectivement en vert, jaune et bleu.

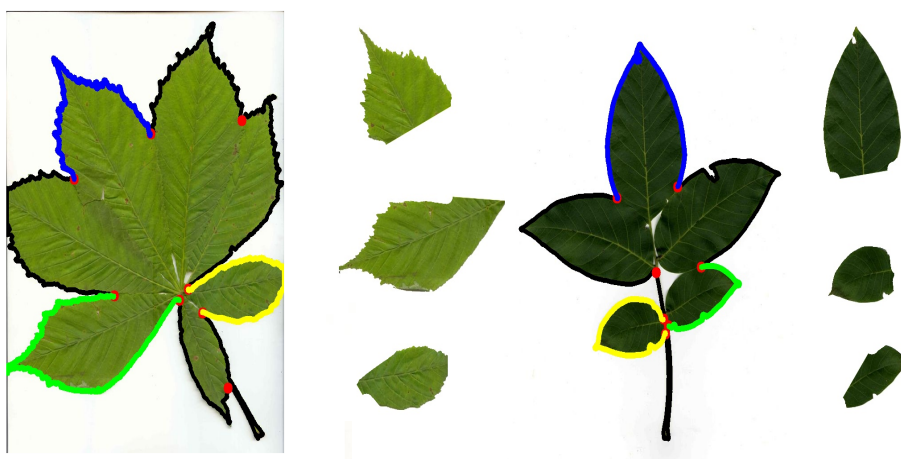


FIGURE 3.46: Certaines folioles détectées peuvent être incomplètes.

Chapitre 4

Représentation des feuilles

Sommaire

4.1 Représentation à base de descripteurs génériques	97
4.2 Représentation à base de modèles sémantiques de forme	100
4.2.1 Modélisation de feuilles simples	102
4.2.2 Modélisation de feuilles composées	113

LE succès de la tâche de l'identification automatique des feuilles dépend principalement du choix de la représentation des feuilles. Une représentation est d'autant plus efficace si elle modélise la grande diversité d'espèces tout en tenant compte de l'éventuelle variation intra-espèces.

Bien qu'elles permettent de réaliser des résultats intéressants GOËAU et collab. [2015, 2011, 2012a, 2014], les approches génériques (cf. Section 2.1) ne sont pas par définition conçues pour représenter les propriétés inhérentes à la nature des feuilles à savoir les caractères morphologiques définis par les botanistes (i.e, les clés dichotomiques). D'un autre côté, l'identification des espèces suivant la démarche botanique est une tâche complexe et difficile à automatiser pour plusieurs raisons. Nous citons à titre d'exemple la subjectivité de certains caractères, la tangibilité d'autres (par exemple, la rugosité), sans oublier les problèmes issus de l'acquisition et du traitement d'images.

Une solution qui intègre des caractères botaniques standards et suffisamment visuels (i.e, possibles à extraire à partir de l'image) dans le processus de classification et d'identification générique pourrait augmenter la précision et la fiabilité de l'identification des espèces végétales.

C'est l'objet de cette thèse qui propose une approche de structuration sémantique définie à partir de trois concepts botaniques : "arrangement", "lobation" et "partition". En utilisant les deux premiers concepts, nous proposons d'établir une catégorisation des feuilles en trois sous-ensembles : feuilles simples non lobées, feuilles simples lobées et feuilles composées. Sur la base du troisième concept (i.e, la "partition"), nous proposons de décomposer les images de feuilles en régions qui correspondent à leurs parties sémantiques.

A l'issue de cette structuration sémantique, les images de feuilles peuvent être représentées de manière plus ciblée, en tenant compte de leurs compositions (i.e, leurs parties sémantiques) et de leurs structures (i.e, les catégories auxquelles elles appartiennent). Ces représentations sont définies à deux niveaux :

- Un premier niveau où le recours aux connaissances à priori botaniques se limite à la définition des catégories et des parties. Ici, nous employons des descripteurs génériques définis à partir des trois primitives les plus discriminantes des images de feuilles qui sont la texture, la forme interne et le contour. Notre objectif est de démontrer d'ores et déjà l'apport de la structuration sémantique dans un schéma d'identification classique. A ce niveau, nous proposons deux opérations principales : (1) l'identification des feuilles à base de requêtes partielles de parties et (2) la sélection de descripteurs par catégorie.
- Un deuxième niveau où nous nous orientons vers des représentations plus adaptatives en définissant des modèles de formes par espèces à partir de quelques paramètres morphologiques globaux utilisés par les botanistes ou sur la base des segments de parties sémantiques.

Ces deux niveaux sont détaillés dans ce qui suit.

4.1 Représentation à base de descripteurs génériques

La manière la plus directe pour exploiter la structuration sémantique consiste à l'intégrer dans un schéma d'identification classique dans lequel des descripteurs génériques sont utilisés. Ceci consiste plus spécifiquement à calculer les descripteurs génériques sur les régions locales définies par les parties sémantiques. Ce processus peut être appliqué en utilisant n'importe quel descripteur générique global. Dans le cadre de cette thèse, nous utilisons les descripteurs développés et intégrés dans le moteur de recherche IKONA/MAESTRO BOUJEMAA et collab. [2001] de l'équipe IMEDIA qui sont l'histogramme de Fourier, l'histogramme d'orientations du gradient ("Orientation Edge Histogram"), l'histogramme local d'orientations du gradient, l'histogramme de Hough et l'histogramme des directions de fragments ("Directionnel Fragment Histogram"). Ces descripteurs sont respectivement notés par la suite : Fourier, EOH, LEOH, Hough et DFH.

Le choix de ces descripteurs est dû à deux principales raisons : D'abord, ces descripteurs permettent de décrire les différents attributs de la feuille : la micro-texture qui est représentée par l'histogramme de Fourier, la forme interne qui inclut la nervation, les micro-nervures et le contour (marge) est décrite par les descripteurs EOH, LEOH et Hough et le contour (externe) est représenté par le descripteur DFH. Par ailleurs, ces descripteurs ont été utilisés dans le cadre de la campagne d'évaluation ImageCLEF BAKIC et collab. [2012b]; GOËAU et collab. [2011] et ont pu réaliser des scores d'identification satisfaisants. Dans ce qui suit, nous présentons dans un premier lieu un aperçu de ces différents descripteurs. Ensuite, nous décrivons l'étape de sélection de descripteurs pertinents parmi ceux utilisés que nous proposons pour inférer une combinaison optimale de descripteurs pour chaque catégorie sémantique.

1. L'histogramme de Fourier (Fourier)

Ce descripteur de texture FERECATU [2005] est défini par la représentation de la dis-

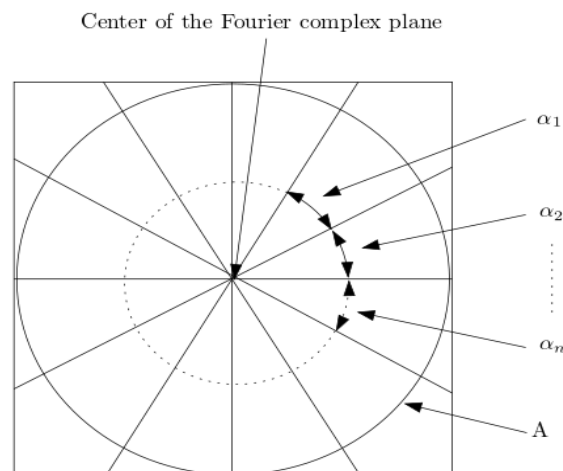


FIGURE 4.1: Partition du plan complexe pour le calcul de l'histogramme de Fourier FERECATU [2005] :

tribution de l'amplitude de la transformée de Fourier 2D de l'image en fonction de

deux histogrammes distincts : Le premier histogramme est calculé sur une partition en disques concentriques afin d'isoler les basses, moyennes et hautes fréquences (par exemple, le deux disques encerclés respectivement par un trait discontinu et un trait continu dans la Figure 4.1). Le second histogramme découpe le plan complexe en parts (à la manière d'une tarte) selon différentes orientations α_i (cf. Figure 4.1).

2. L'histogramme d'orientations du gradient (EOH)

Le descripteur EOH DALAL et TRIGGS [2005] représente la distribution de l'orientation du gradient des points des contours (les contours internes et la bordure externe). Les contours sont calculés par un filtre de Canny-Deriche. Ensuite, les orientations du gradient sont quantifiées en k directions qui correspondent aux k bins de l'histogramme calculé. Le EOH permet de décrire la distribution globale des micro-nervure et de la nervation.

3. L'histogramme local d'orientation des gradients (LEOH).

A la manière des histogrammes de blobs QIAN et collab. [2000], on mesure la dis-

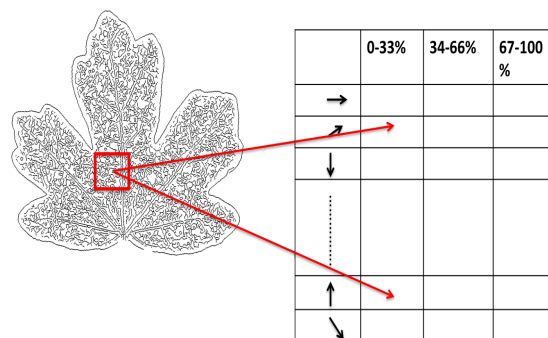


FIGURE 4.2: Calcul de l'histogramme LEOH.

tribution fréquentielle locale d'un attribut uniforme pour des groupes de pixels contenus dans un élément structural (par exemple, carré) déplacé à travers l'image. Si les auteurs QIAN et collab. [2000] utilisent des attributs relatifs à la couleur, le LEOH est basé sur la forme interne MZOUGHJI et collab. [2013]. Il utilise comme attribut l'orientation du gradient des points des contours internes et de la bordure externe. L'histogramme obtenu encode la distribution des orientations du gradient de chaque groupe de points contenus dans une fenêtre glissante (l'élément structural) et ayant la même direction du gradient. Le descripteur LEOH permet de décrire la répartition locale des micro-nervures et de la nervation dans la feuille.

4. L'histogramme de Hough (Hough).

L'histogramme de Hough FERECATU [2005] est basé sur la transformée de Hough, qui permet de détecter les lignes dans une image. Chaque pixel $P(x, y)$ peut être vu comme un vecteur par rapport à l'origine \vec{u} de norme $\|\vec{u}\| = \sqrt{x^2 + y^2}$. L'histogramme est construit à partir de deux paramètres (cf. Figure 4.3) :

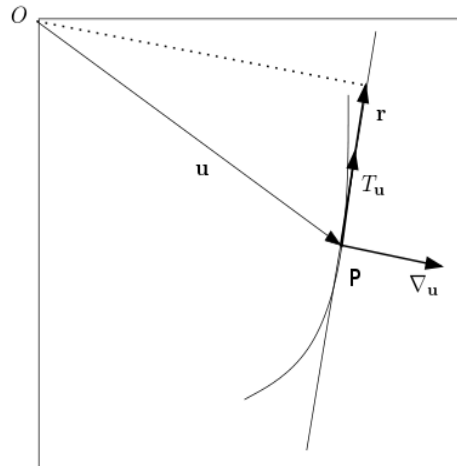


FIGURE 4.3: Calcul de l'histogramme de Hough FERECATU [2005]

- L'angle du gradient au point $P(x, y)$ qu'on note α . Si on considère $\Delta_u = (dx, dy)$ le gradient calculé au point $P(x, y)$, l'orientation est donnée par $\alpha = \arctan \frac{dy}{dx}$.
- La taille $r = u \cdot T_u$ de la projection du vecteur pixel $P(x, y)$ sur l'axe tangent T_u au gradient Δ_u .

Autrement dit, pour chaque bin de l'histogramme, votent les points de chaque tangente à l'orientation du gradient portant la nervation et les micro-nervures selon leur distance par rapport à l'origine.

5. L'histogramme des directions de fragments (DFH)

L'histogramme des directions de fragments (DFH) YAHIAOUI et collab. [2012] est défini par un histogramme qui encode l'ensemble des distributions locales des directions du gradients calculés sur tous les segments élémentaires de même taille présents dans le contour externe de la forme. Ces distributions sont généralement éparses mais représentatives de l'information locale. Un exemple est montré dans la figure 4.4.

Globalement, ce descripteur dépend de trois paramètres : Le premier est la longueur des segments élémentaires (i.e, taille de la fenêtre glissante). Le deuxième concerne le nombre de directions considérées suite à la quantification des orientations du gradient. Quant au troisième paramètre, il correspond à la quantification de l'espace des valeurs de probabilité.

Les différents descripteurs que nous avons décrits seront calculés localement sur les parties sémantiques. Une manière d'exploiter la catégorisation sémantique consiste à trouver la meilleure combinaison de descripteurs parmi ces derniers qui représente au mieux chaque catégorie (simple lobée, simple non lobée ou composée). Pour réaliser cet objectif en pratique, nous effectuons une validation croisée sur l'ensemble de combinaisons de descripteurs possibles, qu'on évalue sur l'ensemble d'apprentissage. La combinaison des descripteurs est effectuée selon une approche de fusion tardive (cf. Section 5.1). L'ordre des opérations de fusion des requêtes partielles à base de parties et à base de descripteurs est présentée dans la Sous-section 5.3.1

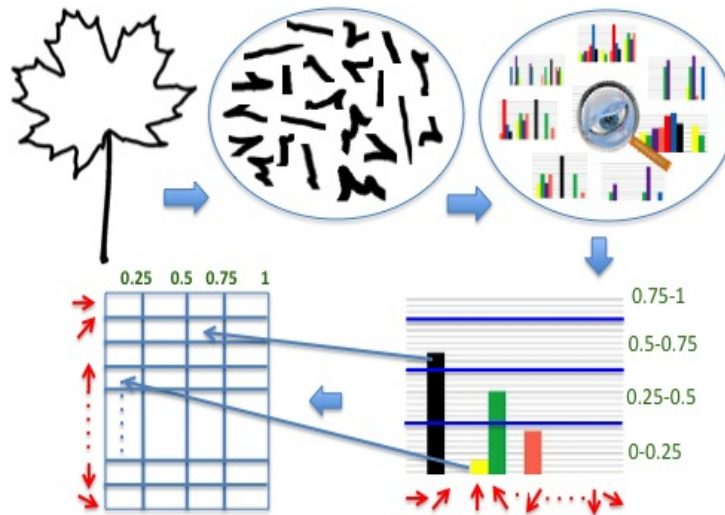


FIGURE 4.4: Illustration du calcul du descripteur DFH YAHIAOUI et collab. [2012]

4.2 Représentation à base de modèles sémantiques de forme

Contrairement aux approches d'identification à base de descripteurs qui visent à définir une transformation plus compacte de chaque observation dans un autre espace (espace descripteur), les approches à base de modèles ont pour objectif de définir un représentant par classe. En se basant sur une analyse statistique des observations (données d'apprentissage), elles estiment une forme moyenne par classe et une déviation autour de cette moyenne en faisant l'hypothèse que les observations sont légèrement déformées par rapport à celle-ci.

L'idée de modéliser les formes biologiques et plus particulièrement les formes de feuilles n'est pas nouvelle COPE et collab. [2012]; MACLEOD [2005]. Cependant, la plupart des études qui s'y sont intéressées sont limitées à des données introduites manuellement ou à un ensemble fini d'espèces. Les principaux problèmes sont liés à la mise en correspondance et à l'alignement des formes.

Une approche standard de modélisation statistique de forme COOTES et collab. [1995] effectue l'alignement en appliquant la méthode d'analyse procustéenne sur la base d'un nombre bien défini de points qui marquent le contour de la forme appelés points de référence (*landmarks*). Le choix de ces points de référence constitue une des clés indispensables pour la réussite de cette approche. En effet, ces points devraient être les plus "stables" possibles aux déformations. Autrement dit, les points de référence homologues entre les formes à aligner devraient être équivalents. D'après COOTES et collab. [1995], ces points de référence peuvent être définis comme étant les points maximaux du contour et les points équidistants situés entre ces points maximaux. Ces points peuvent être inférés d'une manière plus adéquate en partant des connaissances à priori sur l'objet si elles existent.

Récemment, une autre approche de modélisation SRIVASTAVA et collab. [2011] a choisi

de résoudre le problème d'alignement sans avoir recours aux points de référence. Elle consiste à transformer la représentation des formes dans l'espace de Riemann dans lequel les différences entre les formes sont considérées comme des déformations élastiques et quantifiées en terme de distances géodésiques. Ce modèle a été évalué sur les contours fermés associés aux formes foliaires dans LAGA et collab. [2014].

Dans cette étude, nous proposons d'introduire des connaissances à priori relatives à quelques clés d'identification botaniques dans la construction des modèles. L'utilisation des connaissances botaniques permet de définir des points de référence homologues qui facilitent la tâche d'alignement des formes foliaires. Les points de références sont les points clés de caractérisation botaniques (notamment, les points base et apex dans le cas des feuilles simples et les terminaux des folioles représentatives dans le cas des feuilles composées). Nous pensons que la construction de modèles statistiques à base des connaissances botaniques permettent de mieux représenter la variation inhérente à la morphologie des feuilles.

Nous sommes en particulier motivés par les schémas de catégorisation botaniques illustrés dans les Figures 4.5 et 4.6 et définis respectivement par les caractères foliaires botaniques qui décrivent la variation de la forme globale du limbe et de la forme de ses parties.

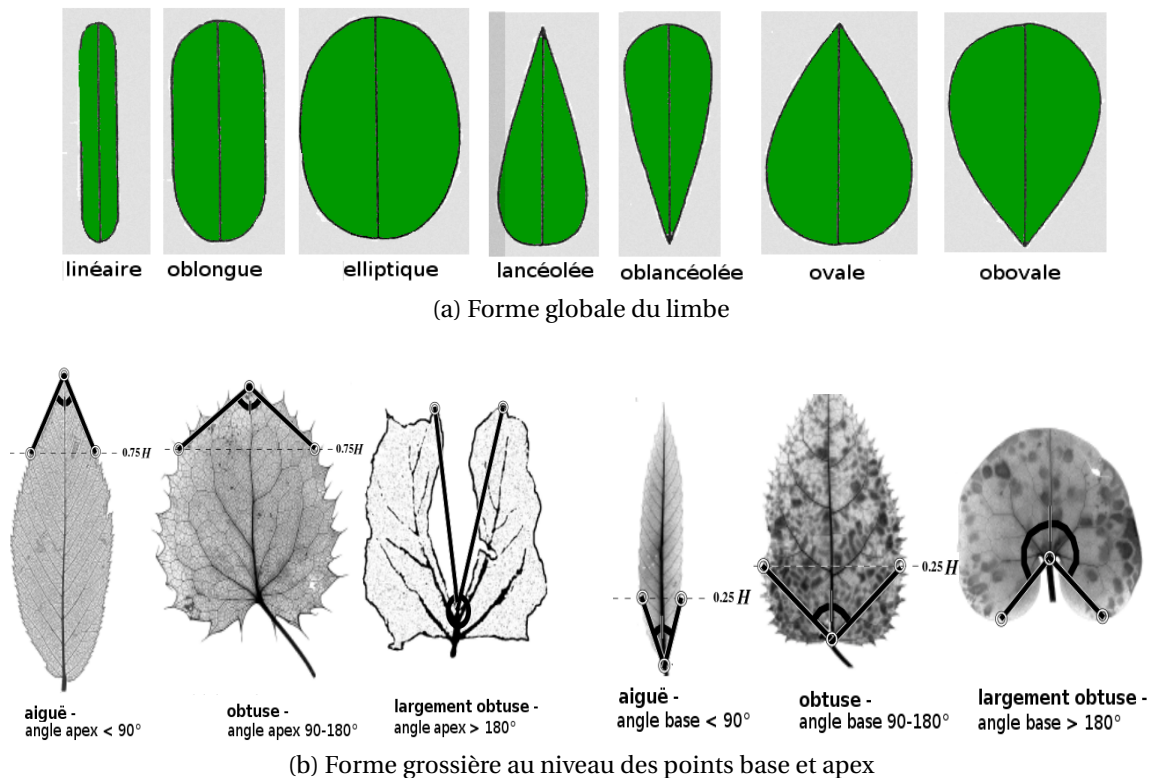


FIGURE 4.5: Catégorisation botanique selon la forme globale de la feuille GROUP [1999]

Dans ce sens, nous proposons deux types de modèles :

- Le premier type correspond à un modèle polygonal défini à partir de quelques paramètres morphologiques qui décrivent la forme globale du limbe.

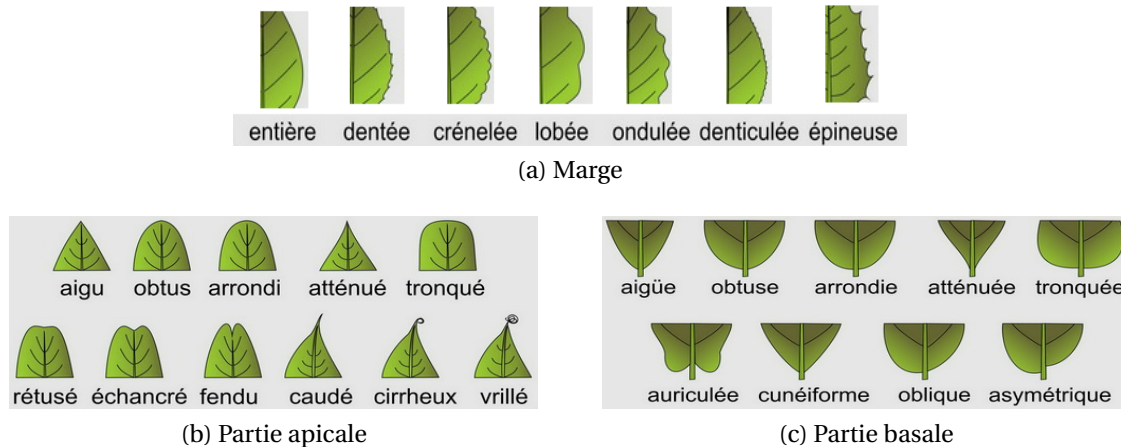


FIGURE 4.6: Catégorisation botanique selon la forme des parties du limbe GROUP [1999]

- Le deuxième type est un modèle statistique de forme dérivé du modèle de celui de COOTES et collab. [1995] et adapté au segments des parties sémantiques. Du fait que les parties sémantiques sont des structures homologues dans les feuilles, nous pouvons inférer directement les points de référence à partir des terminaux du segment. Notons qu’une approche de modélisation similaire à base de segments a été proposée dans SUN et SUPER [2005]. Cependant, les segments utilisés dans cette approche sont générés de manière exhaustive et avec recouvrement. En effet, cette approche SUN et SUPER [2005] définit un modèle à partir de tous les segments existants entre chaque couple de points maximaux du contour. En revanche, nous proposons de définir un modèle dédié à chaque partie sémantique de la feuille.

Nous estimons que chaque modèle pourrait simuler la variation de la forme en fonction des clés (ou caractères) botaniques considérés dans sa conception et que l’agrégation de ces modèles pourrait restreindre les espèces les plus probables à la manière du raisonnement des botanistes.

Nous rappelons que la définition des segments de parties sémantiques dépend du type de la feuille : simple ou composée. Nous présentons dans ce qui suit ces modèles proposés dans le cas des feuilles simples. Nous discutons par la suite l’extension de ces modèles pour le cas des feuilles composées.

4.2.1 Modélisation de feuilles simples

4.2.1.1 Modèle global de la forme

Nous proposons de construire un modèle polygonal qui représente la variation globale des feuilles simples à partir de huit paramètres morphologiques définis par les botanistes. Ces paramètres ont été utilisés par les botanistes pour définir plusieurs schémas de catégorisation, notamment, ceux relatifs à la description de la forme globale du limbe (cf. Figure 4.5b) et à sa forme grossière au niveau des deux extrémités base et apex 4.5a.

Ces paramètres sont directement obtenus une fois les deux points-clés base et apex

sont détectés sur l'image. Ils sont respectivement décrits dans les deux paragraphes suivants :

4.2.1.1.1 Forme globale du limbe

La forme globale du limbe peut être décrite à partir de trois paramètres géométriques qui sont calculés après avoir aligner le limbe (feuille sans pétiole) selon la direction définie par la droite qui relie les deux points base et apex (cf. Figure 4.8).

- Le premier paramètre est l'élongation, noté el et est défini par le ratio entre la largeur du limbe (i.e, la largeur de la boîte englobante du limbe après alignement) et la hauteur du limbe (cf. Figure 4.8).

$$el = \frac{H}{W}$$

Selon la valeur de l'élongation, les botanistes, ont proposé un schéma de catégorisation (cf. Figure 4.7) qui permet de différencier les feuilles selon leurs formes : de formes rondes (ou orbiculaires) aux formes elliptiques de plus en plus allongées.

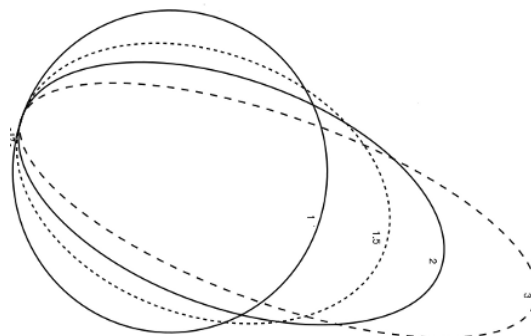
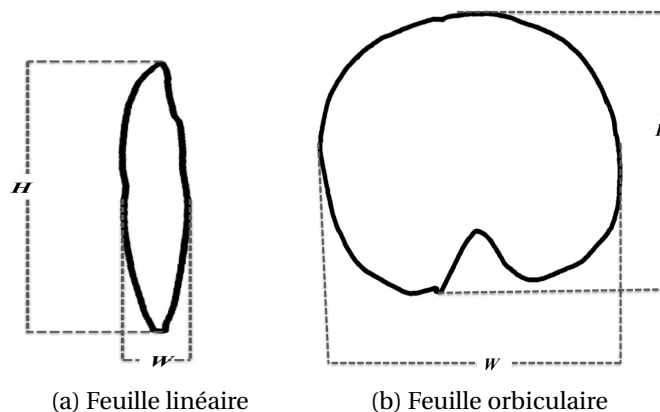


FIGURE 4.7: Catégorisation botanique selon le paramètre d'élongation.

Nous présentons dans la Figure 4.8 des exemples de cas limites définis par ce paramètre : un limbe linéaire (cf. Figure 4.8a) et un limbe orbiculaire (cf. Figure 4.8).



(a) Feuille linéaire

(b) Feuille orbiculaire

FIGURE 4.8: Variation de l'élongation du limbe.

- Le deuxième paramètre p_{h_w} correspond à la position de la partie la plus large du limbe h_w normalisée par rapport à la hauteur maximale du limbe H . Dans notre cas, la position de la partie la plus large du limbe h_w est définie par la position du segment du limbe ayant la largeur maximale W (cf. Figure 4.9) :

$$p_{h_w} = \frac{h_w}{H}.$$

Si la partie la plus large est proche de l'apex, la feuille est soit obovale ou oblancéolée (cf. Figure 4.9a), si elle est proche de la base, elle est soit ovale ou lancéolée (cf. Figure 4.9b), sinon elle est soit elliptique, linéaire ou oblongue. Dans la Figure 4.9c, nous montrons à titre d'exemple des feuilles obovale, ovale et elliptique.

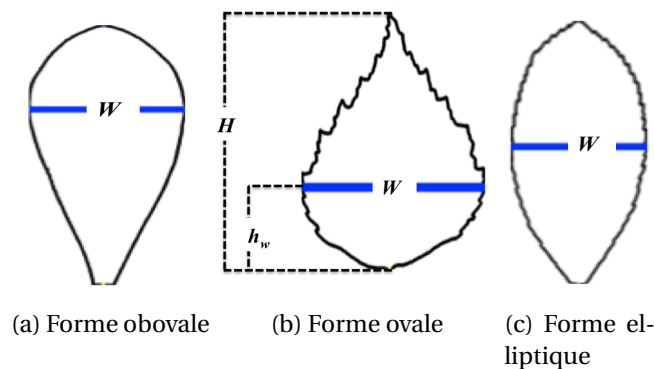


FIGURE 4.9: Variation de la forme globale du limbe en fonction de la position de la partie la plus large.

La combinaison des deux paramètres élongation el et position de la partie la plus large p_{h_w} permet de définir le schéma de catégorisation botanique illustré dans la Figure 4.5a et qui divise les feuilles en plusieurs catégories : linéaire, oblongue, elliptique, lancéolé, ovale, obovale et oblancéolée.

- Le troisième paramètre, le ratio d'asymétrie latérale, noté asy_w , caractérise les propriétés de la symétrie du limbe par rapport à l'axe base apex (cf. Figure 4.10). Soient W_d et W_g les plus grandes largeurs respectivement des deux moitiés droite et gauche du limbe. Le ratio d'asymétrie latérale est donné par la formule suivante :

$$asy_w = \frac{\min(W_d, W_g)}{\max(W_d, W_g)}$$

avec $W_d + W_g = W$

Nous montrons dans la Figure 4.10 (a) un cas de feuille asymétrique ($asy_w < 1$) et dans la Figure 4.10(b) un cas de feuille symétrique ($asy_w \simeq 1$).

4.2.1.1.2 Forme grossière au niveau des points base et apex

Nous nous intéressons aux paramètres qui décrivent la forme du limbe au niveau des deux extrémités base et apex.

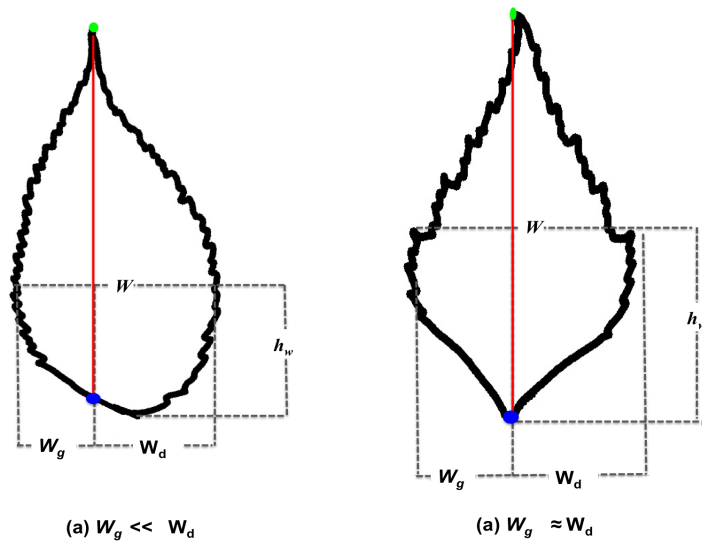


FIGURE 4.10: Ratio d'asymétrie latéral asy_w : (a) $asy_w < 1$: Feuille asymétrique et (b) $asy_w = 1$ Feuille symétrique.

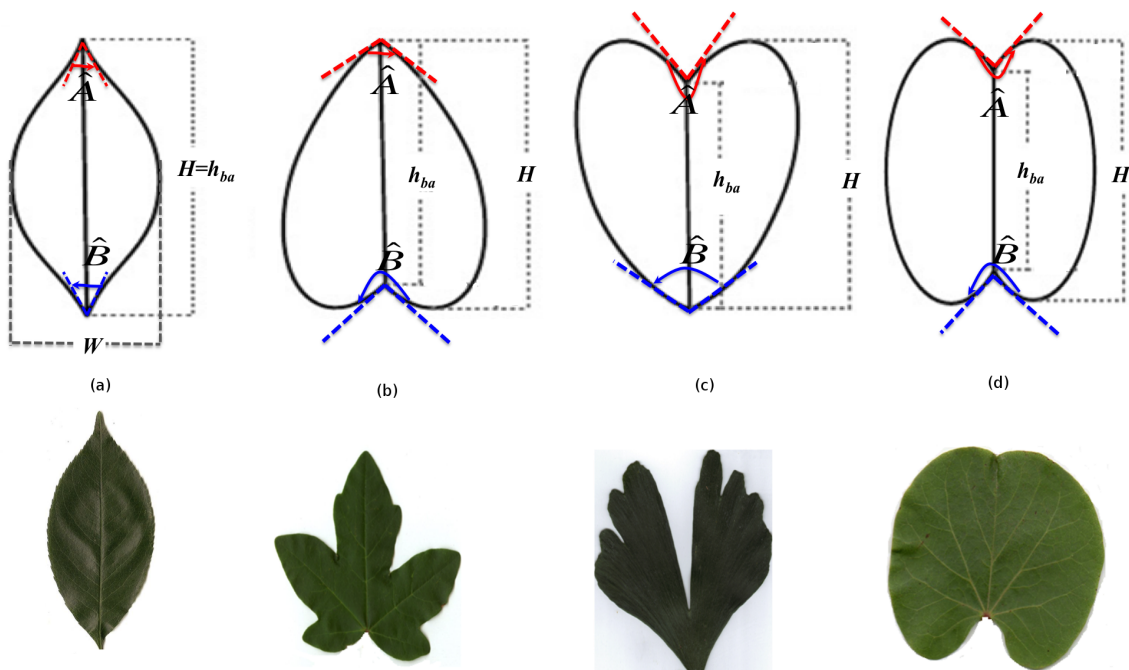


FIGURE 4.11: Quatre états de variation des extrémités du limbe.

- Le rapport laminaire intrinsèque R_{int} est défini comme étant le ratio entre la distance séparant la base et l'apex h_{ba} et la largeur de la forme W (cf. Figure 4.11) :

$$R_{int} = \frac{h_{ba}}{W}$$

Ce paramètre permet de donner une idée sur la présence ($R_{int} < 1$) ou non ($R_{int} = 1$) d'une extrémité concave dans l'image. On distingue quatre états possibles de forme selon la position de la concavité dans l'image.

(cf. Figure 4.11) :

- Si $h_{ba} = H$, la forme est convexe (cf. Figure 4.11(a)).
- Si l'écart $H - h_{ba}$ est situé à proximité de la base, la forme est concave au niveau de ce point (cf. Figure 4.11(b)).
- Si l'écart $H - h_{ba}$ est situé à proximité de l'apex, la forme est concave au niveau de ce point (cf. Figure 4.11(c)).
- Si l'écart $H - h_{ba}$ est réparties entre les deux côtés, la forme est concave (cf. Figure 4.11(d)).

Afin de décrire ces quatre états (i.e, la concavité aux extrémités) avec plus de précision, nous définissons deux mesures d'angle au niveau des points base et apex.

- La première mesure correspond à l'angle tangent. Les angles tangents aux points base et apex sont notés respectivement $\hat{A}1$ et $\hat{B}1$ (cf. Figure 4.11).

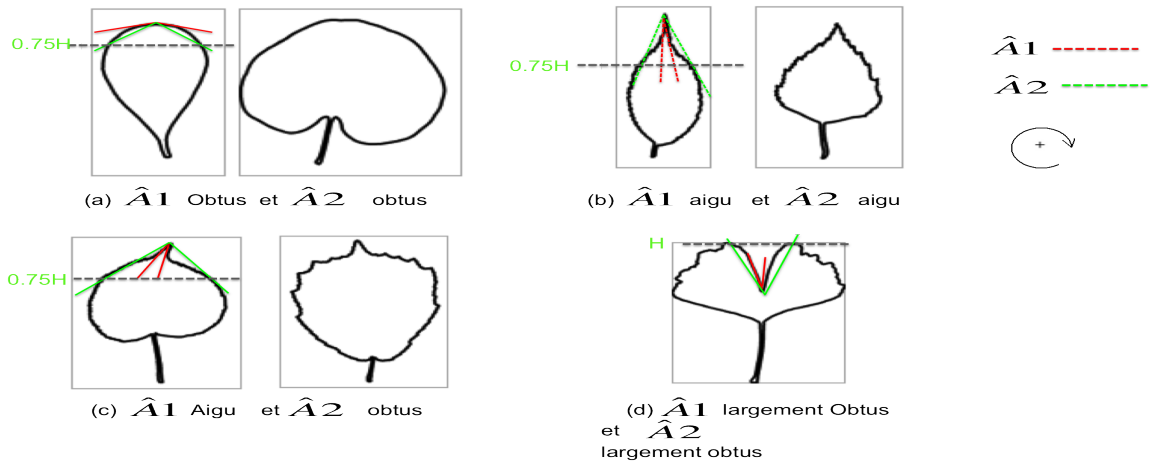


FIGURE 4.12: États de variation possibles de l'extrémité au point apex.

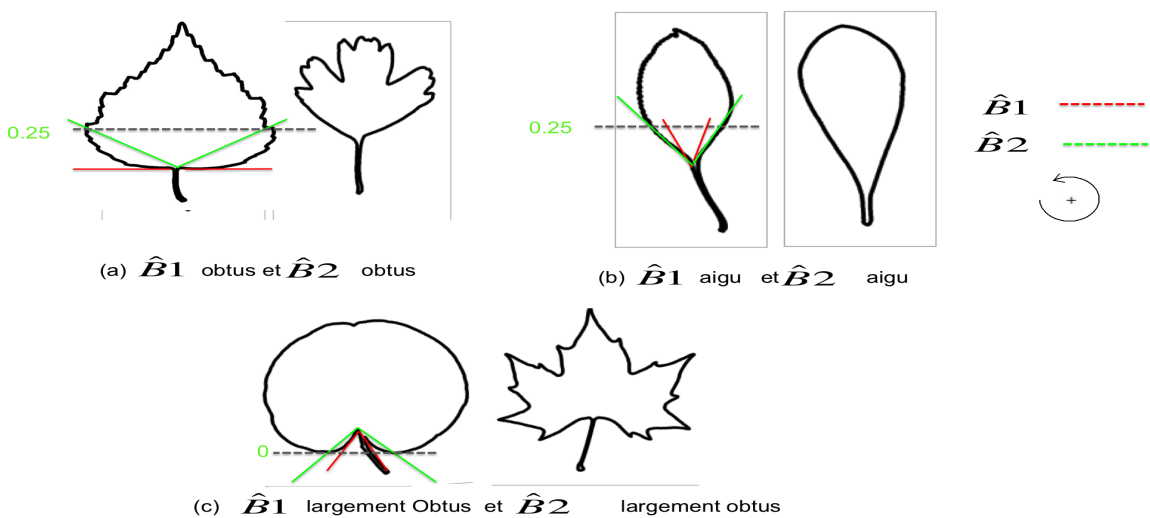


FIGURE 4.13: États de variations possibles de l'extrémité au point base.

- La deuxième mesure d'angle dépend de la forme des parties apicale et basale (cf. Figure 4.5b). Dans le cas où la partie basale (apicale) est convexe, l'angle de sommet

le point base (apex) est défini par rapport aux deux points terminaux de cette partie qui ont des ordonnées égales à $0.25.H$ ($0.75.H$). Sinon, si la partie basale (apicale) est concave, cet angle est défini par les deux points qui ont des ordonnées égales à 0 (égales à H). Les deux angles de sommets la base et l'apex définis selon cette mesure sont notés respectivement $\widehat{A2}$ et $\widehat{B2}$.

L'utilisation de ces deux mesures est particulièrement intéressante pour caractériser le point apex. Elle permet de différencier, outre les extrémités obtuses (4.12(a)) et largement obtuses (4.12(d)), les cas dans lesquels la forme à l'extrémité est continument aiguë (cf. Figure (4.12(b)) ou bien elle s'étale tout en pénétrant le limbe (cf. Figure (4.12(c))). Le dernier état correspond à une extrémité acuminée. Ce dernier label n'est pas une caractéristique pour l'extrémité base dans laquelle nous distinguons uniquement les états où les deux angles ont les mêmes labels : obtus (4.13(a)), (aigu 4.13(b)) ou (largement aigu 4.13(c)).

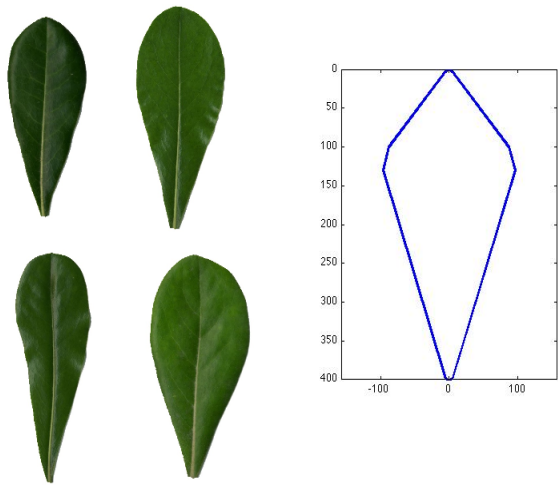
- Extrémité arrondie (les deux angles $\widehat{A1}$ et $\widehat{A2}$ sont obtus) dans la Figure 4.12(a)
- Extrémité aiguë (les deux angles $\widehat{A1}$ et $\widehat{A2}$ sont aigus) dans la Figure 4.12(b)
- Extrémité acuminée (l'angle $\widehat{A1}$ aigu et l'angle $\widehat{A2}$ est obtus) dans la Figure 4.12(c).
- Extrémité concave (les deux angles $\widehat{A1}$ et $\widehat{A2}$ sont largement obtus) dans la Figure 4.12(d).

Au niveau de l'extrémité base, nous distinguons uniquement les trois cas où ces deux angles ont le même comportement (aigus ou obtus). On ne trouve pas d'extrémité acuminée au niveau de la base.

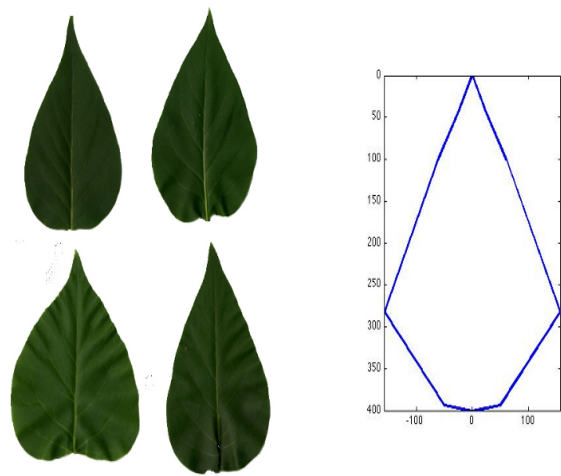
D'une manière générale, l'agrégation de tous ces paramètres permet de retracer un modèle polygonal simplifié de la forme. Afin de définir un modèle par espèce, il suffit de moyenner les valeurs de chaque paramètre sur l'ensemble des observations de cette espèce. Des exemples de modèles définis par espèce sont illustrés dans la Figure 4.13. Nous signalons que ces modèles ont été retracés à partir des toutes les images de l'ensemble d'apprentissage associé à chaque espèce. Ce modèle a été calculé sur les feuilles simples (non lobées et lobées). Nous remarquons que dans le cas des feuilles simples non lobées, ce modèle permet de donner un aperçu global de la forme. Cependant, dans le cas des feuilles lobées, il décrit en général l'extrémité du lobe principal et les deux premiers lobes (qui composent généralement la partie la plus large dans le limbe). Ce modèle est insuffisant pour décrire le reste des lobes s'ils existent.

4.2.1.2 Modèles statistiques de parties

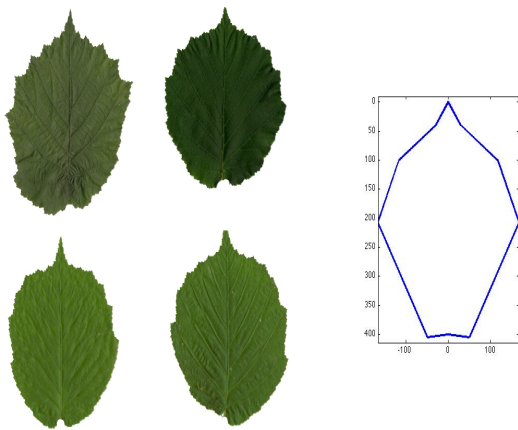
Selon les botanistes, les formes foliaires peuvent être aussi caractérisées à partir de leur composition. Plus particulièrement, le limbe d'une feuille simple peut être vu comme étant une composition de trois parties sémantiques dont chacune peut être caractérisée par un schéma botanique à part (cf. Figure 4.6). Afin de simuler ces schémas botaniques, nous proposons de représenter les formes foliaires par des modèles à base de parties sémantiques.



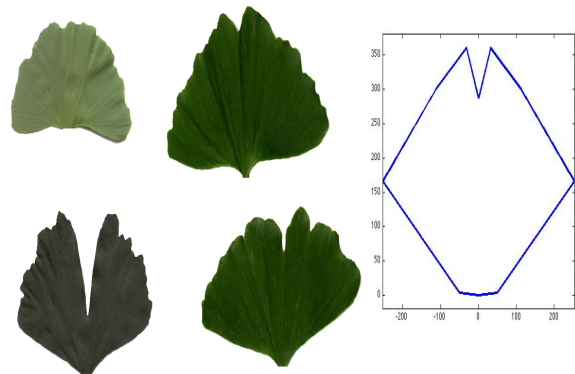
(a) *Pittosporum tobira*



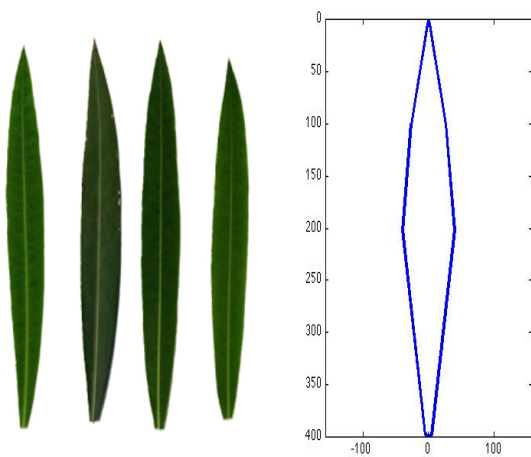
(b) *Syringa Vulgaris*



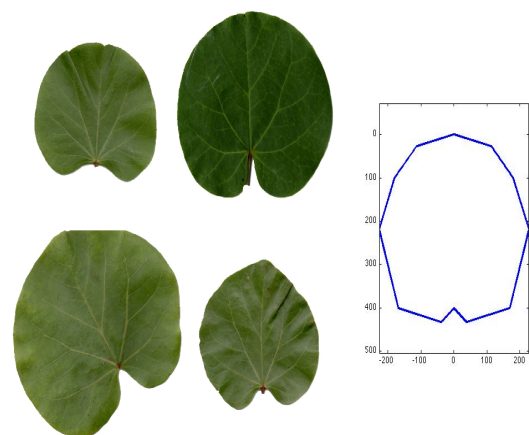
(c) *Corylus Avellana*



(d) *Gingko Biloba*



(e) *Nerium Oleander*



(f) *Cercis siliquastrum*

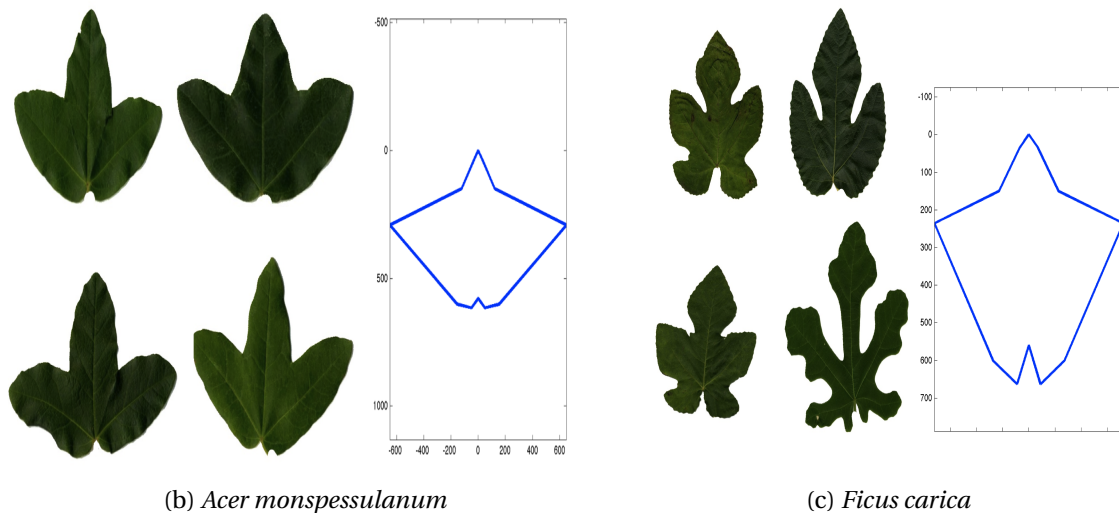


FIGURE 4.13: Modèle polygonal de forme par espèce.

D'une manière générale, les parties sémantiques sont des structures homologues présentes dans toutes les feuilles et sont représentées par des segments du contour dont les terminaux correspondent à des points de référence stables définis par les botanistes. Les autres points de référence peuvent être déduits directement à partir de ces deux points terminaux. À partir de cette définition de points de référence, nous pouvons ainsi construire des modèles actifs de forme COOTES et collab. [1995] dont chacun est adapté à une partie sémantique de la feuille.

Notons par \mathcal{S} , un segment de contour de la feuille. \mathcal{S} peut correspondre à une des parties sémantiques : apicale, basale, marge droite et marge gauche dans le cas des feuilles simples (cf. Figure 4.14). La définition du modèle associé à un segment de contour d'une partie sémantique est effectuée en analysant les statistiques des coordonnées des points de tous les segments de contour de l'ensemble d'apprentissage associé à cette partie.

Pour cela, une étape préalable de normalisation devrait être effectuée. La réalisation de cette étape est établie en deux sous-étapes :

- La première consiste à échantillonner \mathcal{S} à \mathcal{N} points uniformément espacés le long de sa longueur. \mathcal{N} correspond aux points de référence du segment \mathcal{S} ($\mathcal{N} \leq \mathcal{N}^S$, \mathcal{N}^S le nombre total des points du segment \mathcal{S}). Ainsi, le segment \mathcal{S} est représenté par les coordonnées des points de référence $p_i = (x_i, y_i) | i \leq \mathcal{N}$, le long des axes X,Y. Il s'écrit comme suit : $\mathcal{S} = \{p_1, p_2, \dots, p_{\mathcal{N}}\}$.
- La seconde sous-étape consiste à faire la projection de \mathcal{S} dans un repère de référence invariant aux transformations linéaires. En effet, les nouvelles coordonnées sont obtenues par une transformation en coordonnées de Bookstein. Les coordonnées de Bookstein permettent de décrire les positions relatives des points de référence des formes en s'affranchissant des différences dues aux transformations linéaires entre les objets (échelle, rotation et translation). Cela consiste à trouver la matrice de transformation optimale \mathcal{M} , définie par une translation $T(T_x, T_y)$ le long respectivement des axes X et Y, une rotation $R(\theta)$ définie en fonction d'un angle θ ,

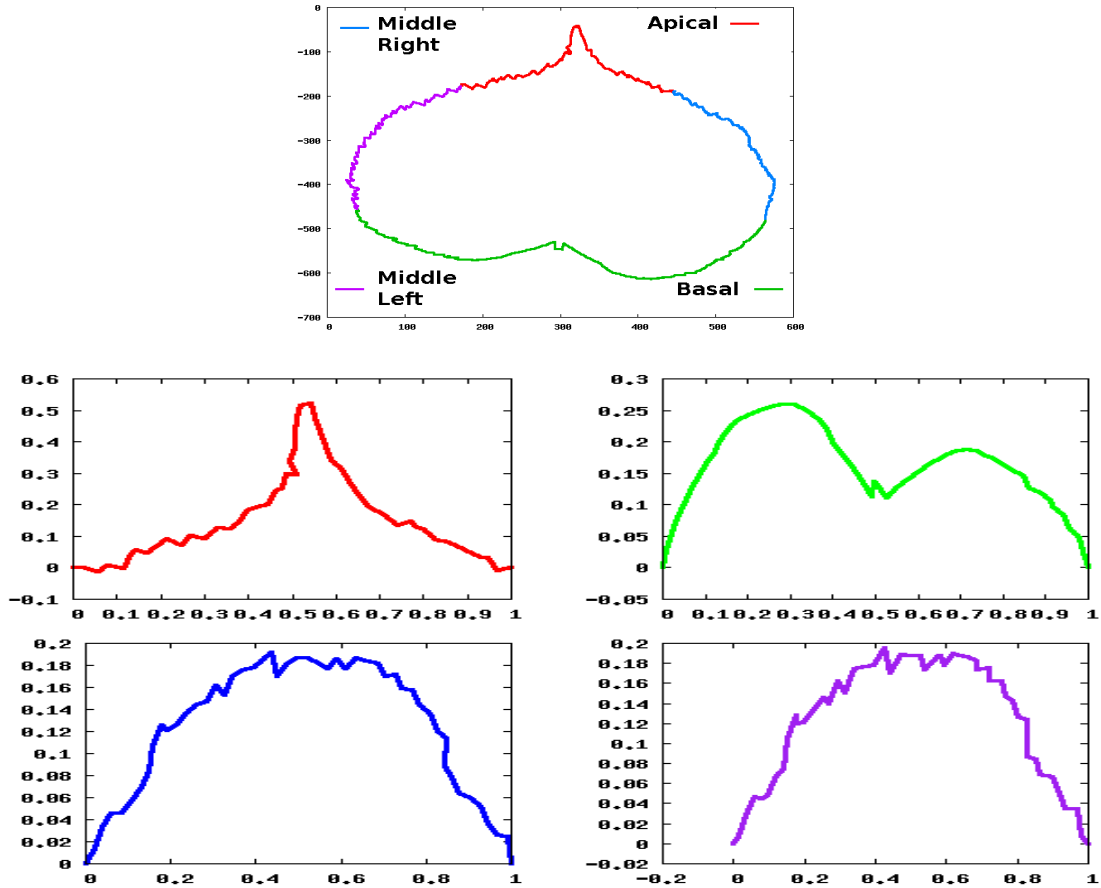


FIGURE 4.14: Représentations normalisées des segments du contour dans le cas des feuilles simples : 1^{ère} ligne : décomposition du contour de la feuille en segments sémantiques, 2^{ème} et 3^{ème} lignes : Les quatre segments (apical, basal, central droit, central gauche) normalisés)

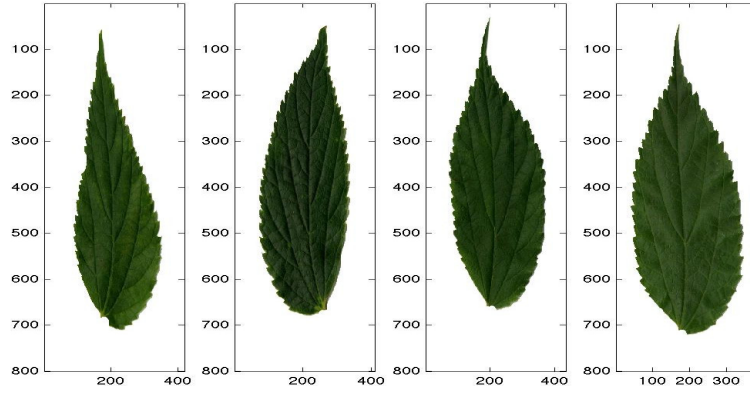
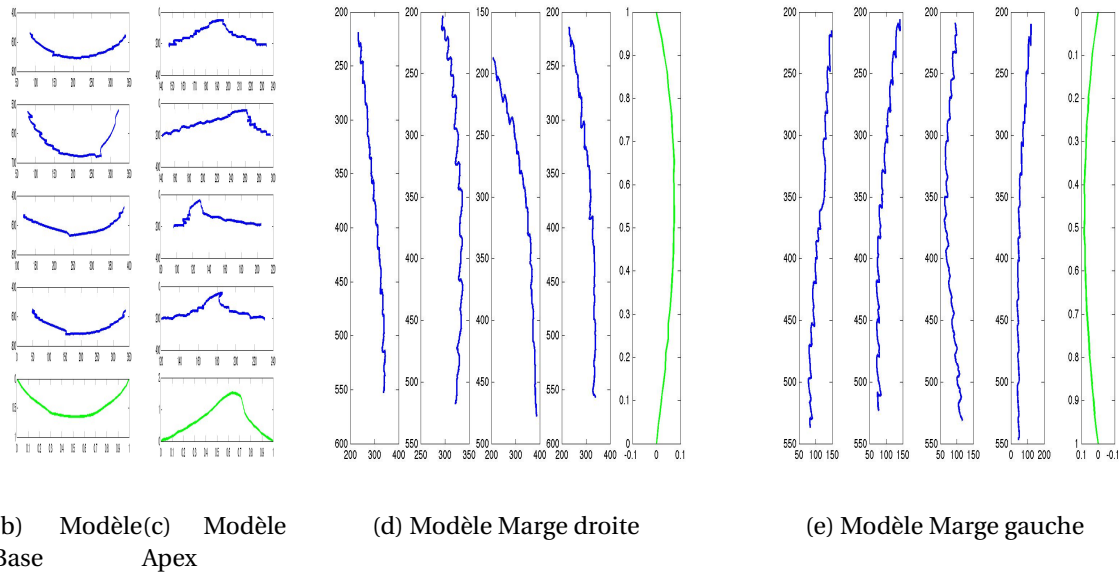
une échelle uniforme s telle que :

$$\mathcal{M} = \begin{pmatrix} s \cos(\theta) & -s \sin(\theta) & s T_x \\ s \sin(\theta) & s \cos(\theta) & s T_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

Les paramètres de la matrice \mathcal{M} sont inférés en utilisant deux hypothèses relatives aux positions de deux points terminaux de \mathcal{S} : (1) p_1 est projeté en $p'_1 = (0, 0)$ et (2) $p_{\mathcal{N}}$ est projeté en $p'_{\mathcal{N}} = (1, 0)$ (voir 2^{ème} ligne de la Figure 4.14). Une fois la matrice \mathcal{M} est déterminée, le reste des points de \mathcal{S} seront projetés dans le repère de référence invariant. Le segment normalisé est noté comme suit : $\mathcal{S}' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_{\mathcal{N}}\}$ avec $p'_i = (x'_i, y'_i) \mid i \leq \mathcal{N}$.

Dans la Figure 4.14, nous illustrons les transformations en coordonnées de Bookstein des segments de parties apicale, basale, marge droite et marge gauche (relatives à un exemple de feuille simple), représentées respectivement par les contours rouge, vert, bleu et violet.

Afin de mettre en avant les principaux modes de variation de chaque segment sémantique à travers les différentes espèces, nous appliquons l'analyse en composantes prin-

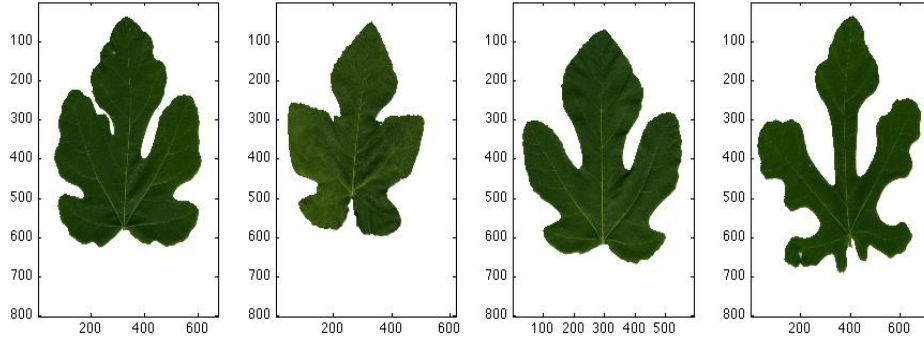

 (a) Quelques observations de l'ensemble d'apprentissage T de l'espèce *Celtis Australis*

 FIGURE 4.15: Modèles à base de segments de parties de l'espèce *Celtis Australis*

cipales à tous les segments de contour de l'ensemble d'apprentissage de chacune de ces parties. Soit \mathcal{V} la matrice qui représente les segments de l'ensemble d'apprentissage T tel que $\mathcal{V} = \{v_j\}_{j=1}^{\mathcal{J}}$ où \mathcal{J} est le nombre total de segments de T et v_j est le vecteur qui représente le segment de contour de la $j^{\text{ème}}$ forme de T tel que :

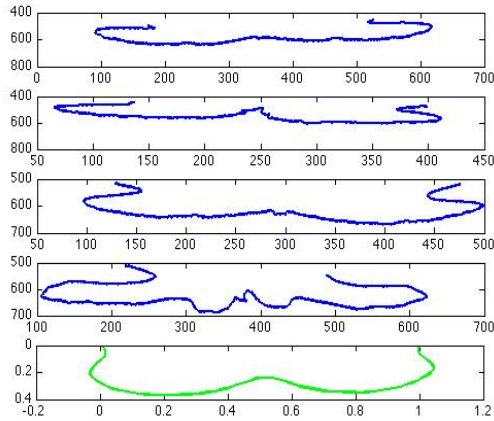
$$v_j = (x'_1, \dots, x'_{\mathcal{N}}, y'_1, \dots, y'_{\mathcal{N}})^T \quad (4.2)$$

L'analyse en composantes principales considère le segment moyen $\bar{v} = \frac{1}{\mathcal{J}} \sum_{j=1}^{\mathcal{J}} v_j$ et la matrice de variances-covariances $\mathcal{C} = \frac{1}{\mathcal{J}} \sum_{j=1}^{\mathcal{J}} (v_j - \bar{v})(v_j - \bar{v})^T$. Elle définit les axes principaux qui caractérisent les principaux modes de variation des segments par les vecteurs propres, notés d_k , de la matrice de variances-covariances \mathcal{C} tel que : $\mathcal{C}d_k = \lambda_k d_k$, où λ_k est la $k^{\text{ème}}$ valeur propre, $\lambda_k \geq \lambda_{k+1}$, $k < 2\mathcal{N}$.

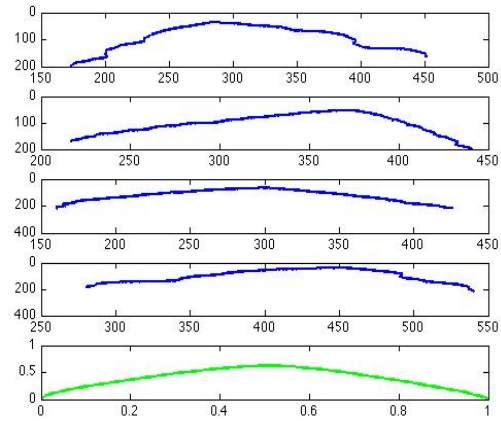
Si on considère un nombre de modes de variation égal à \mathcal{K} ($\mathcal{K} < 2\mathcal{N}$). Nous allons nous limiter à la matrice $D = [d_1, \dots, d_{\mathcal{K}}]$ des \mathcal{K} premiers vecteurs propres. Ainsi, le modèle de segments de contour, qu'on note vm_j , qui correspond à la projection des vecteurs



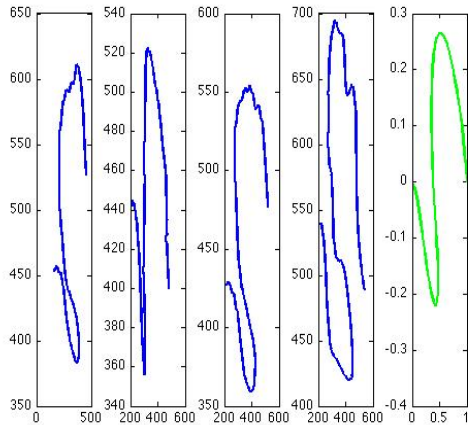
(a) Quelques observations de l'ensemble d'apprentissage T de l'espèce *Ficus Carica*



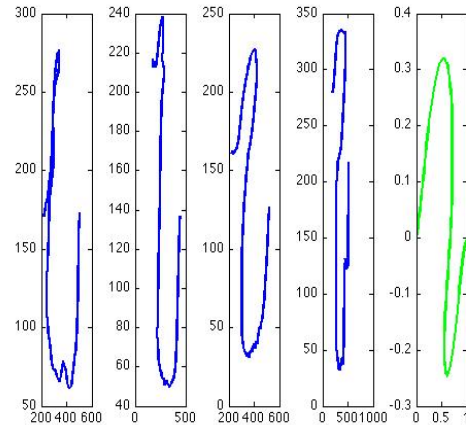
(b) Modèle Base



(c) Modèle Apex



(d) Modèle Marge droite



(e) Modèle Marge gauche

FIGURE 4.16: Modèles à base de segments de parties de l'espèce *Ficus Carica*

v_j dans l'espace ACP, est défini formellement comme suit :

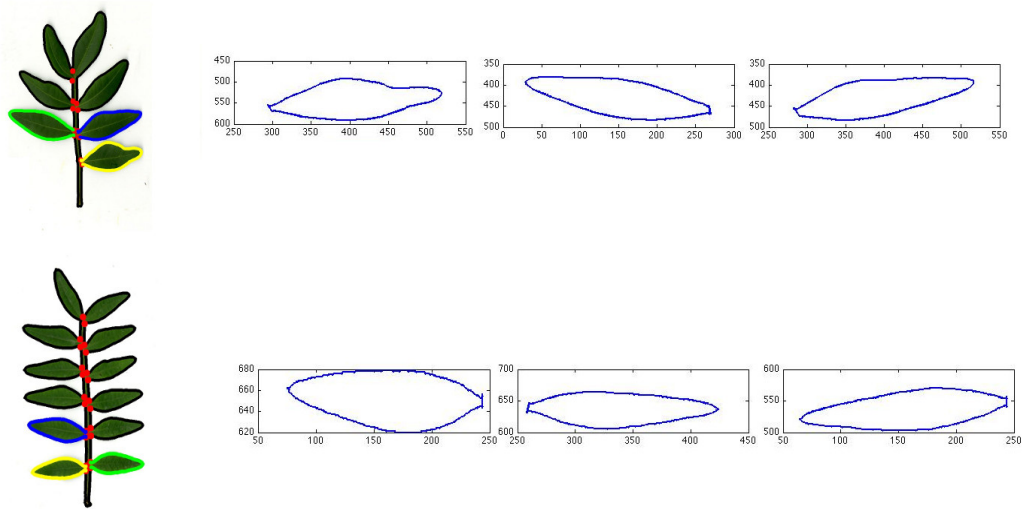
$$vm_j = D^T(\mathcal{V} - \bar{v}) \quad (4.3)$$

Nous montrons dans les Figures 4.15, 4.16, et 4.17 les modèles (moyenne par espèce) de trois espèces appartenant respectivement aux catégories : feuilles simples non lobées,

feuilles simples lobées et composées par parties.

Cette méthode de modélisation dépend de deux principaux paramètres : le nombre de points de référence utilisés (i.e, le nombre d'échantillons \mathcal{N} de chaque segment) et le nombre de composantes principales de l'ACP (\mathcal{K}). Ces deux paramètres sont choisis en fonction des propriétés de chaque partie à modéliser ainsi qu'à la catégorie sémantique à laquelle la feuille associée appartient. Dans la pratique, ce choix a été établi expérimentalement en se basant sur une validation croisée sur l'ensemble d'apprentissage de chaque catégorie.

4.2.2 Modélisation de feuilles composées



(a) Trois folioles par feuilles de l'ensemble des observations de l'espèce *Pistacia lentiscus*

(b) Modèle de folioles

FIGURE 4.17: Modèles à base de toutes les folioles de l'ensemble des observations de T de l'espèce *Pistacia lentiscus*

Les feuilles composées sont découpées en des folioles dont les propriétés sont les mêmes qu'un limbe d'une feuille simple. L'idéal serait de définir les modèles précédemment décrits sur chaque foliole, c'est à dire, y calculer les paramètres géométriques et la découper-en trois parties : apicale, basale et centrale. Cependant, ceci n'est pas réalisable à ce niveau vu que certaines folioles détectées peuvent être incomplètes à cause du problème de recouvrement (cf. Figure 3.46).

Nous nous limitons à ce niveau à définir un modèle statistique à partir des trois folioles représentatives des feuilles composées. Pour cela, nous utilisons le même modèle statistique qu'on a utilisé sur les segments des parties sémantiques des feuilles simples. Les

segments de folioles détectés, étant ouverts, nous pouvons appliquer la même transformation de Bookstein (décrite auparavant) pour avoir des segments de folioles invariants aux déformations géométriques. Un exemple de modèle de l'espèce *Pistacia lentiscus* est présenté dans la Figure 4.17.

Chapitre 5

Identification des espèces de feuilles

Sommaire

5.1 Fusion des requêtes partielles	117
5.1.1 Aperçu général sur la fusion de données	117
5.1.2 Les techniques de fusion	118
5.2 Décision et classification	120
5.2.1 Classification à base des k-plus proches voisins	121
5.2.2 Classification bayésienne naïve	121
5.3 Récapitulatif des scénarios d'identification	122
5.3.1 Scénario 1 : Intégration de la structuration sémantique dans un schéma d'identification typique	122
5.3.2 Scénario 2 : Modèles sémantiques complémentaires et classification bayésienne	126

L'OBJECTIF de la thèse est de concevoir et de construire un système d'identification des espèces de plantes à base de feuilles qui permet de relever certains défis inhérents à la morphologie des feuilles à savoir l'éventuelle variation intra-espèces vs. la similarité inter-espèces.

L'idée de base est d'intégrer et d'exploiter les concepts botaniques "arrangement", "lobation" et "partition" au niveau du processus classique d'identification d'espèces.

Pour ce faire, nous proposons une démarche à trois étapes (cf. Figure 5.1) :

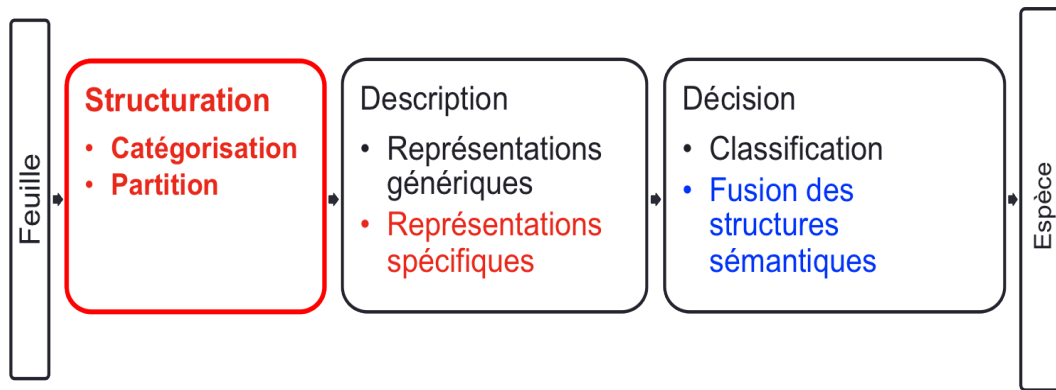


FIGURE 5.1: Schéma global de notre démarche d'identification des espèces de feuilles.

La première étape représente la première contribution de la thèse. Elle a été détaillée dans le Chapitre 3). Cette étape consiste à établir une structuration sémantique, ou plus particulièrement, la catégorisation et la partition des images de feuilles à partir des connaissances botaniques considérées.

La deuxième étape de notre démarche est la représentation des feuilles. Elle a été décrite dans le Chapitre 4. Dans cette étape, notre contribution se situe à deux niveaux.

- D'une part, les représentations foliaires proposées dans cette thèse sont définies de manière à refléter la composition et la forme générale (i.e, arrangement et lobation) des feuilles telles qu'elles sont définies par les botanistes. La composition se manifeste par les représentations locales à base de parties sémantiques. Quant à la forme générale, outre qu'elle a permis la définition de la manière avec laquelle les feuilles sont partitionnées, elle a été exploitée pour définir des représentations optimales par catégories. Ceci paraît dans le choix des combinaisons de descripteurs génériques ainsi que des paramètres de modèles en fonction des catégories sémantiques de la feuille.
- D'autre part, nous avons conçu deux types de modèles spécifiques de forme définis sur la base des connaissances botaniques : un modèle polygonal défini à partir des paramètres morphologiques botaniques et des modèles statistiques définis chacun sur la base d'un segment associé à une partie sémantique. Cependant, afin d'avoir une représentation complète de la feuille, nous avons ajouter aussi des descripteurs génériques de forme interne et de texture afin de décrire la nervation et la micro-nervure.

A l'issue de cette étape, nous disposons d'une liste de vecteurs signatures de l'image de nature différentes (i.e, descripteurs/modèles qui peuvent être calculées sur différentes parties sémantiques).

A ce stade se pose la question sur la manière avec laquelle ces signatures seront assemblées pour identifier l'espèce de la feuille qu'elles représentent. Cette opération correspond à la dernière étape de prise de décision quant à l'appartenance d'une image requête à une espèce (cf. Figure 5.1).

Cette étape qui fait l'objet du présent chapitre, comportent deux niveaux :

- Le premier niveau concerne la fusion de requêtes partielles à base de parties ou à base de descripteurs.
- Le deuxième niveau concerne l'étape de classification dont laquelle l'image requête est attribuée à l'espèce majoritaire qui lui correspond.

Le présent chapitre comportent trois sections : la première section porte sur les méthodes de fusion de données. Un aperçu des principales stratégies de fusion existantes dans la littérature est tout d'abord présenté. Ceci nous permet de choisir par la suite les techniques de fusion appropriées à notre démarche, notamment en terme de la fusion des requêtes partielles à base de parties sémantiques. La deuxième section décrit brièvement les méthodes de classification utilisées. Enfin, nous récapitulons, dans la troisième section, les différentes configurations possibles en deux principaux scénarios d'identification. Ces deux scénarios diffèrent selon le type des représentations utilisées : soit des descripteurs génériques ou bien des modèles de forme, dont chacun nécessite une stratégie de classification particulière. Plus spécifiquement, les représentations à base de descripteurs sont suivies par une mesure de similarité image à image. Quant aux représentations à base de modèles, l'image requête est uniquement comparée aux représentants d'espèces définis chacun à partir des observations associées à cette espèce dans l'ensemble d'apprentissage.

5.1 Fusion des requêtes partielles

5.1.1 Aperçu général sur la fusion de données

La fusion de données est un domaine de recherche qui s'intéresse à répondre à des problèmes de multiplication des informations qui soient généralement hétérogènes ou issues de sources différentes et que chaque information seule est insuffisante ou porte des imperfections. La fusion de données cherche à combiner ces informations, dans le but d'améliorer la compréhension des données qu'elles représentent.

Dans le contexte de la reconnaissance d'objets naturels (tels que les animaux, les plantes, etc.), la fusion de données, commence de plus en plus à devenir une étape indispensable dans la chaîne d'identification BERG et BELHUMEUR [2013]; TOUSCH et collab. [2012]. Selon les experts, ces objets sont généralement reconnus en considérant diverses sources d'information inhérente à leur composition et à leur structure.

Dans le cas de l'identification des feuilles de plantes, nous avons vu, dans les chapitres précédents, que les sources d'information considérées varient en fonction de la

région d'intérêt de la feuille (i.e, parties sémantiques ou feuille entière) et/ou selon l'attribut utilisé (i.e, forme ou texture). D'autres sources d'informations, aussi importantes et qui pourront être étudiées dans le futur, sont les observations prises à des endroits ou à des périodes différentes.

D'une manière générale, la fusion d'information peut intervenir dans de la chaîne d'identification DONG et collab. [2014] soit au niveau de la représentation soit au niveau de la prise de décision.

On désigne par fusion précoce ou fusion de caractéristiques, l'opération qui consiste à concaténer les différentes représentations à travers des méthodes de normalisation, de sélection de primitives ou de projection, avant tout processus de classification. L'autre catégorie de méthodes de fusion, dite tardive, s'applique, en revanche, après la classification séparée de chacune des représentations. Elle consiste à fusionner les résultats de chaque classifieur. Dans cette catégorie de méthodes, on distingue plusieurs sous-catégories selon le type d'information générée par les classifieurs : rangs, scores ou décisions.

Le critère d'une bonne méthode de fusion est qu'elle soit capable, au mieux, d'intégrer et de tirer partie des différentes informations considérées et ainsi d'augmenter la robustesse du système de reconnaissance. Dans notre contexte, nous allons explorer et évaluer principalement les méthodes de fusion tardives. Notre choix est motivé par les deux raisons suivantes :

- La première raison vient du fait que les parties sémantiques sont considérées, par les botanistes, comme des entités à part entier. En effet, les botanistes ont décrit chacune de ces parties séparément, en définissant des schémas de catégorisation qui représentent la variation de chaque partie indépendamment des autres (cf. Figure 3.42 et GROUP [1999]).
- La deuxième raison est liée à la difficulté que pose l'hétérogénéité des signatures à fusionner, par exemple, des signatures ayant des dimensions ou des échelles différentes.

5.1.2 Les techniques de fusion

La fusion tardive est utilisée dans cette étude à deux niveaux : la fusion des parties sémantiques et la fusion des descripteurs ou des modèles. La présente sous-section décrit les différentes techniques de fusion tardive utilisées d'une manière générale. Les particularités relatives au contexte d'utilisation de ces techniques de fusion dans notre cas d'étude sont présentées dans la section 5.3.

Pour une image donnée I , notons par Q_i ($1 \leq i \leq n$) avec n le nombre de requêtes partielles de I . Les requêtes partielles Q_i sont indexées indépendamment. Soit $RL_i = R_i^k$ la liste des images retournées à Q_i avec $1 \leq k \leq K$ et K , le nombre total des images retournées.

Étant donnée que nous avons choisi une stratégie de fusion tardive, nous allons nous intéresser, à chaque fois, à la liste des réponses, RL_i générée après chaque classification élémentaire (i.e, relative à chaque requête partielle). Ces réponses sont représentées par

des scores (des distances de similarité ou des mesures de probabilité) ou des rangs qui quantifient leurs similarités par rapport à la requête partielle Q_i .

5.1.2.1 Fusion à base de distances de similarité

Ce type de fusion est défini en utilisant, comme score, les distances de similarité. Notons par SD_i^k la distance de similarité d'une image retournée R_i^k par rapport à la requête partielle Q_i de l'image I. Nous distinguons deux principales méthodes de fusion à base de distances de similarité : fusion additive (mergeSum) et fusion par tri (DistInc).

— Fusion additive

La distance de similarité globale pour l'image I, noté $SD_{mergeSum}^I$, est définie par la somme des distances de similarité élémentaires SD_i^k comme suit :

$$SD_{mergeSum}^I = \sum_{i=1}^n SD_i^k \quad (5.1)$$

La liste des distances de similarité globale, notée par $SD(1...K_i)$, comporte les k distances partielles SD_i^k par rapport à la requête globale I.

— La méthode de fusion par tri de distances de similarité

La méthode de fusion par tri de distance de similarité *Increasing similarity distance* (DistInc) SNEICK et collab. [2003] consiste à trier les k distances de similarité de toutes les listes élémentaires RL_i selon un ordre croissant.

5.1.2.2 Fusion à base des rangs

Les rangs correspondent aux positions des images retournées après avoir ordonné les scores associés. Notons par $r_{R_i^k}(Q_i)$ le rang de l'image retournée R_i^k par rapport à la requête Q_i . Nous utilisons deux techniques de fusion à base du rang : la méthode IRP et la méthode LO.

— La méthode IRP.

Le IRP (*Inverse Rank Position*) JOVIĆ et collab. [2006] est défini par l'équation suivante :

$$IRP(Q_I, R^k) = \frac{1}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{r_{R_i^k}(Q_i)}} \quad (5.2)$$

La liste finale est obtenue en établissant un tri des valeurs IRP dans un ordre croissant.

— La méthode LO.

Au niveau de la méthode LO (*leave out*) JOVIĆ et collab. [2006], les réponses sont insérées dans la liste finale de rangs en cherchant à chaque fois l'image ayant le rang le plus faible à partir des réponses élémentaires R_i^k des requêtes partielles Q_i . Autrement dit, pour une image retournée, nous considérons sa meilleure position parmi celles dans les listes de toutes les requêtes partielles.

5.1.2.3 Méthodes de fusion bayésienne

Ce type de méthodes de fusion opère sur les classifieurs qui s'expriment en terme de probabilité à posteriori tel que le classifieur bayésien naïf. Éventuellement, la probabilité obtenue après la combinaison des vraisemblances de chaque classifieur élémentaire est aussi une probabilité du même type et sa valeur est plus élevée que la probabilité du meilleur classifieur élémentaire pour la bonne classe DUIN et TAX [2000]; RUTA et GABRYS [2000].

Notons par $P_i(I \in C|(F_i))$, la probabilité conditionnelle pour que I appartienne à l'espèce C , sachant sa représentation élémentaire F_i . Cette probabilité peut être obtenue de deux manière DUIN et TAX [2000] : soit en appliquant la moyenne ou bien le produit des probabilités à postériori issus des classifieurs élémentaires.

— **Moyenne des probabilités à postériori**

$$P_{fusion}(I \in C|(F_i)) = \frac{1}{n} \sum_i^n P_i(I \in C|(F_i)) \quad (5.3)$$

— **Produit des probabilités à postériori**

$$P_{fusion}(I \in C|(F_i)) = \prod_i^n P_i(I \in C|(F_i)) \quad (5.4)$$

Cette fusion peut être appliquée si les représentations élémentaires sont indépendantes.

5.2 Décision et classification

Le problème d'identification des images de feuilles, étudié dans cette thèse, se ramène à un problème de classification supervisée. Les connaissances à priori issues de la botanique ne se limitent pas aux définitions des structures sémantiques mais s'étendent aussi aux définitions des espèces. En pratique, ces connaissances sont obtenues par des observations qui constituent l'ensemble d'apprentissage T , et dont chacune est associée à une espèce bien déterminée. En appliquant l'étape préalable de catégorisation sémantique (selon les critères "arrangement" et "lobation"), cet ensemble sera divisé en trois catégories : feuilles simples lobées, feuilles simples non lobées et feuilles composées qu'on note respectivement T_{SL} , T_{SNL} et T_C . Notons par $T_S = T_{SL} \cup T_{SNL}$ l'ensemble de toutes les images de feuilles simples de T . Notre objectif est de définir l'espèce d'une image requête associée à l'ensemble test, noté T_e , en ne cherchant que dans l'ensemble des images d'apprentissage de la même catégorie sémantique (soit T_{SL} soit T_{SNL} soit T_C).

5.2.1 Classification à base des k-plus proches voisins

L'algorithme des k-plus proches voisins est un parmi les algorithmes de classification supervisée les plus utilisés dans le domaine de la recherche d'images par le contenu.

Soit I une image requête à classifier, le principe cet algorithme est de comparer I aux images images de l'ensemble d'apprentissage à l'aide d'une mesure de similarité, puis de faire voter, parmi celles-ci, les k plus proches voisins de I. Enfin, la classe associée à I est définie comme étant la classe majoritaire (i.e, la plus présente) parmi les k plus proches voisins de cet observation I.

Dans notre contexte, la mesure de similarité entre deux images est définie par la distance L1 qui sépare leurs vecteurs-signatures. Soient $H_I = \{h_I(l)_{l < L}\}$ et $H_R = \{h_R(l)_{l < L}\}$ les vecteurs signatures de taille L qui représentent respectivement les images I et R. La distance de similarité SD(I, R) s'écrit de la manière suivante :

$$SD(I, R) = \sum_{l=1}^L (h_I(l) - h_R(l)) \quad (5.5)$$

5.2.2 Classification bayésienne naïve

Considérons $\mathcal{F} = \{f_l\}_{l=1}^L$ la représentation associée à l'image à identifier. Les méthodes de classification bayésienne utilise la loi de Bayes afin de déterminer la probabilité à postériori pour chaque classe C. Cette probabilité est calculée comme suit :

$$P(C|\mathcal{F}) = \frac{P(C)P(\mathcal{F}|C)}{P(\mathcal{F})} \quad (5.6)$$

L'hypothèse "naïve" implique que les composantes du vecteur \mathcal{F} sont statistiquement indépendantes. Ainsi, le terme de vraisemblance de la probabilité à postériori peut être obtenu par le produit des probabilités conditionnelles de chaque composante du vecteur \mathcal{F} :

$$P(C|\mathcal{F}) \propto P(C) \prod_{l=1}^L P(f_l|C) \quad (5.7)$$

Par la suite, nous faisons l'hypothèse que les probabilités individuelles conditionnelles de chaque composante du vecteur \mathcal{F} suivent une distribution gaussienne. Notons par μ_c^l et $(\sigma_c^l)^2$, respectivement, la moyenne et la variance des composantes f_l associées à la classe C :

$$P(f_l|C) = \frac{1}{\sigma_c^l \sqrt{2\pi}} \exp -\frac{(f_l - \mu_c^l)^2}{2(\sigma_c^l)^2} \quad (5.8)$$

Les probabilités à priori sont définies en se basant sur l'ensemble d'apprentissage comme étant le ratio entre le nombre d'images de l'espèce C par rapport au nombre total d'images de l'ensemble d'apprentissage T.

5.3 Récapitulatif des scénarios d'identification

5.3.1 Scénario 1 : Intégration de la structuration sémantique dans un schéma d'identification typique

Nous désignons par schéma d'identification typique tout schéma (cf. Figure 5.2) défini en utilisant les images contenant des feuilles entières et qui n'utilise aucune connaissance botanique a priori. Dans notre contexte, nous avons choisi un schéma, défini à partir des descripteurs génériques d'IKONA/MAESTRO (cf. Paragraphe 4.1) dont chacun décrit un attribut particulier de l'image : l'Historamme de Fourier pour la texture, les descripteurs EOH, LEOH et Histogramme de Hough pour la forme interne et le descripteur DFH pour le contour. La phase de la prise de décision de la bonne espèce est établie en utilisant un classifieur classique k -NN. Ce schéma typique (cf. Figure 5.2) est utilisé comme une référence pour évaluer les différentes étapes du scénario 1.

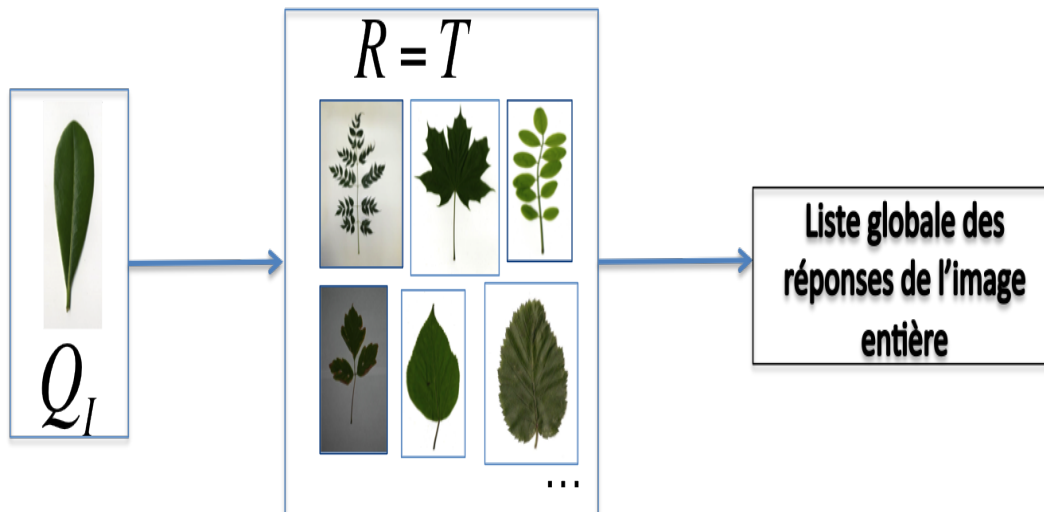


FIGURE 5.2: Schéma d'identification classique (schéma 1) : Référence d'évaluation.

Le scénario 1 vise à mettre en évidence l'apport de la structuration sémantique, en l'intégrant dans ce schéma typique. La figure 5.3 montre un aperçu général de ce scénario. Après catégorisation et partition sémantiques, chaque requête, étant composée d'une image de feuille entière Q_I (dans le schéma typique), est remplacée par trois requêtes à base de parties sémantiques, dont chacune est notée Q_{partie} . Ces parties sont les parties apicale, basale et centrale dans le cas des feuilles simples alors qu'elles englobent les trois folioles les plus représentatives au niveau des feuilles composées (si elles existent). La liste des réponses RL_{partie} est formée de deux manières différentes selon le type de la feuille : simple ou composée. En effet, pour les feuilles simples, il ne contient que les parties homologues à la requête. Par exemple, si Q_{Apical} correspond à une partie apicale, alors RL_{Apical} correspond uniquement aux images des parties apicales des feuilles simples de l'ensemble d'apprentissage T_S (cf. Figure 5.4). La taille de la liste des réponses est notée dans ce cas K_{T_S} . Cependant, pour les feuilles composées, les requêtes

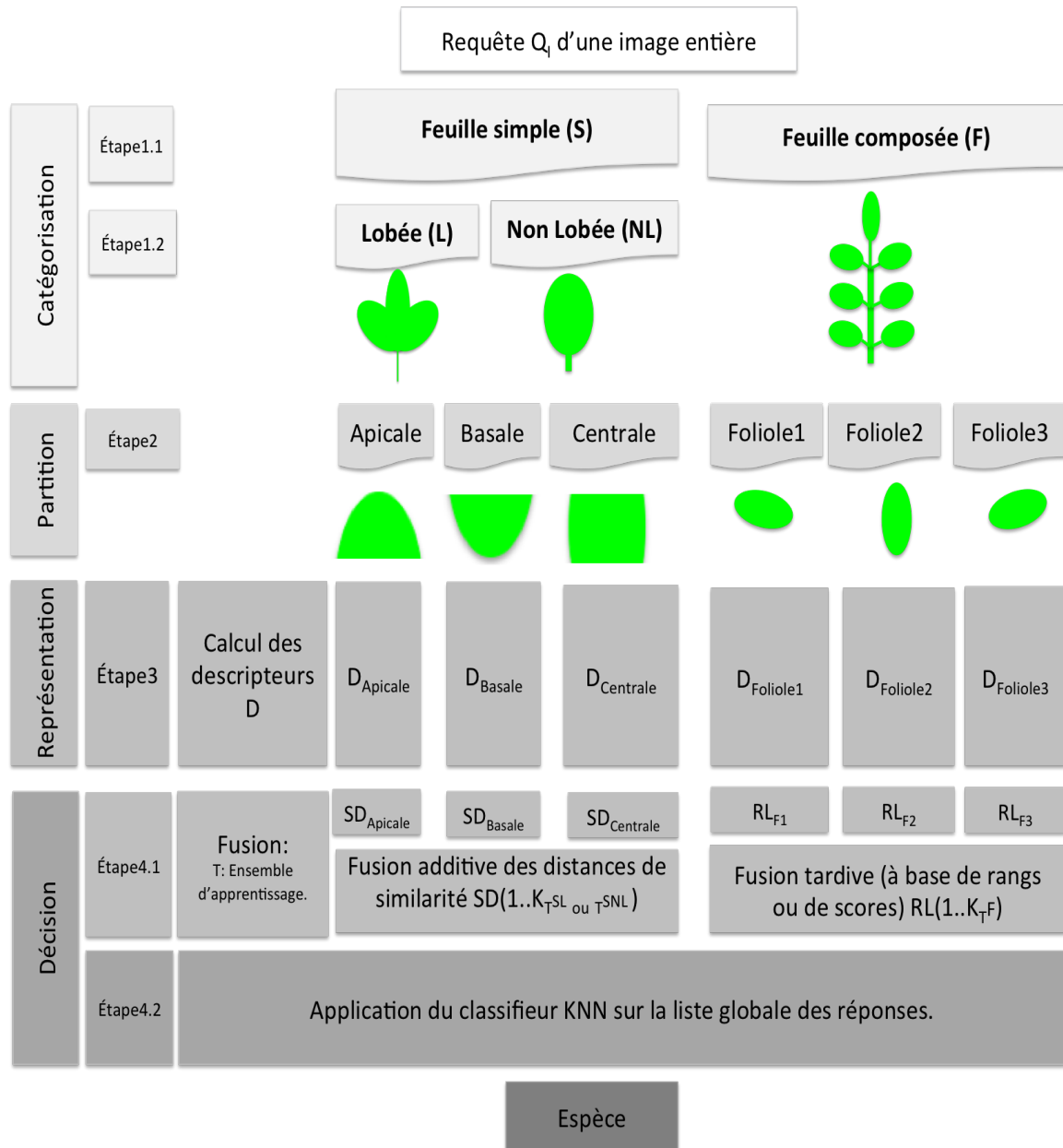


FIGURE 5.3: Aperçu général du scénario 1.

à base de folioles $Q_{Foliote_i}$ ($1 \leq i \leq 3$) sont recherchées dans l'ensemble de toutes les folioles possibles issues de n'importe quelle image de feuille composée de l'ensemble d'apprentissage T_C (cf. Figure 5.5). En effet, contrairement aux parties sémantiques des feuilles simples, il n'y a pas de notion d'ordre au niveau de la disposition des folioles. Par ailleurs, ces dernières comportent souvent des propriétés visuelles similaires. La taille de la liste des réponses retournées dans le cas des folioles est notée K_{TF} et est défini tel que $K_{TF} \leq 3.K_{TC}$ étant donnée que pour certaines feuilles composées, nous trouvons moins de trois folioles représentatives.

L'étape suivante consiste à appliquer la fusion des réponses des requêtes partielles à base de partie Q_{Partie} . Nous avons trouvé expérimentalement que la méthode de fusion additive des distances de similarité (mergeSum) est la plus adéquate dans le cas des feuilles simples. En revanche, dans le cas de la fusion des folioles des feuilles composées,

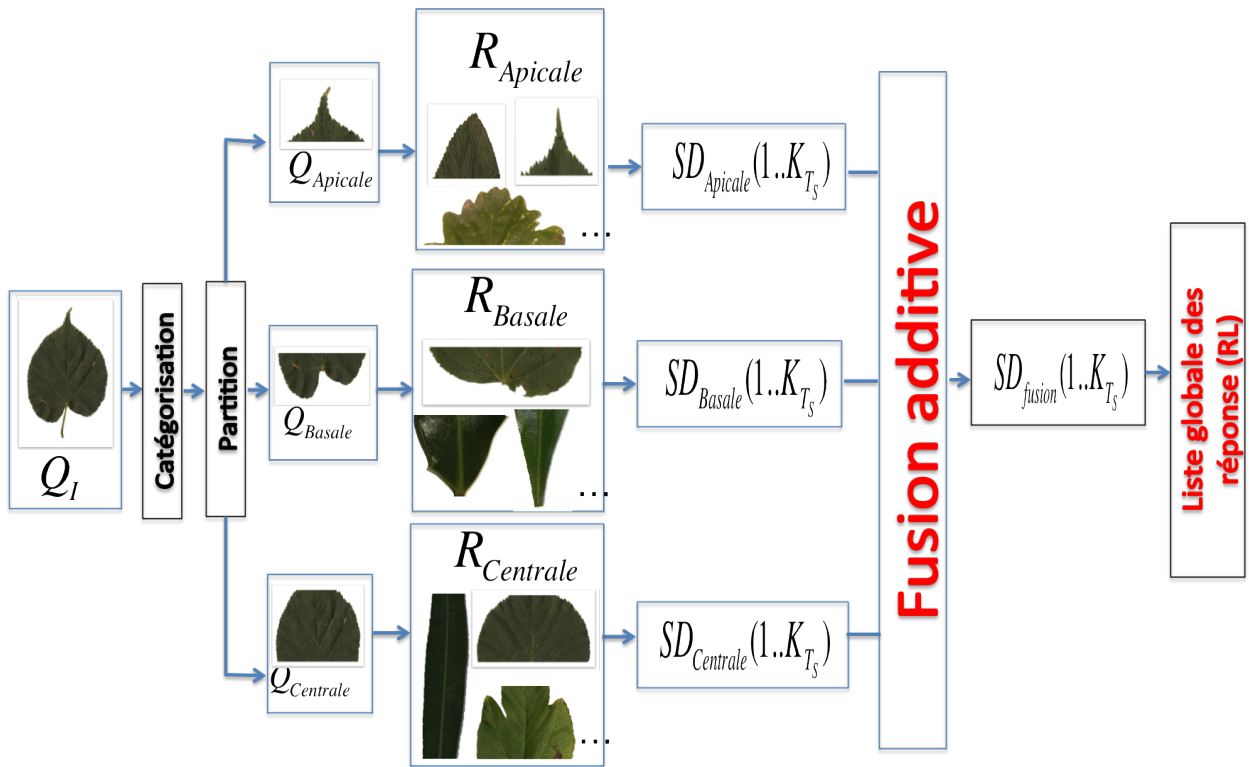


FIGURE 5.4: Fusion des requêtes à bases de parties : Cas des feuilles simples.

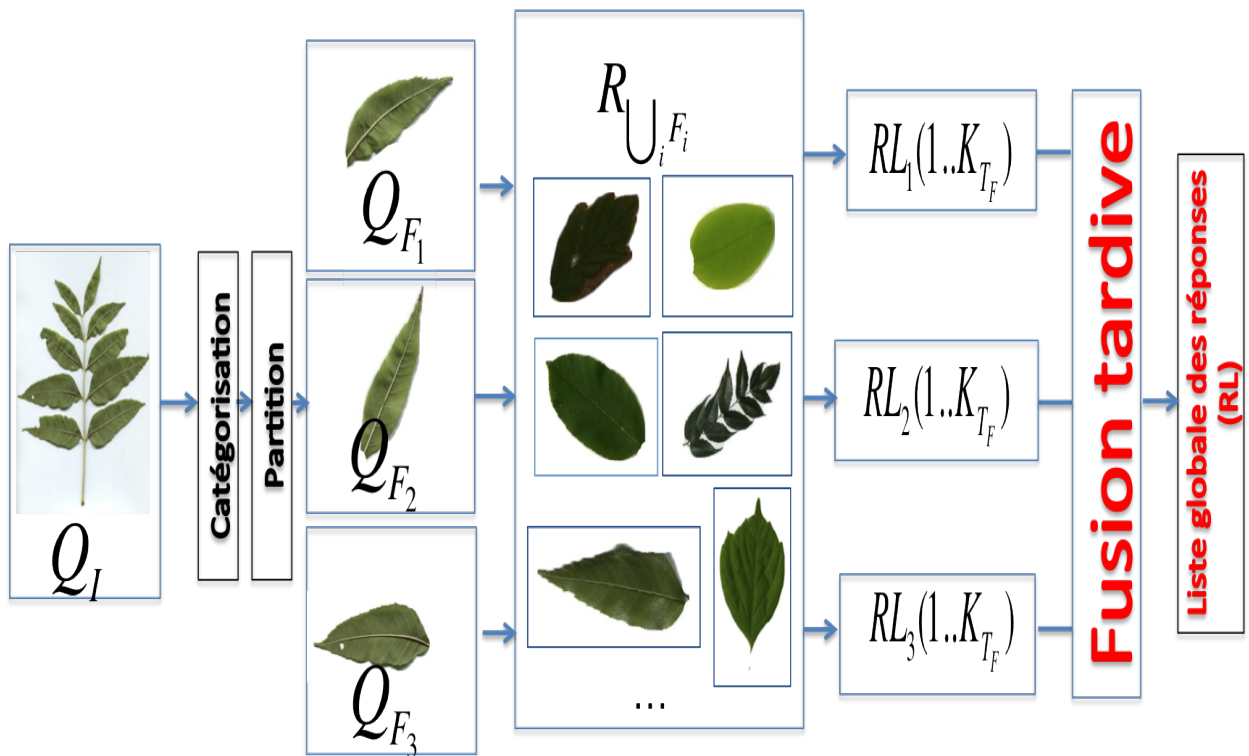
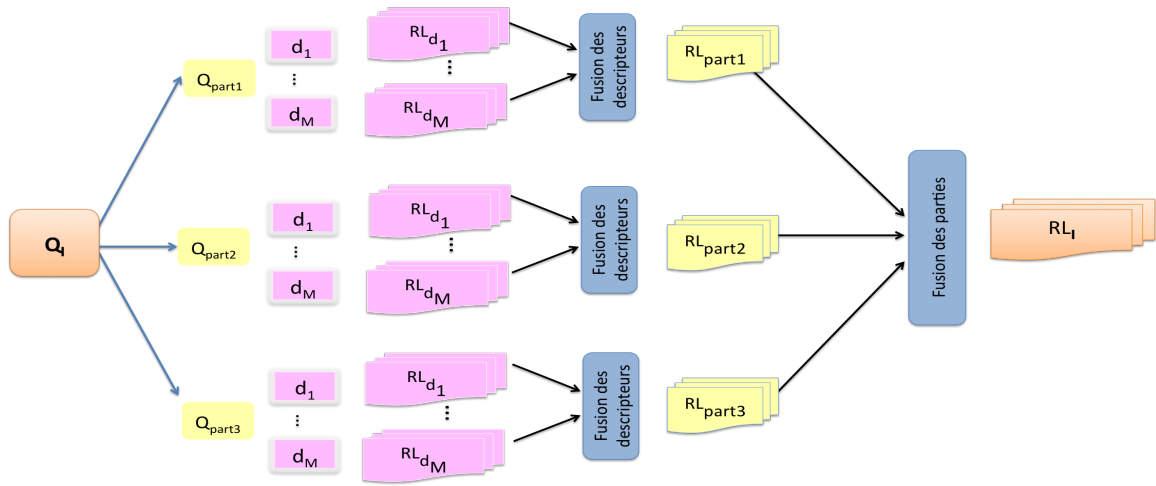


FIGURE 5.5: Fusion des requêtes à bases de folioles : Cas des feuilles composées

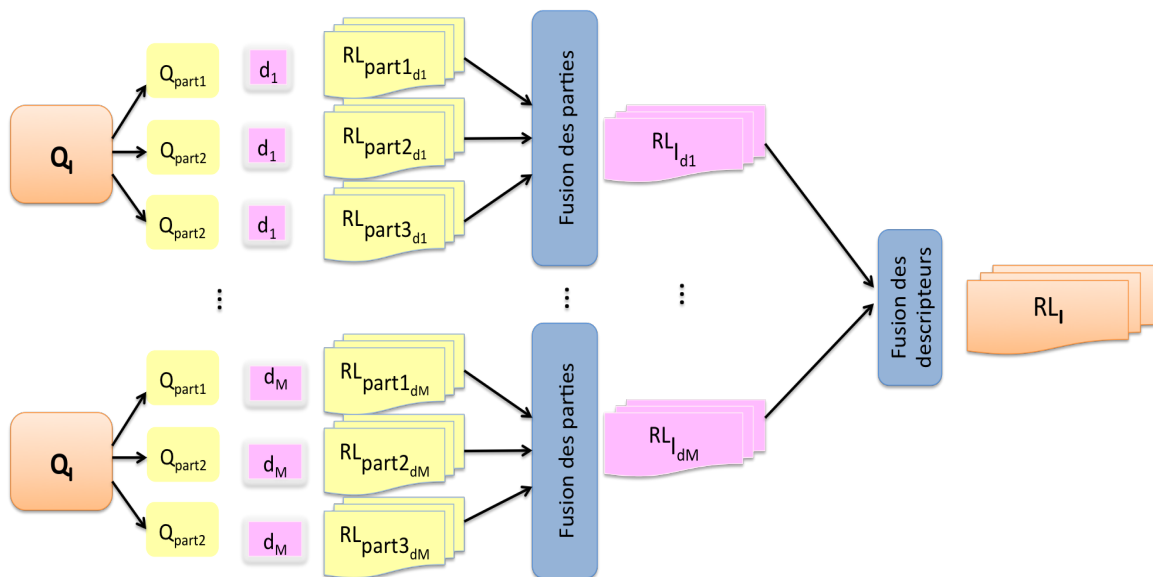
les techniques de fusion LO, IRP et DistInc sont les plus performantes pour l'amélioration de l'identification à base de folioles. Dans le cas d'une fusion additive, la distance de similarité globale est définie par la somme des distance de similarité partielle. Ceci re-

flète en quelque sorte l'aspect union des réponses à base de parties dans le cas des feuilles simples. Autrement dit, les informations apportées par les parties des feuilles simples sont complémentaires, contrairement aux folioles.

La dernière étape du scénario 1 consiste à attribuer la requête Q_I à l'espèce majoritaire en appliquant le classifieur KNN sur la liste globale des réponses (après fusion) RL_{Q_I} .



(a) "Avant fusion de parties"



(b) "Après fusion des parties"

FIGURE 5.6: Stratégies de fusion des requêtes à base de parties et à base de descripteurs.

Afin d'enrichir le scénario 1, nous avons proposé d'effectuer, outre la fusion des requêtes à base de parties, une fusion des requêtes à base de descripteurs. Les descripteurs à combiner sont sélectionnés selon leurs performances vis-à-vis à la catégorie à laquelle appartient l'image I (cf. Section 4.1). Soit d_m ($1 \leq m \leq M$), M le nombre de descripteurs utilisés pour représenter une catégorie donnée (soit simple lobée, soit simple non lobée, soit composée). Se pose à ce niveau l'ordre d'accomplissement de la fusion à base de descripteurs et à base de parties. Deux stratégies sont possibles (cf. StrategyFusion).

— "Avant fusion de parties".

Nous calculons, tout d’abord, les descripteurs pour chaque partie séparément Q_{partie_i} , ($i = 1, 2, 3$). Une liste des réponses est retournée pour chaque descripteur, au niveau de chaque partie. Ces listes seront en premier fusionnées en définissant des listes de réponses par partie. Ces dernières seront par la suite fusionnées pour définir les espèces les plus similaires à l’image requête (cf. Figure 5.6a).

— **“Après fusion des parties”**

Au niveau de cette stratégie, nous commençons plutôt par fusionner les requêtes à base de parties pour chaque descripteur à part, puis fusionner les résultats des différents descripteurs (cf. Figure 5.6b).

5.3.2 Scénario 2 : Modèles sémantiques complémentaires et classification bayésienne

Le deuxième scénario proposé dans cette thèse est défini à partir de deux types de modèles sémantiques :

- Le premier type de modèle caractérise la variation globale de la feuille. Il est constitué à partir de paramètres morphologiques botaniques (cf. Section 4.2.1.1). Ce modèle est exclusivement dédié aux feuilles simples dans le cadre de notre étude.
- Le deuxième type de modèle part d’une représentation locale, définie à partir des segments du contour relatifs aux parties sémantiques. Chaque modèle de partie est défini par le biais de représentations normalisées, projetées et réduites dans l’espace ACP (cf. Section 4.2.1.2). Ces modèles sont par ailleurs adaptés à chacune des catégories sémantiques : simple lobée, simple non lobée et composée. En effet, les paramètres de chaque modèle, qui sont le nombre d’échantillons du segment du contour et le nombre de modes de l’ACP, sont choisis en fonction de la catégorie de la feuille afin de pouvoir modéliser au mieux la variation de la morphologie de chaque catégorie à part.

Plus particulièrement, nous constituons cinq modèles sémantiques dans le cas des feuilles simples. Ces modèles sont définis respectivement par les segments des parties apicale, basale et centrale (la partie centrale étant composée de deux segments droite et gauche). Aussi, nous considérons le modèle composé par les paramètres morphologiques globaux. Quant aux feuilles composées, nous définissons trois modèles définis à partir des segments du contour qui délimitent (au plus) les trois folioles extraites de l’image. Nous faisons l’hypothèse que ces contours sont ouvert (vu qu’en général, les terminaux de folioles détectées sont au moins peu distants). Ceci est afin de pouvoir appliquer la normalisation en coordonnées de Bookstein (cf. Section 4.2.1.2).

Nous considérons par la suite, les espèces de feuilles comme étant des variables aléatoires sur l’ensemble des représentations possibles de chaque modèle que nous représentons par des distributions normales. L’étape de classification est effectuée en utilisant le classifieur bayésien naïf. Nous tenons à mentionner que l’hypothèse d’indépendance

des représentations, qui constitue une condition principale pour pouvoir appliquer ce classifieur est valable essentiellement dans le cas de la fusion des modèles à base de parties pour deux raisons : d'une part, les segments ne se chevauchent pas et, d'autre part, chacune de ces parties a été décrite par les botanistes par un schéma de catégorisation indépendamment des autres parties.

Enfin, les listes de probabilités à postériori défini à partir de chaque modèles sont combinées en utilisant une des règles de fusion suivante : la moyenne ou produit des probabilité à postériori (cf. Paragraphe 5.1.2.3). Nous obtenons ainsi une liste globale des probabilités qui mesure l'appartenance de chaque image requête Q_i à chaque espèce C de la base d'images.

Chapitre 6

Résultats expérimentaux

Sommaire

6.1 Contexte d'évaluation	130
6.1.1 Bases d'évaluation	130
6.1.2 Mesures d'évaluation	133
6.2 Résultats et comparaisons	134
6.2.1 Scénario 1 : Structuration sémantique dans un schéma d'identification classique	134
6.2.2 Scénario 2 : Modèles sémantiques complémentaires et classification bayésienne	146

DANS ce chapitre, nous analysons les performances du processus de la structuration sémantique dans le cadre d'identification automatique des espèces de feuilles. Pour cela, nous commençons par présenter le contexte d'évaluation, ensuite, les résultats obtenus pour chacun des deux scénarios d'identification proposés dans cette thèse.

6.1 Contexte d'évaluation

6.1.1 Bases d'évaluation

Les images de feuilles étudiées en littérature se divisent en trois catégories selon les conditions d'acquisition d'images :

- Les scans qui sont des images de feuilles scannées sur un fond complètement uniforme.
- Les pseudo-scans qui sont des photographies prises sur un fond uniforme.
- Les photographies prises dans des conditions réelles (i.e, comportant un fond naturel).

L'approche proposée dans cette thèse dépend de la précision des contours. Pour cela, les deux catégories : pseudo-scans et photographies ne sont pas traitées, à ce niveau vu qu'elles comportent plusieurs déformations qui rendent difficiles la tâche d'extraction du contour. A titre d'exemple, nous illustrons dans la Figure 6.1 des exemples de fausses extractions du contour qui surviennent pour des images de pseudo-scans à cause de la présence de l'ombre et qui génèrent des problèmes au niveau de la détection des caractéristiques botaniques. Ainsi, nous réussissons l'étape de structuration (notamment, la détection des clés botaniques) que si les contours détectés sont précis.

Notre objectif est d'étudier l'apport de la sémantique inspirée de certaines connaissances botaniques (i.e, les concepts "arrangement", "lobation", "partition" et les paramètres morphologiques décrivant la forme globale des feuilles simples) pour l'identification automatique des feuilles. Pour cela, les images de scans présentent des supports fiables pour atteindre cet objectif. Un seuillage Otsu OTSU [1979] est suffisant pour avoir des contours corrects de feuilles pour ce type d'images.

Les bases les plus citées dans la littérature sont la base Swedish FELZENSZWALB et SCHWARTZ [2007], la base Flavia WU et collab. [2007] et les bases de la campagne d'évaluation ImageCLEF (de 2011 à 2015) GOËAU et collab. [2015, 2011, 2012a, 2014] qui ont été collectées dans le cadre du projet Pl@ntNet GOËAU et collab. [2011].

Les expériences menées pour évaluer l'approche de la thèse ont été réalisées sur les bases de scans ImageCLEF, sous les deux versions 2011 et 2012.

En effet, les bases d'images Flavia et Swedish ne permettent pas de satisfaire l'objectif de cette étude : la base Flavia ne contient que des images de feuilles simples et la base

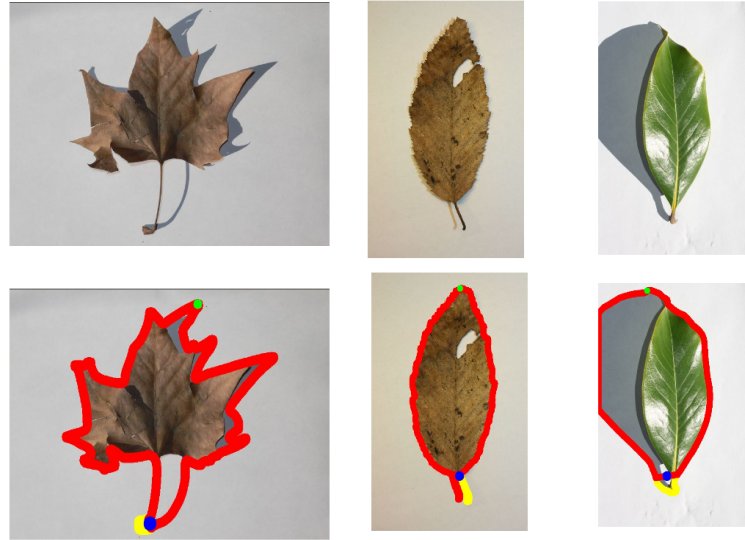


FIGURE 6.1: Exemples de problèmes d'extraction du contour survenus suite à la présence de l'ombre dans les images de pseudo-scans qui génèrent des imprécisions au niveau de la détection des caractéristiques botaniques.

Swedish ne contient que deux espèces composées ayant un recouvrement total de folioles.

Cependant, les bases ImageCLEF incarnent plusieurs aspects de la diversité de la morphologie des feuilles vu qu'elles ont été collectées via une application web à la quelle ont contribué plusieurs utilisateurs venant de différentes régions et à des périodes distinctes de l'année. Plus particulièrement, elles représentent différents états (labels de catégories) des différents concepts botaniques standards tels que la lobation, l'arrangement, la dentelure marginale, la forme du limbe. Le problème de variation intra-espèces est aussi présent au niveau de ces deux bases (cf. Figures 1.12, 1.13, 1.4 et 1.5).

Nous signalons qu'au niveau de la campagne d'évaluation ImageCLEF, les images de scans et pseudo-scans ont été combinées ensemble à partir de la version 2013. Pour cela, nous nous contentons uniquement des deux versions 2011 et 2012.

D'autre part, nous avons réalisé une étude expérimentale détaillée sur la base d'ImageCLEF 2011 pour laquelle une vérité terrain de catégorisation a été fournie par des experts du projet Pl@ntNet. Cette étude inclut des évaluations par étape de structuration sémantique et sous différentes configurations de chacun des deux scénarios proposés). Ensuite, au vu des résultats obtenus, nous avons sélectionné les meilleures configurations, que nous avons appliqué sur la base ImageCLEF 2012 (dont la base 2011 fait partie). Les résultats obtenus sont généralement pertinents et les scores obtenus sont meilleurs que ceux des méthodes existantes.

6.1.1.1 Base d'images ImageCLEF 2011

La base de scans imageCLEF 2011 contient 3070 images de scans, réparties sur 70 espèces (cf. Figure 6.2).



FIGURE 6.2: Quelques espèces de la base de Scan d'ImageCLEF 2011

Dans le tableau 6.1, nous présentons un récapitulatif des statistiques de présence des catégories sémantiques étudiées dans cette thèse (simple lobée, simple non lobée, composée), en suivant une vérité terrain fournie par des experts botaniques (faisant partie du projet Pl@ntNet).

Niveau 1	Simple		Composée
Niveau 2	Lobée	Non Lobée	
Ensemble d'apprentissage	306	1504	539
Ensemble Test	153	475	93

TABLEAU 6.1: Répartition de la base ImageCLEF 2011 en terme des catégories sémantiques étudiées dans cette thèse : Vérité Terrain fournie par des experts du projet Pl@ntNet.

6.1.1.2 Base d'image ImageCLEF 2012

La base d'images ImageCLEF 2012 est une base enrichie par rapport à celle de 2011. Elle inclut de nouvelles images et de nouvelles espèces GOËAU et collab. [2012a]. Plus précisément, la catégorie scan de cette base comporte 115 espèces qui sont réparties en 1760 images de test et 4870 images pour l'apprentissage. Pour cette base, nous ne possédons pas de vérité terrain par catégorie sémantique (comme dans le cas des images de scans ImageCLEF 2011). Pour cela, nous relayons sur les résultats obtenus par la base ImageCLEF 2011 (vu qu'elle est une sous-partie de la base ImageCLEF 2012) pour la définition des meilleures configurations (paramètres, choix de descripteurs, etc.).

6.1.2 Mesures d'évaluation

6.1.2.1 Score de classification ImageCLEF 2011

La majorité des expériences ont été effectuées en suivant le cadre de test proposé par ImageCLEF GOËAU et collab. [2011, 2012a]. En effet, cette campagne d'évaluation offre une bonne référence d'évaluation et de positionnement du travail proposé par rapport aux approches existantes. La base de scans est divisée en deux ensembles : Apprentissage et Test. L'évaluation des schémas proposés est effectuée en utilisant une métrique spécifique, le score de classification normalisé S , adapté au contexte d'identification des espèces de feuilles. En effet, il ne tient pas compte seulement du score de classification moyen usuel, noté s (qui est défini sur l'ensemble des images test par les valeurs 0 ou 1 selon l'exactitude de l'espèce attribuée à l'image requête), mais aussi de l'individu de l'image (image appartenant ou pas au même arbre) et des utilisateurs qui ont participé à la collecte (ou contributeur). En effet, les images du même arbre ou du même contributeur sont considérées similaires, donc, ils devront être normalisés pour leur attribuer le même poids que les autres afin de ne pas biaiser les scores obtenus (surtout dans le cas d'échantillons très similaires prépondérant au niveau de la collecte). S est défini formellement comme suit :

$$S = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^U \frac{1}{P_u} \sum_{p=1}^{P_u} \frac{1}{N_{u,p}} \sum_{n=1}^{N_{u,p}} s_{u,p,n}, \quad (6.1)$$

où U est le nombre de contributeurs (qui ont contribué par au moins une image dans l'ensemble des images test), P_u est le nombre des plantes individuelles observées par le u -ème contributeur, $N_{u,p}$ est le nombre d'images prises de la p -ème plante, observée par le u -ème contributeur. Le tableau 6.2 résume la répartition de la base de Scan d'ImageCLEF 2011 en fonction du nombre d'individus (feuilles du même arbre) et de contributeurs. Cette métrique est choisie afin de tenir compte de la spécificité des feuilles :

Ensemble	N° d'images	N° de contributeurs	N° d'individus
Apprentissage	2349	17	151
Test	721	13	55

TABLEAU 6.2: Répartition de la base de Scan d'ImageCLEF 2011 en fonction du nombre d'individus et de contributeurs

les feuilles provenant du même arbre voire de la même zone géographique sont nécessairement très similaires. Ainsi, une bonne méthode de classification est plutôt jugée en fonction de sa performance envers les feuilles qui peuvent avoir des variabilités internes (particulièrement, celles qui proviennent d'endroits différents).

6.1.2.2 Mesure d'évaluation de la base ImageCLEF 2012

La métrique d'évaluation de la base ImageCLEF 2012 GOËAU et collab. [2012a] conserve la même définition du score de classification normalisée S , définie par l'équation 6.1.

Nous illustrons, dans le tableau 6.3, la répartition de la base ImageCLEF 2012 en fonction du nombre d'images de chaque ensemble (apprentissage et test) et du nombre de contributeurs et d'individus (i.e, arbres).

Ensemble	N° d'images	N° de contributeurs	N° d'individus
Apprentissage	4870	310	22
Test	1760	157	10

TABLEAU 6.3: Répartition de la base de Scan d'ImageCLEF 2012 en fonction du nombre d'individus et de contributeurs

Cependant, la différence par rapport à la métrique de la base ImageCLEF 2011 réside au niveau du calcul de $s_{u,p,n}$. En effet, si dans la métrique d'ImageCLEF 2011, $s_{u,p,n}$ est calculé en fonction de la précision de la première image retournée, celle de 2012 est égale à $\frac{1}{k}$ avec $k < K$ le rang de la première espèce correcte parmi la liste des K premières espèces retournées considérées. $s_{u,p,n}$ est égal à 1 si la première image retournée correspond à la bonne espèce. En ajoutant cette condition, on essaie de considérer un voisinage près des espèces retournées. En effet, on essaie ainsi de refléter, en quelques sortes, la satisfaction de l'utilisateur qui peut tolérer que l'espèce correcte s'affiche dans la première liste retournée, suite à sa requête.

6.1.2.3 Moyenne des précisions moyennes

Une autre mesure d'évaluation, qui est standard dans le contexte de la recherche d'images par le contenu, est la moyenne des précisions moyennes (*Mean Average Precision* (MAP)). Elle est définie comme étant la moyenne sur l'ensemble de toutes les images requêtes Q , des moyennes de précision tel que :

$$MAP = \frac{1}{|Q|} \times \sum_{j=1}^{|Q|} \times \sum_{k=1}^{m_j} Precision(R_{jk}) \quad (6.2)$$

où $|Q|$ est le nombre d'images requêtes, m_j est le nombre d'images de la même espèce que la requête j et R_{jk} est le nombre des images correctes parmi les images retournées à la requête j jusqu'à la position k . La valeur de la MAP diminue si une image de la même espèce que la requête se trouve à une position lointaine.

6.2 Résultats et comparaisons

6.2.1 Scénario 1 : Structuration sémantique dans un schéma d'identification classique

Nous visons, par ce scénario, à mettre en évidence l'efficacité du processus de structuration sémantique, proposé dans cette thèse, en l'intégrant dans un schéma d'identification classique. Ici, la phase de description peut se faire en utilisant n'importe quel des-

cripteur générique de texture ou de forme. Pour nos expérimentations, nous utilisons les descripteurs suivants : l’histogramme de Fourier (Fourier) FERECATU [2005] pour représenter la texture, l’histogramme de Hough (Hough) FERECATU [2005], le *Edge Orientation Histogram* (EOH) DALAL et TRIGGS [2005] et le *Local Edge Orientation Histogram* (LEOH) pour représenter les contours internes et le contour externe, le descripteur *Directional Fragment Histogram* YAHIAOUI et collab. [2012] pour représenter le contour (externe). Les valeurs des paramètres de ces descripteurs ainsi que leurs tailles sont données dans le tableau 6.4. Quant à la phase de classification, elle peut être effectuée en utilisant le classifieur basique K–NN. Le schéma global, illustrant ce scénario, est représenté par la Figure 5.3. Le schéma d’identification classique, qui s’applique sur l’image entière et n’inclut que les étapes classiques de description et de classification uniquement, est illustré dans la Figure 5.2. Ce schéma, considéré comme notre référence de comparaison, sera noté dans la suite du manuscrit par Schéma 1.

Descripteur	Paramètres	Taille
Fourier : Partition du plan complexe	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de disques concentriques=8 • Nombre de parts = 32 	40
Hough : Détection de lignes dans une image	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre d’orientations du gradient=7 • Nombre de partitions de la distance d’un point (pixel) par rapport à l’origine =7 	49
EOH : Distribution globale des orientations du gradient de la forme interne	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre d’orientations du gradient = 8 	8
LEOH : Distribution des orientations du gradient de la forme interne dans une fenêtre glissante	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre d’orientations=36 • Nombre de partitions du pourcentage = 4 	144
DFH Distribution des orientations du gradient du contour externe	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre d’orientations = 45 • Nombre de partitions du pourcentage = 7 	315

TABLEAU 6.4: Données expérimentales des descripteurs utilisés.

Afin de montrer l’apport de chaque concept botanique à part, nous proposons, tout d’abord, d’effectuer une évaluation étape par étape (où pour chacune, un nouveau concept est ajouté). Ensuite, nous effectuons une comparaison de l’approche globale par rapport aux méthodes proposées dans la littérature.

6.2.1.1 Évaluation de la structuration

Nous définissons trois autres schémas d’identification, où pour chacun, un concept botanique est ajouté : un schéma, qu’on note Schéma 2, considère le premier niveau de

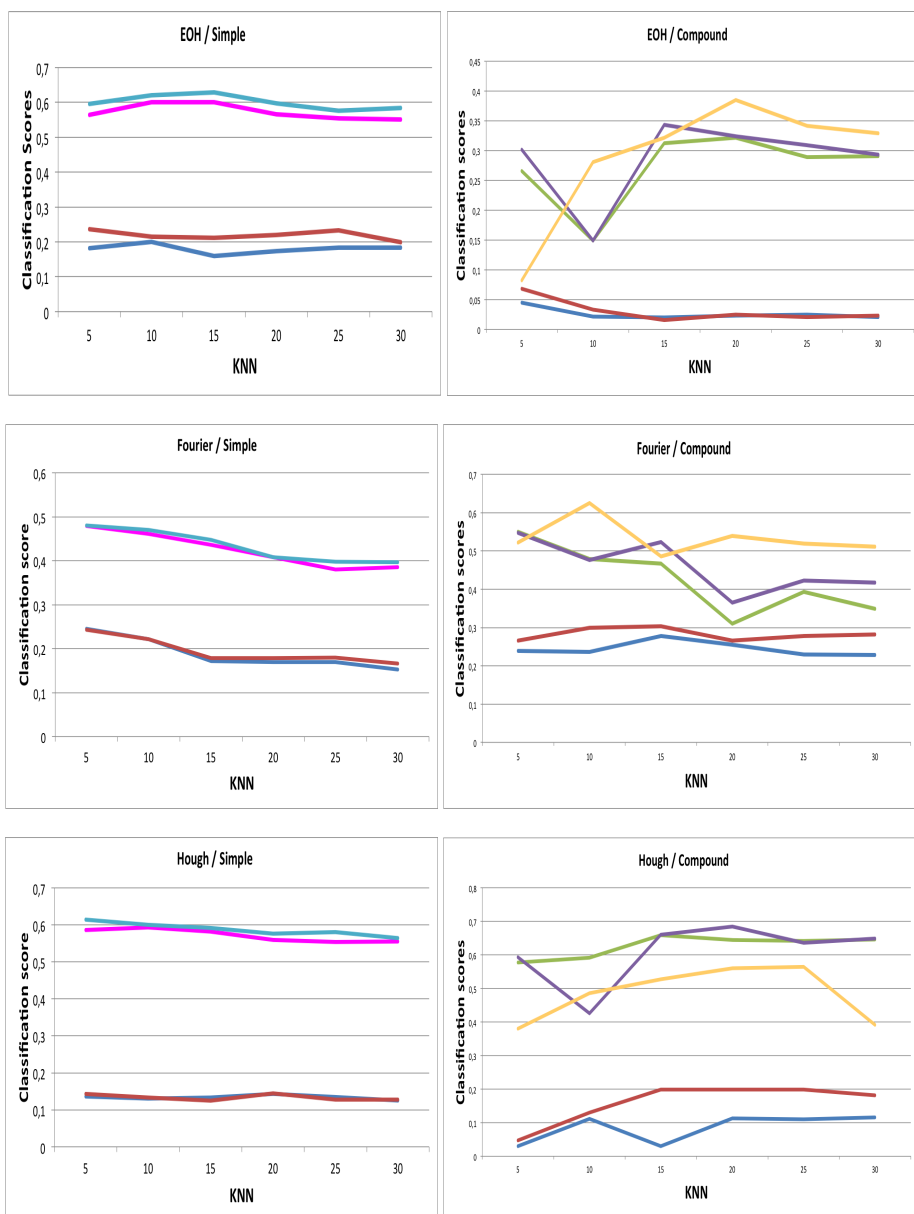
catégorisation et divise les images en deux catégories (simples et composées). A ce stade, les images requêtes sont directement comparées par rapport aux images de l'ensemble d'apprentissage de la catégorie qui leur correspond (par exemple, les simples dans les simples). Un autre schéma, noté Schéma 3, introduit la partition sémantique des feuilles pour chaque catégorie (simple ou composée). Les parties sont localement décrites en utilisant les descripteurs cités auparavant. Ensuite, si l'image requête est une feuille simple, les parties sont combinées en utilisant une fusion additive des distances de similarité. Sinon, si elle est composée, les parties (i.e, les folioles) sont combinées en utilisant une des trois techniques de fusion suivantes : LO, IRP, DistInc. Enfin, le dernier schéma, noté Schéma 4, se distingue par l'ajout du deuxième niveau de catégorisation, où les feuilles simples sont divisées en feuilles lobées et non lobées. L'impact de cette catégorisation est démontré sur la représentation à base de parties. Le Schéma 4 représente le schéma illustré par la Figure 5.3. L'ensemble de toutes ces expériences est résumé dans le Tableau 6.5.

Schéma 1 (de référence)	Étape 3 + Étape 4.2 sur la feuille entière
Schéma 2	Étape 1.1 (1^{er} niveau de catégorisation) + Étape 3 + Étape 4.2 sur la feuille entière
Schéma 3	Étape 1.1 + Étape 2 (Partition) + Étape 3 + Étape 4
Schéma 4	Étape 1.1 + Étape 2 + Étape 1.2 (2^{ème} niveau de catégorisation) + Étape 3 + Étape 4

TABLEAU 6.5: Les différents schémas d'identification à évaluer (se référer à la Figure 5.3 pour les définitions des étapes)

La figure 6.2 illustre les résultats obtenus sur la base d'images ImageCLEF 2011 pour différents schémas, définis en fonction de la catégorie de la feuille (simple et composée) et selon le schéma d'identification, le descripteur, la méthode de fusion et la valeur du k -nn ($k - nn \in \{5, 10, 15, 20, 25, 30\}$). Ces résultats, sont exprimés en utilisant le score de bonnes classifications (d'ImageCLEF 2011), représenté par l'équation 6.1. Notons qu'à partir du schéma 3, les feuilles composées mal classifiées (ratées en appliquant la catégorisation automatique), n'ont pas de folioles (à cause du problème de recouvrement). D'une manière générale, nous observons une amélioration des résultats d'identification, d'un schéma à un autre, pour les deux catégories (simple et composée) et pour la plupart des configurations. Cependant, nous remarquons que le taux d'augmentation varie d'un schéma à un autre. Pour mieux visualiser cette remarque, nous présentons dans le tableau 6.6, les différences de scores entre les scénarios consécutifs pour, par exemple, $knn = 5$ et en utilisant la méthode IRP pour fusionner les folioles dans le cas des feuilles composées. Ainsi, à partir de ces deux illustrations (le tableau 6.6 et la Figure 6.2), nous pouvons noter deux remarques principales, quant à la contribution des deux types de structuration sémantiques (catégorisation et partition), dans le schéma global d'identification. Elles seront détaillées et analysées séparément dans ce qui suit :

- Schéma1: chéma typique (feuille entière sans catégorisation)
- Schéma2: catégorisation des feuilles en simples et composées
- Schéma3: schéma2 + partirion des feuilles simples (mergeSum)
- Schéma3: schéma2 + partition en folioles (mergeLO)
- Schéma4: schéma3 + avec catégorisation des feuilles simples en lobées et non lobées
- Schéma3: schéma2 + partition en folioles
- Schéma3: schéma2 + partition en folioles (mergeDistInc)



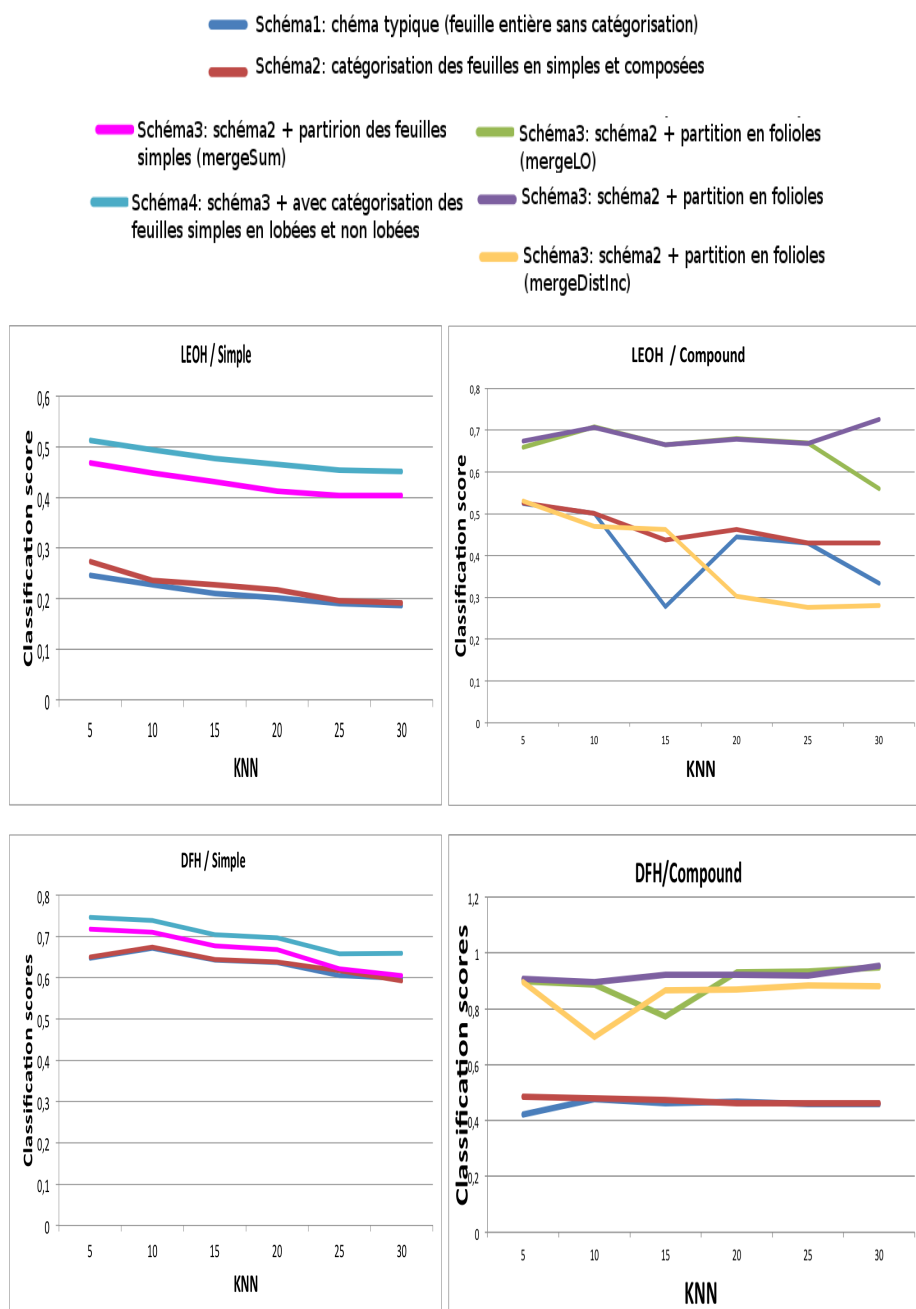


FIGURE 6.2: Résultats de classification par catégorie : simple à gauche et composée à droite

Descripteurs	Différence de score(%) : $knn = 5 + mergeIRP$ (composée)				
	Schéma2/schéma1		Schéma3/schéma2		Schéma4/schéma3
	Simple	Composée	Simple	Composée	Simple
EOH	1	0.02 %	33 %	25 %	1%
Fourier	0.01 %	3%	23 %	30 %	1%
Hough	1 %	0.02 %	45 %	56 %	3%
LEOH	3%	5%	19 %	6 %	5%
DFH	1%	6%	7 %	31 %	4%

TABLEAU 6.6: Différence de scores entre les schémas consécutifs du scénario 1 (base ImageCLEF 2011)

6.2.1.1.1 Partition sémantique

La première remarque est que la représentation à base de parties sémantiques est celle qui contribue le plus dans l'amélioration des résultats d'identification. En effet, elle engendre une hausse de performance considérable, se révélant par un pourcentage d'augmentation du score d'ImageCLEF 2011, d'une moyenne de l'ordre de 25 % pour les simples et de 29 % pour les composées sur l'ensemble des descripteurs testés (d'après le tableau 6.6). Ceci prouve bien que la représentation locale à base de parties sémantiques est une des caractéristiques principales des formes foliaires.

Nous présentons dans ce qui suit une analyse détaillée de l'impact de la représentation à base de parties sémantiques pour chaque type de feuilles (simples ou composées) séparément.

(a) Cas des feuilles simples

D'une manière générale, dans le cas des feuilles simples, les parties apicale, basale et centrale englobent chacune des informations particulières concernant la variation du réseau de nervures ainsi que de la forme extérieure de la feuille. Plus spécifiquement, elles représentent les propriétés concernant, respectivement, l'ouverture, la fermeture et l'embranchement du réseau de nervures. Quant à la forme extérieure, les parties apicale et basale caractérisent certains aspects géométriques (tels que la courbure, la symétrie, la rondeur, etc.), tandis que la partie centrale décrit la variation de la marge (les dents si elles sont présentes).

Dans ce sens, nous proposons d'étudier l'apport de chaque partie sémantique séparément, en la comparant avec le schéma 1 (image entière) et le schéma 3 (parties combinées). Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure 6.3. Nous tenons à mentionner que ces résultats sont exprimés en terme de la MAP. Ceci est dans l'objectif de montrer l'apport de la partition sémantique en utilisant une métrique standard du domaine de recherche d'images par le contenu.

D'après cette Figure 6.3, nous constatons, tout d'abord, que les performances réalisées par la partie centrale seule, sont très significatifs. En effet, elles s'approchent des résultats réalisés par l'image entière (schéma 1) dans le cas du descripteur de forme DFH et elles les dépassent dans le cas des descripteurs de texture et de forme interne. Ceci est dû au fait qu'elle contient plus de 50% de la surface de la feuille et

qu'elle comporte surtout le centre du réseau de nervures (embranchement) qui représente généralement l'un des attributs les plus discriminants de la feuille pour la plupart des espèces. L'apport des parties basale et apicale est moins important que

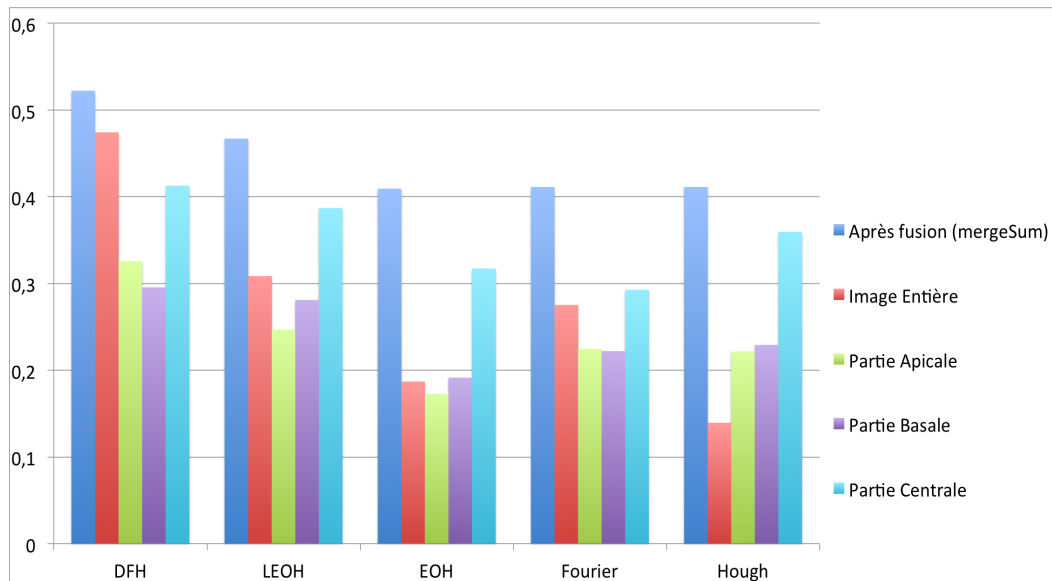


FIGURE 6.3: Résultats d'identification obtenus par l'image entière (Schéma1), puis les parties basale, apicale, centrale, calculés séparément puis combinés (schéma 3)

la partie centrale, mais reste quand même significatif. Outre le fait que leurs résultats ne sont pas très inférieurs à ceux enregistrés par l'image entière (sauf dans le cas de DFH), leur impact peut être prouvé quantitativement à deux échelles. A l'échelle globale (i.e, en considérant toute les images de la base), nous constatons que l'ajout des parties basale et apicale contribuent, en les fusionnant avec la partie centrale, à améliorer les résultats d'identification (voir la barre bleu dans le Tableau 6.3). A l'échelle de l'espèce, nous montrons que ces parties sont les plus discriminantes pour certaines espèces. Par exemple, la Figure 6.4 montre que la partie apicale dans le cas du *Cercis Siliquastrum* (haut) et la partie basale dans le cas du *Viburnum Lantana* (bas) l'emportent sur les autres parties et dépassent les résultats de l'image entière dans la plupart des descripteurs. Ceci peut être expliqué par les raisons suivantes : d'abord, ces parties peuvent comporter des informations discriminantes par rapport au reste de l'image, par exemple, la rondeur de la partie apicale dans le *Cercis Siliquastrum* (cf. Figure 6.5. Ensuite, la racine du réseau de nervures et la micro-texture située dans la partie basale peuvent être très discriminantes dans certaines espèces (par exemple, le cas du *Viburnum Lantana* 6.6).

(b) Cas des feuilles composées

Les résultats d'identification obtenus par la fusion des requêtes partielles à base de folioles sont meilleurs que ceux obtenus par les images de feuilles composées entières pour la majorité des configurations étudiées (à l'exception du cas de LEOH, en utilisant la méthode de fusion DistInc et pour quelques valeurs du k -nn) (cf. 6.2). Plus spécifiquement, c'est la méthode de fusion IRP qui se comportent, en gé-

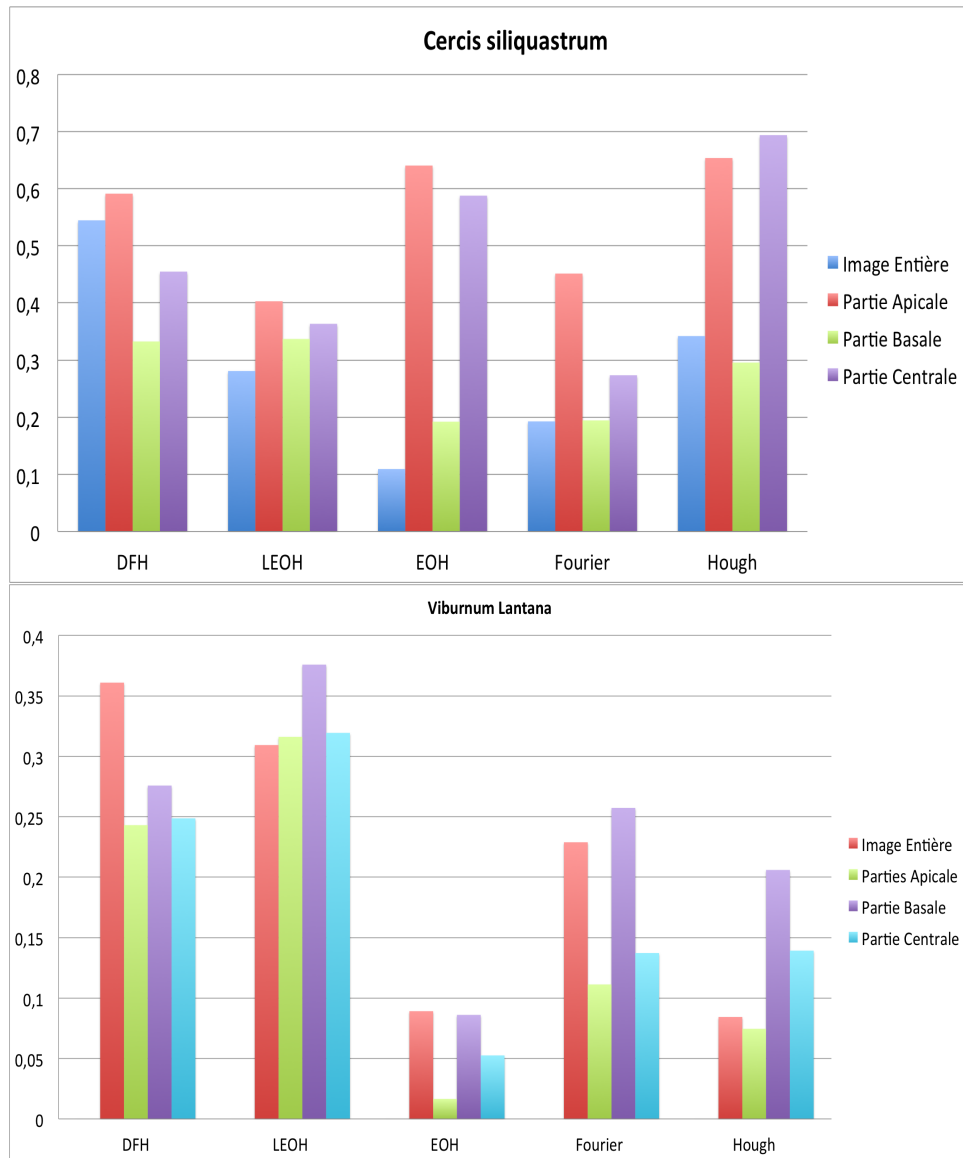


FIGURE 6.4: Résultats d'identification (en terme de MAP) obtenus en utilisant l'image entière (schéma) puis à base de parties (séparées puis combinées), pour les deux espèces particulières : Cercis Siliquastrum (haut) et Viburnum Lantana (bas).

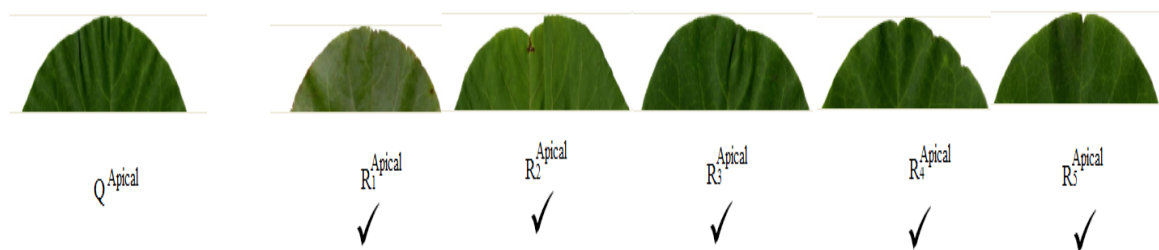


FIGURE 6.5: Les cinq premières images retournées à une requête définie par la partie apicale d'une image de l'espèce Cercis Siliquastrum en utilisant le descripteur EOH

néral, le mieux pour les différentes configurations étudiées par rapport aux autres méthodes DistInc et LO. D'autre part, nous rappelons que cette représentation est définie seulement à partir de trois folioles au maximum. En effet, nous avons choisi



FIGURE 6.6: Trois images de feuilles de l'espèce *Viburnum Lantana*, ayant des formes globales différentes et des parties basales très similaires.

d'extraire les trois premiers segments du contour de la feuille qui englobent au mieux des folioles complètes, si elles existent (cf. Paragraphe 3.3.2). Pour prouver que ce choix du nombre de folioles est pertinent, nous avons étudié la variation des scores d'identification en fonction du nombre de folioles (allant de 1 à 4 folioles). Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure 6.7. D'après cette figure, nous constatons que l'utilisation de trois folioles permet globalement d'apporter les meilleurs résultats. De ce fait, nous pouvons conclure que, par ce choix (i.e. trois folioles uniquement), nous avons pu réaliser un bon compromis entre la richesse de l'information, provenant de la variation de folioles d'une même espèce (par exemple, folioles avec des formes différentes) et le problème de recouvrement de folioles. Un nombre plus important peut induire en erreur vu que les segments du contour détectés ne correspondent pas à des folioles à cause du problème du recouvrement (voir Figure 3.40). D'autre part, même si ce nombre (trois folioles) est largement inférieur au nombre total de folioles pour plusieurs espèces de feuilles composées, il permet, quand même, de donner une information raisonnable sur l'identité de l'espèce vu que plusieurs de ces folioles sont très similaires pour ces feuilles.

Enfin et surtout, nous pouvons conclure que l'identification des feuilles composées à base de folioles est une véritable solution pour le problème de variation intra-espèces. Afin d'illustrer cette conclusion, nous choisissons une requête appartenant à l'espèce *Fraxinus angustifolia*, qui se caractérise par des variations au niveau du nombre de folioles (cf. Figure 1.13). Nous montrons dans la Figure 6.8, les six premières images retournées, pour les deux schémas : schéma 1 en utilisant l'image entière (1^{ère} ligne et schéma 3 à base de trois folioles (2^{ème} ligne). Ces résultats sont obtenus en utilisant le descripteur LEOH et la méthode de fusion IRP. Nous pouvons voir que toutes les réponses retournées pour l'image entière sont erronées (elles ne font pas partie de la bonne espèce). Ceci peut être expliqué par la similarité de la

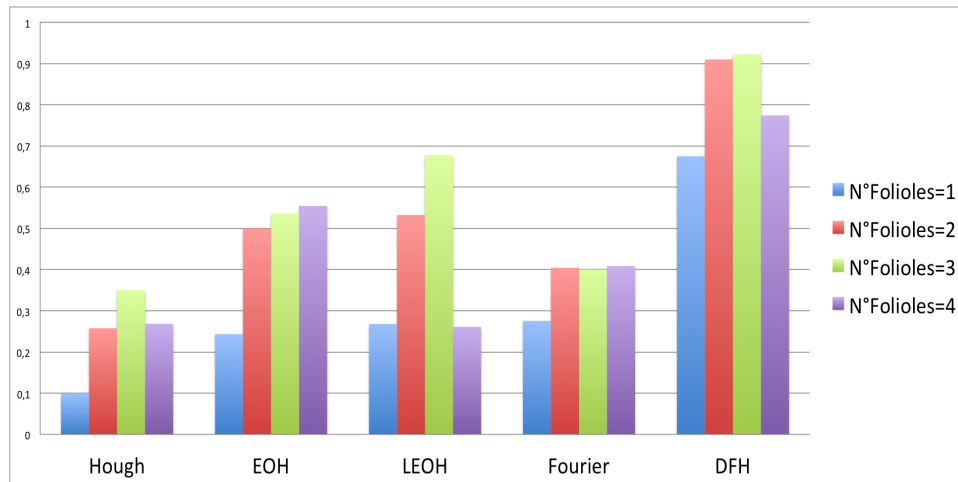


FIGURE 6.7: Variation des scores d'identification en fonction du nombre de folioles pour les différents descripteurs utilisés avec la méthode de fusion IRP.

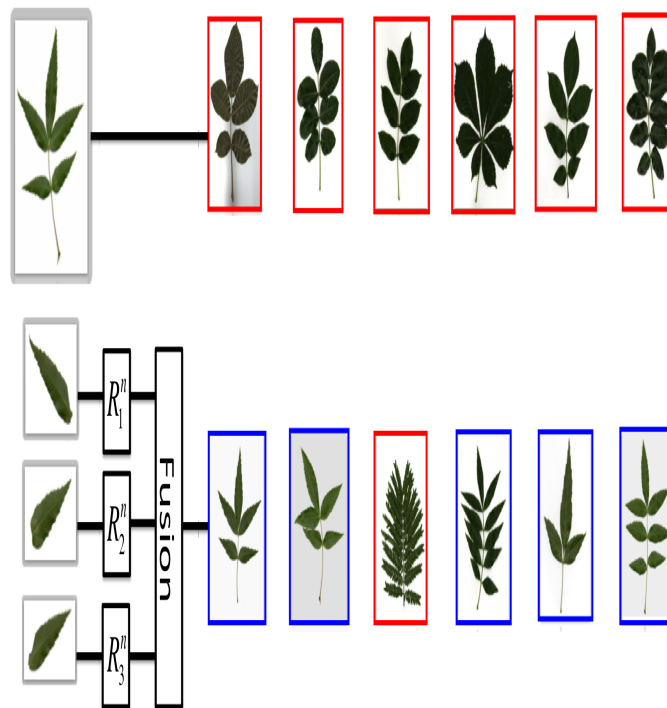


FIGURE 6.8: Les six premières images obtenues par le schéma 1 (ligne 1) et le schéma 3 à base de trois folioles (ligne 2), en utilisant le descripteur LEOH et la méthode de fusion IRP : les faux positifs sont encadrés en rouge, le reste (les images qui appartiennent à la même espèce que l'image requête sont encadrées en bleu.

forme interne (représentée par LEOH) au niveau de l'image entière. Cependant, l'approche à base de folioles engendre cinq images correctes (de la même espèce que la requête) parmi les six images retournées, malgré que les trois dernières ont un nombre de folioles différent de celui de la requête ; ceci montre bien l'efficacité et l'importance d'une telle approche.

6.2.1.1.2 Catégorisation sémantique

Nous rappelons que l'étape de catégorisation a été effectuée automatiquement en suivant une cascade de fonctions de décision bayésiennes binaires, définies en se basant sur des paramètres géométriques à signification botaniques et qu'une étude de performances de ce procédé par rapport à la vérité terrain de catégorisation et par rapport à une méthode basique de classification définie en utilisant le descripteur CSS et le classifieur KNN a été présenté dans la Sous-section 3.2.3.

Nous proposons, ici, d'évaluer la performance de ce procédé de catégorisation dans le processus final d'identification d'espèces en le comparant par rapport aux résultats obtenus en considérant la catégorisation définie selon la vérité terrain. Dans le Tableau 6.7, nous illustrons les différences des scores de classification obtenus, au niveau du schéma 4, en utilisant notre procédé de catégorisation et celui à base de la vérité terrain des catégories, pour un $knn=5$ et en utilisant la technique IRP pour la fusion des requêtes partielles à base de folioles (dans le cas des feuilles composées).

Nous signalons qu'au niveau des résultats obtenus selon la vérité terrain de catégorisation, certaines images (notamment, celles ayant un recouvrement total de foliole) n'ont aucune foliole. Dans ce cas de figure, nous avons utilisé la représentation globale de l'image pour ce cas de feuilles.

Nous remarquons à partir du Tableau 6.7 que les scores réalisés par notre procédé de catégorisation sont légèrement inférieurs à ceux obtenus en considérant la vérité terrain de catégorisation.

	Simple Lobée	Simple Non Lobée	Composée
EOH	0.002	0.01	0.004
Fourier	0.04	0.003	0.01
Hough	0.004	0.02	0.09
LEOH	0.01	0.008	0.01
DFH	0.009	0.03	0.1

TABLEAU 6.7: Différences des scores de classification obtenues, au niveau du schéma 4, en utilisant notre algorithme de catégorisation et la vérité terrain des catégories, pour un $knn=5$ et en utilisant la technique IRP pour la fusion des requêtes partielles à base de folioles.

Ceci prouve encore la robustesse de la méthode de catégorisation proposé.

D'un autre côté, nous remarquons (à partir de la Figure 6.2 et du Tableau 6.6) que le premier et le deuxième niveau de catégorisation, définis respectivement par les schémas 2 et 4 fournissent une légère amélioration par rapport aux schémas qui les précèdent (respectivement, schémas 1 et 3). En effet, le taux d'augmentation est de l'ordre de 1% (pour les deux) pour EOH, Fourier et Hough. Il est relativement plus intéressant, pour les descripteurs DFH et LEOH, (respectivement, de l'ordre de 8 % et 7 % pour le premier niveau de catégorisation et 5% et 6% pour le deuxième niveau (pour $knn = 5$)). Cependant, il reste largement moins important que celui issu de la représentation à base de parties (schéma 3).

Afin d'expliquer le faible apport de la catégorisation dans le schéma global d'identification (notamment par rapport à la partition), nous avons examiné le nombre total de feuilles par catégories (dans le cas d'ImageCLEF 2011). Ceci a montré une faible distribution des feuilles composées et des feuilles simples lobées par rapport aux feuilles simples non lobées. En effet, les feuilles composées et les feuilles simples lobées ne représentent que le tiers de la base ImageCLEF 2011. Cependant, l'étape de catégorisation est plutôt très intéressante pour les deux raisons suivantes : d'une part, la connaissance du type de la feuille (simple ou composée) nous permet de décider quant à sa partition sémantique (la décomposition de la feuille dépend de son type). D'autre part, elle nous permet de définir des descripteurs spécifiques qui prennent en compte la particularité de chaque catégorie (simple lobée, simple non lobée et composée). Dans cette directive, nous proposons d'exploiter la catégorisation d'une manière simple et efficace, en cherchant pour chaque catégorie, la meilleure combinaison de descripteurs (parmi ceux étudiés jusqu'à maintenant) qui la représente au mieux (cf. Tableau 6.8).

6.2.1.2 Évaluation par rapport aux travaux existants

Comme nous venons de le mentionner, nous définissons un dernier schéma (schéma 5), où nous ajoutons une étape de sélection de descripteurs par catégorie. Nous avons effectué la combinaison de descripteurs selon la stratégie de fusion tardive, en utilisant la technique de fusion IRP. Afin de décider quant à la meilleure combinaison de descripteurs, nous avons adopté une stratégie simple de validation croisée pour les différentes combinaisons de descripteurs possibles sur l'ensemble d'apprentissage. Les meilleures combinaisons obtenues sont comme suit : (LEOH, Hough, DFH) pour les lobées, (EOH, Hough, DFH) pour les non lobées et (Hough, DFH) pour les composées. Rappelons que le processus fusion de descripteurs peut être effectué selon deux stratégies : "Avant la fusion des parties" ou "Après la fusion des parties" (cf. Sous-section 5.3.1). Expérimentalement, nous avons trouvé que la stratégie "Avant fusion de parties" est la meilleure pour les feuilles simples alors que la stratégie "Après fusion des parties" est la plus adaptée pour les feuilles composées.

Le tableau 6.8 montre les résultats d'identification en terme du score d'ImageCLEF 2011 (du bas vers le haut) du schéma 5 (en utilisant la catégorisation automatique ou la vérité terrain), de deux méthodes récentes : une à base du descripteur DFH et des paramètres géométriques de forme YAHIAOUI et collab. [2012] et l'autre à base d'une représentation triangulaire multi-échelles MOUINE et collab. [2013] et des tops -4 méthodes qui ont participé à la campagne d'évaluation ImageCLEF 2011. La méthode notée LIRIS-run1 CERUTTI et collab. [2011] correspond à l'approche CERUTTI et collab. [2011] qui a utilisé le modèle polygonal actif pour l'extraction des clés botaniques (notamment, la base, l'apex et terminaux de lobes) dans le processus d'identification (cf. Section 2.2.2.3).

Nous constatons que le schéma 5 permet de dépasser ces différentes méthodes. Par ailleurs, la différence des les résultats d'identification réalisés par le scénario 5 en utilisant notre procédé de catégorisation automatique et la vérité terrain est très faible ce qui

prouve une autre fois la robustesse de notre méthode de catégorisation.

D'un autre côté, nous démontrons, dans le Tableau 6.9, l'efficacité du schéma proposé par rapport à un travail récent SFAR et collab. [2013b] (cf. Section 2.2.2.3), dont l'idée de base consiste aussi à exploiter les clés d'identification botaniques mais en appliquant à chaque hiérarchie (définie par une clé bien déterminée), un classifieur SVM. Cette approche a été appliquée sur les simples uniquement, pour cela, les résultats que nous illustrons dans le tableau 6.9 ne concernent que les feuilles simples.

Sabancı-run1 YANIKOGLU et collab. [2011]	68,22 %
imedia-plantnet-run1 GOËAU et collab. [2011]	68,52 %
LIRIS-run1 CERUTTI et collab. [2011]	53,92 %
LIRIS-run4 CERUTTI et collab. [2011]	53,71 %
DFH + GP YAHIAOUI et collab. [2012]	77.8 %
TSLA MOUINE et collab. [2013]	79.6 %
Scénario 1-Schéma 5 (Vérité terrain)	82.10 %
Scénario 1-Schéma 5 (Catégorisation automatique)	81.66 %

TABLEAU 6.8: Scores de classification normalisés sur les images de scans de la base ImageCLEF 2011 : Apport du schéma 5 (scénario 1).

Vantage Feature Frame SFAR et collab. [2013b]	67,00 %
Scenario 5 (sur les simples uniquement)	77,57 %

TABLEAU 6.9: Scores de classification normalisés, sur les images de la catégorie des feuilles simples de la base de Scan d'ImageCLEF 2011 : Apport du schéma 5 (scénario 1).

6.2.2 Scénario 2 : Modèles sémantiques complémentaires et classification bayésienne

Le scénario 2 est construit à partir des représentations à base de modèles sémantiques. Nous associons à chaque modèle, un classifieur Bayésien naïf. Ensuite, nous fusionnons la liste des probabilités à posteriori par espèce issus de chaque classifieur pour chaque image requête, en se basant sur deux méthodes de fusion : la moyenne des probabilités et le produit des probabilités. Les modèles sémantiques proposés correspondent à deux niveaux : un niveau global représenté par les paramètres morphologiques, défini et souvent utilisé par les botanistes (cf. Paragraphe 4.2.1.1). Ce modèle est dédié aux feuilles simples uniquement. Le deuxième type de modèles part d'une représentation locale à base de segments de parties sémantiques (cf. Paragraphe 4.2.1.2). Au niveau de ce type de modèle, la sémantique intervient non seulement au niveau de la définition des supports (les segments de parties de feuilles) mais aussi pour un choix approprié des paramètres de chaque modèle. En effet, ces paramètres (longueur du segment après ré-échantillonnage, nombre de modes) sont choisis en fonction des propriétés de la partie et de la catégorie que représente ce segment. En pratique, le choix de ces paramètres est effectué en

utilisant une validation croisée appliquée sur les images de l'ensemble d'apprentissage. L'évaluation du scénario 2 sur la base d'image ImageCLEF 2011, peut être effectuée à trois niveaux, représentés respectivement par les trois Tableaux 6.10, 6.11 et 6.12.

— **Règle de fusion des probabilités à postériori.** Afin de construire la liste finale des

Approche	Simple Lobée (%)	Simple Non Lobée (%)	Composée (%)	Tous (%)
Scénario 2 (Pd Proba)	74.27	79.21	81.36	80.66
Scénario 2 (Moy Proba)	72.44	69.20	75.84	73.33

TABLEAU 6.10: Scores de classification par catégorie, obtenus par le scénario 2, en utilisant les deux règles de fusion des probabilités à postériori : Produit et Moyenne de probabilités

probabilités d'appartenance d'une image à chaque espèce de l'ensemble d'apprentissage, nous avons utilisé deux règles de fusion à base des probabilités à postériori : la somme et le produit des probabilités à postériori. D'après le tableau 6.10, les résultats obtenus par le produit des probabilités sont nettement meilleurs que ceux obtenus par la somme des probabilités pour toutes les catégories de feuilles. Ceci confirme que l'hypothèse d'indépendance conditionnelle des classifieurs à base de modèles sémantiques, que nous avons utilisé dans cette thèse, est une bonne approximation des données étudiées. En effet, les études effectuées dans KITTLER et collab. [1998] et DUIN et TAX [2000] montrent (empiriquement) que la règle de fusion à base de produit améliore l'estimation de la probabilité à postériori globale si elle est le résultat de la combinaison des probabilités à postériori avec des erreurs indépendantes. Cependant, ceci suppose toujours la bonne estimation des probabilités partielles. En effet, une estimation erronée de la probabilité ($p = 0$) néglige toutes les autres estimations.

— **Comparaison par rapport aux méthodes de la littérature.** Dans le tableau 6.11, nous évaluons le scénario 2 par rapport aux 4 – top méthodes qui ont participé à ImageCLEF 2011 et à deux autres méthodes récente à deux niveaux : dans le premier niveau, nous évaluons l'apport des modèles sémantiques définis à partir des segments de parties uniquement alors que dans le deuxième niveau, nous ajoutons le modèle à base de paramètres morphologiques dans le cas des feuilles simples. La règle de fusion dans les deux niveau est le produit des probabilités.

D'une manière générale, nous remarquons que le scénario 2 global (i.e, en utilisant les deux types de modèles) permet de dépasser les différentes méthodes de la littérature, ce qui confirme l'efficacité de ces modèles sémantiques simples pour l'identification des feuilles. D'autre part, nous observons qu'avec les modèles à base de segments de parties uniquement (c'est-à-dire, la représentation locale), nous obtenons des scores d'identification significatifs (qui dépassent les méthodes de la littérature). Enfin, une hausse de 5.5 % est apportée par l'ajout du modèle à base de paramètres morphologiques sur les feuilles simples, ce qui prouve la complémentarité

entre les deux types de modèles global (à base du modèle polygonal paramétrique) et local (à base de segments sémantiques).

Sabancı-run1 YANIKOGLU et collab. [2011]	68,22 %
imedia-plantnet-run1 GOËAU et collab. [2011]	68,52 %
LIRIS-run1 CERUTTI et collab. [2011]	53,92 %
LIRIS-run4 CERUTTI et collab. [2011]	53,71 %
DFH + GP YAHIAOUI et collab. [2012]	77.8 %
TSLA MOUINE et collab. [2013]	79.6 %
Scénario 2 (Modèles à base de segments uniquement et fusion à base du produit des probabilités)	75.40 %
Scénario 2 (Schéma complet avec fusion à base du produit des probabilités)	80.66 %

TABLEAU 6.11: Comparaison des scores de classification normalisés obtenus sur la base de scan d'ImageCLEF 2011 par trois configurations du scénario 2 par rapport aux méthodes de la littérature.

Approche	VT/CA	Simple Lobée (%)	Simple Non Lobée (%)	Composée (%)	Tous (%)
Scénario 2 (Pd Proba)	VT	94.09	79.31		
	CA	74.27	79.21	81.36	80.66
Scénario 1 (Schéma 5)	VT	88.52	75.93		
	CA	81.43	75.17	93.07	81.66

TABLEAU 6.12: Comparaison des deux scénarios 1 et 2 par catégorie, en utilisant la Vérité Terrain relatives aux catégories sémantiques (VT) ou en appliquant notre algorithme de Catégorisation Automatique (CA)

- Comparaison du Scénario 2 par rapport au Scénario 1 (par catégorie / par rapport à la vérité terrain (VT)). Les deux scénarios d'identification, proposés dans cette thèse, sont tous les deux induits par la connaissance des deux structures sémantiques : parties et catégories des feuilles. Par ailleurs, si dans le scénario 1, nous avons utilisé une sélection de descripteurs de forme et de texture génériques pour caractériser ces structures et une mesure de similarité image à image suivi d'un classifieur KNN, nous avons essayé d'introduire plus de sémantique dans le scénario 2, par la définition de modèles de forme par espèces qui représentent la variation de la forme globale du limbe (paramètres morphologiques) ainsi que la forme de chacune des parties de la feuille (approximant ainsi les différents schémas de catégorisation, définis par les botanistes, cf. Figure 4.5 et Figure 4.6). En effet, à partir de ces deux types de modèles : global (à base de paramètres morphologiques pour les feuilles simples) et local à base de segments de parties sémantiques, nous avons essayé de trouver des modèles par espèce que nous avons représenté selon une loi de distribution gaussienne, puis, nous avons cherché les déviations de chaque image requête par rapport à ces modèles. Le Tableau 6.12 présente une comparaison des

résultats obtenus par les deux scénarios (1 et 2), sur toutes les catégories (simples lobées, simples non lobées et composées) et en utilisant la catégorisation automatique (obtenue par notre algorithme) par rapport à celle obtenue selon la vérité terrain (dans le cas des feuilles simples lobées et non lobées). Les résultats obtenus par la vérité terrain (VT) de la catégorisation sont représentés pour les feuilles simples uniquement. En effet, nous rappelons que les feuilles ratées par la catégorisation automatique, n'ont pas de folioles (à cause du recouvrement total). Ainsi, le modèle statistique de forme (qui suppose un contour ouvert) ne peut pas être appliqué dans ce cas de figure.

Plusieurs remarques peuvent être constatées à partir du Tableau 6.12 : d'abord, la comparaison des résultats du scénario 2, par rapport à la vérité terrain (sur les feuilles simples) montre une quasi-stabilité au niveau des feuilles simples non lobées. En effet, une légère baisse du score de 0.01 % est constatée dans les résultats obtenus par la catégorisation automatique par rapport à la vérité terrain. Le taux d'erreur est plutôt concentré au niveau des feuilles lobées. En effet, nous constatons une baisse de 20 % induite par 5% d'images mal classifiées. Ceci révèle une certaine instabilité du modèle dans le cas des feuilles simples lobées qui peut être expliqué principalement par le nombre faible d'images lobées dans la base d'ImageCLEF 2011 (459 images simples lobées). En effet, le modèle de forme (basé sur le calcul de la moyenne et la variance par espèce requiert un nombre important d'images dans l'ensemble d'apprentissage pour avoir une meilleure représentation de la variation des données. La deuxième remarque que nous pouvons tirer du Tableau 6.12 concerne la performance des deux scénarios 1 et 2 pour l'identification des feuilles de plantes. Si nous comparons les résultats de la vérité terrain, nous constatons que le scénario 2 est meilleure que le scénario 1 (pour toutes les feuilles simples). Cependant, ce résultat reste vrai pour les feuilles simples non lobées uniquement, si nous considérons les résultats obtenus par catégorisation automatique. Une baisse des résultats est encore constatée au niveau des feuilles simples lobées. Ceci est aussi le cas pour les feuilles composées où la représentation générique (du scénario 1) apporte mieux que les représentations à base de forme.

Une étude en utilisant des segments de lobes ou en considérant la disposition des lobes et des folioles dans l'image peut être envisagée dans le futur pour améliorer les modèles de formes pour les feuilles lobées et composées.

Enfin, nous terminons cette étude expérimentale par la présentation d'un résumé des résultats des deux scénarios 1 et 2 sur la base ImageCLEF 2012, dans le Tableau 6.13 par rapport aux quatre premières méthodes qui ont participé à la campagne d'évaluation ImageCLEF. Nous tenons à mentionner que la méthode SONKA et collab. [2007] correspond à l'approche à base du modèle polygonal actif CERUTTI et collab. [2013]; CERUTTI et collab. [2011] (que nous avons décrit dans la sous-section 2.2.2.3).

Le scénario 2 permet de dépasser des méthodes plus sophistiquées (telles que SVM multiples par espèces BAKIC et collab. [2012a]), la méthode à base de la mise en correspon-

dance des points d'intérêt en utilisant l'algorithme de hachage *RMMH*) BAKIC et collab. [2012a]. Cependant, il présente une différence de 5% de moins par rapport à la première méthode qui a participé à ImageCLEF 2012 et qui est basée sur 117 descripteurs de forme, texture et couleur suivi d'un classifieur SVM YANIKOGLU et collab. [2012].

SABANCI-OKAN-run1 YANIKOGLU et collab. [2012]	58 %
INRIA-imedia-comb-matching-form-seg-filt-romb BAKIC et collab. [2012b]	49 %
INRIA-imedia-multisvm BAKIC et collab. [2012b]	47 %
LIRIS-Reves-run1 CERUTTI et collab. [2012]	42 %
Scénario 1	48.14 %
Scénario 2 (Pd Proba)	53.05 %
Combinaison descripteurs génériques de texture et de Forme interne du Scénario 1/ Scénario 2	58.54 %

TABLEAU 6.13: Comparaison des scores de classification normalisés sur la base de Scan d'ImageCLEF 2012 en utilisant les scénarios 1 et 2 puis la combinaison du scénario 2 avec les descripteurs texture.

Nous rappelons que le scénario 2 part d'une représentation de la forme de la feuille uniquement. Ainsi, la principale limitation de cette approche (par rapport à l'approche botanique est l'absence de la description de la nervation et de la micro-nervure (texture).

Pour combler ce manque d'information, nous proposons de combiner le scénario 2 avec l'ensemble des descripteurs génériques de texture et forme interne qui ont été évalués au niveau du scénario 1. Nous utilisons notamment la meilleure combinaison de descripteurs selon la catégorie de la feuille (lobée, non lobée et composée). Afin d'effectuer la combinaison de ces représentations (modèle de forme et descripteurs génériques de texture et de forme), nous avons utilisé la technique de fusion à base du rang IRP (dont on a montré expérimentalement sa robustesse dans la fusion des différents descripteurs au niveau du scénario 1).

Les rangs sont définis dans les deux scénarios en classant les images par leurs probabilités d'appartenance par rapport à chaque espèce. Dans le cas des descripteurs (texture et forme interne), nous estimons les probabilités à posteriori à partir de la distribution des réponses sur un knn bien déterminé selon la formule suivante : $\frac{k_C}{knn}$ avec k_C est le nombre d'images retournées appartenant à l'espèce C sur l'ensemble des knn images retournées.

En suivant cette démarche, nous avons pu (légèrement) améliorer le score d'identification par rapport à celui obtenu par la méthode Top-1 d'imageCLEF 2012 YANIKOGLU et collab. [2012] qui intègre un nombre important de descripteurs. Ceci montre bien que la démarche proposée dans cette thèse (définie à partir des connaissances botaniques extraites en se basant sur des propriétés géométriques simples) est prometteuse par rapport à d'autres méthodes existantes, plus compliquées et qui exigent des techniques d'apprentissage et de sélection d'attributs plus sophistiquées et qui posent des contraintes de complexité opératoire pour les systèmes temps-réel.

Chapitre 7

Conclusion

Résumé

DANS cette thèse, nous avons abordé le problème d'identification des espèces de plantes à partir des images de feuilles. Contrairement à la plupart des méthodes proposées dans la littérature et qui ramènent le problème d'identification des espèces de feuilles à un problème de reconnaissance générique, la principale originalité de ce travail est de mettre en place une approche de structuration sémantique de l'espace de recherche, en s'inspirant de l'expertise et du savoir-faire botanique, avant tout processus de description et de décision révélant l'identité de l'espèce.

La structuration sémantique comprend deux étapes (1) l'étape de catégorisation des feuilles selon deux concepts botaniques : "arrangement" et "lobation" en simple lobée, simple non lobée et composée et (2) l'étape de partition sémantique qui décompose la feuille en trois parties : les parties apicale, basale et centrale (marge) pour les feuilles simples et les trois folioles les plus représentatives pour les feuilles composées.

L'accomplissement de ces deux étapes nécessite une phase préalable d'étiquetage de la feuille, permettant la suppression du pétiole et la détection du limbe, la localisation des points caractéristiques base et apex et la détection d'autres points significatifs (parmi les maximas du contour) notamment les terminaux des folioles et des lobes (s'ils existent).

L'ensemble du processus de structuration sémantique est établi automatiquement en se basant sur l'analyse du contour, étant souvent suffisamment informatif pour déterminer les caractères botaniques : "arrangement", "lobation" et "partition" et plus simple à extraire que les autres primitives de la feuille (nervation et micro-nervures).

Le principe général de notre approche de structuration sémantique est qu'un ou plusieurs paramètres géométriques significatifs sont définis de manière qu'ils soient corrélés avec les éléments caractéristiques de la catégorie des feuilles à déterminer.

La suppression du pétiole et la détection des points base et apex ont été établies en se basant sur des propriétés de symétrie locale, notamment la symétrie locale de translation pour la détection du pétiole et la symétrie latérale locale définie en terme de la profondeur des concavités pour la détection des points base et apex.

Les points significatifs (i.e, les maximas pertinents) du contour sont définis de deux manières selon l'objectif à réaliser : (1) à partir des maximas de la fonction de courbure associée au contour pour caractériser les terminaux des folioles et des rachis (1^{er} niveau de catégorisation) ou bien (2) à partir des sommets de l'enveloppe convexe et des creux (ayant des profondeurs maximales par rapport à l'arête associée de l'enveloppe convexe) pour définir les sinus inter-lobes (2^{ème} niveau de catégorisation).

La catégorisation sémantique des feuilles a été établie en utilisant une cascade de fonctions de décision binaires. L'objectif d'une telle solution hiérarchique est de relever le problème de la variation graduelle inter-catégories due à la similarité de la disposition des éléments caractéristiques des catégories et augmenté à cause du recouvrement foliaire au niveau du contour.

Les paramètres géométriques sont définis en fonction de la distribution spatiale des

maximas pertinents du contour en fonction des propriétés des catégories à déterminer. Des propriétés basiques sont, tout d'abord, définies afin d'identifier les feuilles les plus différentes. Ensuite, au fur et à mesure de l'évolution aux autres niveaux de la cascade, des propriétés plus fines sont définies afin de distinguer celles qui sont très similaires. Le principe général de cette méthode de catégorisation est d'utiliser, à chaque niveau de la cascade, une propriété géométrique unique afin de déterminer un sous-ensemble particulier d'une catégorie donnée. Le reste des feuilles est classifié aux niveaux ultérieurs.

La partition sémantique est établie en fonction de la catégorie de la feuille (simple ou composée). La partition des feuilles simples est un résultat direct de la détection des points caractéristiques base et apex. Il suffit d'effectuer un alignement selon la droite qui relie ces deux points pour définir les parties apicale, basale et centrale des feuilles simples. Quant aux feuilles composées qui sont découpées en folioles, en tenant compte du problème de recouvrement partiel et de l'éventuelle similarité inter-folioles, nous nous sommes limités à l'extraction automatique de trois folioles représentatives de la feuilles composées (si elles existent) en utilisant des propriétés relatives aux maximas pertinents du contour.

Par rapport aux méthodes classiques d'apprentissage, l'approche de structuration sémantique proposée assure l'interprétabilité des résultats obtenus. Autrement dit, nous pouvons expliquer les raisons des éventuelles fausses détections des clés de caractérisation. Ceci est important pour analyser les difficultés liés à l'automatisation du procédé botanique et pour envisager de nouvelles règles de prises de décision.

Par la suite, la structuration sémantique a permis de définir des représentations de feuilles plus spécifiques en fonction des propriétés des catégories et des parties sémantiques déterminées et ayant l'avantage d'être plus robustes aux similarités inter-espèces. Ceci a été démontré en utilisant deux principaux scénarios d'identification :

- Le premier est basé sur un schéma d'identification typique en utilisant des descripteurs de forme et de texture classiques dans la phase de description et un classifieur K-NN dans la phase de décision. Dans ce travail, nous avons adopté quelques techniques de fusion tardive (à base de rangs ou de distances de similarité) pour la combinaison des requêtes partielles multi-parties et/ou multi-descripteurs. Une étape de sélection de la bonne combinaison de descripteurs par catégorie a été aussi proposée. L'étude de performance de ce scénario a été établie selon deux niveaux : (1) par étape (selon les structures : catégories ou parties sémantiques considérées), afin de mettre en avant l'apport de chacune de ces structures par rapport au schéma initial (défini en utilisant l'image entière et sans catégorisation) et (2) par rapport à différentes approches référencées dans la littérature afin de mieux positionner cette approche par rapport à l'existant.
- Le deuxième scénario est construit à partir de deux types de modèles sémantiques complémentaires : un scénario à base de paramètres morphologiques globaux. L'autre scénario concerne chaque segment sémantique à part. En effet, nous cherchons une transformation dans un espace de segments invariant aux transformations li-

néaires (rotation, échelle et translation) et réduit dans l'espace ACP. Ces modèles seront analysés en utilisant un cadre de classification naïve bayésienne. Une comparaison par rapport aux méthodes de la littérature, a mis en avant l'apport de cette approche en terme de précision de l'identification.

Notons que l'évaluation de ces deux scénarios a été effectuée en utilisant les deux bases d'images de scan d'ImageCLE 2011 et 2012. Une étude détaillée (par structure sémantique) a été établie sur la base ImageCLEF 2011 pour laquelle nous disposons d'une vérité terrain par catégorie sémantique. Sur la base d'ImageCLEF 2012, nous avons montré que la combinaison du scénario 2 (à base de modèles sémantiques) et du scénario 1 qui inclut les descripteurs génériques de texture et de forme interne a permis d'améliorer les scores d'identification par rapport aux méthodes existantes.

En résumé, nous avons démontré qu'avec des procédés géométriques simples, nous avons pu extraire automatiquement plusieurs caractères-clés botaniques utiles pour la structuration sémantique des feuilles. Ensuite, nous avons prouvé la contribution considérable de la structuration sémantique (catégorisation et partition) à contourner plusieurs aspects de la variabilité intra-espèces, à enrichir les descriptions des feuilles et à améliorer l'identification des espèces (en dehors de tout processus de sélection d'attribut et d'apprentissage sophistiqué).

Perspectives

L'étude que nous avons présentée dans ce manuscrit peut être poursuivie selon plusieurs directions.

- Définir d'autres descriptions spécifiques aux catégories sémantiques et les évaluer sur des bases d'images plus enrichies, notamment, décrire de manière plus appropriée les lobes et utiliser les structures pennées et palmées, auxquelles nous avons pu définir, dans cette étude, des propriétés géométriques significatives.
- Étendre cette approche aux autres organes (par exemple, les fleurs) pour lesquels les botanistes ont aussi développé un vocabulaire structuré riche et important.
- Introduire la modélisation de l'incertitude par, par exemple, la logique floue pour la décision quant à l'appartenance de la feuille aux caractères botaniques, au lieu d'effectuer une suite de catégorisation hiérarchique. Ceci peut être utile, d'une part, pour exploiter les caractères sémantiques plus fins (principalement, les dents et les nervures) qui sont plus difficiles à identifier avec une certitude absolue (i.e, les pondérations d'appartenance peuvent éliminer la propagation de l'erreur de la classification tout au long de la hiérarchie).

D'autre part, utiliser les pondérations d'appartenance peut être intéressant afin de tenir en compte l'aspect de la variabilité de caractères botaniques intra-espèces. En effet, au delà des catégories standards étudiées dans cette thèse (simples lobées,

simples non lobées et composées) où l'espèce appartient souvent à une seule catégorie, plusieurs autres caractères botaniques peuvent varier au sein d'une même espèce. En effet, certaines espèces comportent plusieurs états de caractères. Ce phénomène peut être dû à son évolution ou à la variation des conditions environnementales. Dans ce contexte, il se peut qu'il soit utile d'étudier si la variabilité des caractères botaniques intra-espèces est une caractéristique de ces espèces ou pas.

- Inclure de nouvelles modalités contextuelles pour l'identification multi-critères (coordonnées GPS, propriétés environnementales, etc.) afin de mieux estimer l'identité de l'espèce. En effet, la nature des espèces dépend aussi d'autres sources telles que les paramètres de l'environnement dans lequel elles évoluent.
- Utiliser les caractères botaniques pour analyser le rapprochement entre les espèces ou les familles ou les genres.

Outre l'identification des espèces de feuilles, cette étude peut être utile pour envisager une application pédagogique pour l'apprentissage de la terminologie botanique associée aux feuilles.

Bibliographie

- ABBASI, S., F. MOKHTARIAN et J. KITTLER. 1997, «Reliable classification of chrysanthemum leaves through curvature scale space.», dans *Scale-Space, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1252, édité par B. M. ter Haar Romeny, L. Florack, J. J. Koenderink et M. A. Viergever, Springer, ISBN 3-540-63167-4, p. 284–295.
- ARANDJELOVIC, O. et A. ZISSERMAN. 2005, «Automatic face recognition for film character retrieval in feature-length films.», dans *CVPR (1)*, IEEE Computer Society, ISBN 0-7695-2372-2, p. 860–867.
- BACKES, A. R., J. J. DE M. SÁ JUNIOR, R. M. KOLB et O. M. BRUNO. 2009, «Plant species identification using multi-scale fractal dimension applied to images of adaxial surface epidermis.», dans *CAIP, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5702, édité par X. Jiang et N. Petkov, Springer, p. 680–688.
- BAKIC, V., I. YAHIAOUI, S. MOUINE, S. LITAYEM, W. OUERTANI, A. VERROUST-BLONDET, H. GOËAU et A. JOLY. 2012a, «Inria imedia2's participation at imageclef 2012 plant identification task.», dans *CLEF 2012 Evaluation Labs and Workshop*, Rome, Italy.
- BAKIC, V., I. YAHIAOUI, S. MOUINE, S. LITAYEM OUERTANI, W. OUERTANI, A. VERROUST-BLONDET, H. GOËAU et A. JOLY. 2012b, «Inria imedia2's participation at imageclef 2012 plant identification task», dans *CLEF (Online Working Notes/Labs/Workshop) 2012*, Rome, Italy.
- BAMA, B., S. VALLI, S. RAJU et V. KUMAR. 2011, «Content based leaf image retrieval (cblir) using shape, color and texture features», *Indian Journal of Computer Science and Engineering*, vol. 2, n° 2, p. 202–211.
- BARALDI, A. et F. PARMIGGIANI. 1995, «An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters», *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 33, n° 2, p. 293–304, ISSN 0196-2892.
- BART, E., I. PORTEOUS, P. PERONA et M. WELLING. 2008, «Unsupervised learning of visual taxonomies», dans *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, ISSN 1063-6919, p. 1–8.
- BARTHÉLÉMY, D. 2009, «The pl@ntnet project : A computational plant identification and collaborative information system», cahier de recherche, XIII World Forestry Congress.

- BAY, H., A. ESS, T. TUYTELAARS et L. VAN GOOL. 2008, «Speeded-up robust features (surf)», *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 110, n° 3, p. 346–359, ISSN 1077-3142.
- BEGHIN, T., J. COPE, P. REMAGNINO et S. BARMAN. 2010, «Shape and texture based plant leaf classification», dans *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6475, édité par J. Blanc-Talon, D. Bone, W. Philips, D. Popescu et P. Scheunders, Springer Berlin Heidelberg, ISBN 978-3-642-17690-6, p. 345–353.
- BELHUMEUR, P. N., D. CHEN, S. FEINER, D. W. JACOBS, W. J. KRESS, H. LING, I. C. LOPEZ, R. RAMAMOORTHI, S. SHEOREY, S. WHITE et L. ZHANG. 2008, «Searching the world's herbaria : A system for visual identification of plant species», dans *Computer Vision - ECCV 2008, 10th European Conference on Computer Vision, Marseille, France, October 12-18, 2008, Proceedings, Part IV*, p. 116–129.
- BELONGIE, S., J. MALIK et J. PUZICHA. 2002, «Shape matching and object recognition using shape contexts.», *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, n° 4, p. 509–522.
- BERG, T. et P. BELHUMEUR. 2013, «Poof : Part-based one-vs.-one features for fine-grained categorization, face verification, and attribute estimation», dans *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on*, ISSN 1063-6919, p. 955–962.
- BINDER, A., M. KAWANABE et U. BREFELD. 2009, «Efficient classification of images with taxonomies», dans *Computer Vision – ACCV 2009, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5996, édité par H. Zha, R.-i. Taniguchi et S. Maybank, Springer Berlin Heidelberg, ISBN 978-3-642-12296-5, p. 351–362.
- BONNET, P., P. GRARD, C. EDELIN, T. L. BOURGEOIS, F. THÉVENY, J. PROSPERI, A. CARRARA et D. BARTHÉLÉMY. 2009, «Idao : A graphical tool for computer-assisted plant identification», dans *International Conference on Biodiversity Informatics. S. l. : e-Biosphere 09, London, England*.
- BOUJEMAA, N., J. FAUQUEUR, M. FERECATU, F. FLEURET, V. GOUET, B. LESAUX et H. SAHBI. 2001, «Ikona : Interactive specific and generic image retrieval», dans *International workshop on Multimedia ContentBased Indexing and Retrieval (MMCBIR'2001)*.
- CASANOVA, D., J. J. DE MESQUITA SÁ JUNIOR et O. M. BRUNO. 2009, «Plant leaf identification using gabor wavelets.», *Int. J. Imaging Systems and Technology*, vol. 19, n° 3, p. 236–243.
- CERUTTI, G., V. ANTOINE, L. TOUGNE, J. MILLE, L. VALET, D. COQUIN et A. VACAVANT. 2012, «Reves participation - tree species classification using random forests and botanical features», dans *Conference and Labs of the Evaluation Forum*.
- CERUTTI, G., V. ANTOINE, L. TOUGNE, J. MILLE, L. VALET, D. COQUIN et A. VACAVANT. 2012, «Reves participation - tree species classification using random forests and botan-

- nical features», dans *Conference and Labs of the Evaluation Forum (CLEF)*, Rome, Italy, p. 1.
- CERUTTI, G., L. TOUGNE, D. COQUIN et A. VACAVANT. 2014, «Leaf margins as sequences : A structural approach to leaf identification», *Pattern Recognition Letters*, vol. 49, p. 177 – 184.
- CERUTTI, G., L. TOUGNE, J. MILLE, A. VACAVANT et D. COQUIN. 2011, «Guiding active contours for tree leaf segmentation and identification», dans *Cross-language Evaluation Forum*.
- CERUTTI, G., L. TOUGNE, J. MILLE, A. VACAVANT et D. COQUIN. 2013, «A model-based approach for compound leaves understanding and identification», dans *IEEE International Conference on Image Processing*, p. 1471–1475.
- CERUTTI, G., L. TOUGNE, A. VACAVANT et D. COQUIN. 2011, «A parametric active polygon for leaf segmentation and shape estimation», dans *Proceedings of the 7th International Symposium on Visual Computing*, édité par Springer-Verlag, Lecture Notes in Computer Science, p. 202–213.
- CHAOUCH, M. et A. VERROUST-BLONDET. 2009, «Alignment of 3d models», *Graphical Models*, vol. 71, p. 63–76.
- CHI, Y. T., C. F. CHIEN et T. T. LIN. 2003, «Leaf shape modeling and analysis using geometric descriptors derived from bezier curves», *Transactions of the ASAE*, vol. 46, p. 175–185.
- CLARKE, J., S. BARMAN, P. REMAGNINO, K. BAILEY, D. KIRKUP, S. MAYO et P. WILKIN. 2006, «Venation pattern analysis of leaf images.», dans *ISVC (2), Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4292, édité par G. Bebis, R. Boyle, B. Parvin, D. Koracin, P. Remagnino, A. V. Nefian, M. Gopi, V. Pascucci, J. Zara, J. Molineros, H. Theisel et T. Malzbender, Springer, ISBN 3-540-48628-3, p. 427–436.
- COOTES, T., C. TAYLOR, D. COOPER et J. GRAHAM. 1995, «Active shape models-their training and application», *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 61, n° 1, p. 38 – 59, ISSN 1077-3142.
- COPE, J. S., D. P. A. CORNEY, J. Y. CLARK, P. REMAGNINO et P. WILKIN. 2012, «Plant species identification using digital morphometrics : A review.», *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, n° 8, p. 7562–7573.
- COPE, J. S., P. REMAGNINO, S. BARMAN et P. WILKIN. 2010a, «The extraction of venation from leaf images by evolved vein classifiers and ant colony algorithms», dans *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems - 12th International Conference, ACIVS 2010, Sydney, Australia, December 13-16, 2010, Proceedings, Part I*, p. 135–144.

- COPE, J. S., P. REMAGNINO, S. BARMAN et P. WILKIN. 2010b, «Plant texture classification using gabor co-occurrences.», dans *ISVC (2), Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6454, édité par G. Bebis, R. D. Boyle, B. Parvin, D. Koracin, R. Chung, R. I. Hammoud, M. Hussain, K.-H. Tan, R. Crawfis, D. Thalmann, D. Kao et L. Avila, Springer, ISBN 978-3-642-17273-1, p. 669–677.
- CSURKA, G., C. BRAY, C. DANCE et L. FAN. 2004, «Visual categorization with bags of key-points», *Workshop on Statistical Learning in Computer Vision, ECCV*, p. 1–22.
- DALAL, N. et B. TRIGGS. 2005, «Histograms of oriented gradients for human detection», dans *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005), 20-26 June 2005, San Diego, CA, USA*, p. 886–893.
- DAS, M., R. MANMATHA et E. M. RISEMAN. 1999, «Indexing flower patent images using domain knowledge», *IEEE Intelligent Systems*, vol. 14, n° 5, p. 24–33.
- DONG, Y., S. GAO, K. TAO, J. LIU et H. WANG. 2014, «Performance evaluation of early and late fusion methods for generic semantics indexing», *Pattern Anal. Appl.*, vol. 17, n° 1, p. 37–50.
- DUIN, R. P. W. et D. M. J. TAX. 2000, *Multiple Classifier Systems : First International Workshop, MCS 2000 Cagliari, Italy, June 21–23, 2000 Proceedings*, chap. Experiments with Classifier Combining Rules, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, p. 16–29.
- ENFICIAUD, R. et S. MOUINE. 2012, «Landmark extraction from leaves with palmate venation - application to grape.», dans *ICPRAM (2)*, édité par P. L. Carmona, J. S. Sanchez et A. L. N. Fred, SciTePress, ISBN 978-989-8425-99-7, p. 520–524.
- EPSHTEIN, B. et S. ULLMAN. 2007, «Semantic hierarchies for recognizing objects and parts», dans *2007 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007), 18-23 June 2007, Minneapolis, Minnesota, USA*, p. 1–8.
- FAUQUEUR, J. et N. BOUJEMAA. 2004, «Region-based image retrieval : fast coarse segmentation and fine color description.», *J. Vis. Lang. Comput.*, vol. 15, n° 1, p. 69–95.
- FELZENSZWALB, P. F. et J. D. SCHWARTZ. 2007, «Hierarchical matching of deformable shapes», dans *2007 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007), 18-23 June 2007, Minneapolis, Minnesota, USA*, p. 1–8.
- FERECATU, M. 2005, *Image retrieval with active relevance feedback using both visual and keyword-based descriptors*, thèse de doctorat, Université de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines.
- FIDLER, S. et A. LEONARDIS. 2007, «Towards scalable representations of object categories : Learning a hierarchy of parts», dans *2007 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007), 18-23 June 2007, Minneapolis, Minnesota, USA*, p. 1–8.

- FIEL, S. et R. SABLATNIG. 2011, «Automated identification of tree species from images of the bark, leaves and needles», dans *Proc. of 16th Computer Vision Winter Workshop*, p. 67–74.
- FLORINDO, J. B., A. R. BACKES et O. M. BRUNO. 2010, «Leaves shape classification using curvature and fractal dimension.», dans *ICISP, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6134, édité par A. Elmoataz, O. Lezoray, F. Nouboud, D. Mammass et J. Meunier, Springer, ISBN 978-3-642-13680-1, p. 456–462.
- FU, H. et Z. CHI. 2003, «A two-stage approach for leaf vein extraction», dans *Neural Networks and Signal Processing, 2003. Proceedings of the 2003 International Conference on*, vol. 1, p. 208–211 Vol.1.
- GAGE, E. et P. WILKIN. 2008, «A morphometric study of species delimitation in *sternbergia lutea* (alliaceae, amaryllidoideae) and its allies s. *sicula* and s. *greuteriana*», *Botanical Journal of the Linnean Society*, vol. 158, n° 3, p. 460–469, ISSN 1095-8339.
- GOËAU, H., P. BONNET et A. JOLY. 2015, «LifeCLEF Plant Identification Task 2015», dans *CLEF 2015, CLEF2015 working notes*, vol. 1391, édité par CEUR-WS, toulouse, France.
- GOËAU, H., P. BONNET, A. JOLY, N. BOUJEMAA, D. BARTHELEMY, J.-F. MOLINO, P. BIRNBAUM, E. MOUYSSSET et M. PICARD. 2011, «The clef 2011 plant images classification task.», dans *CLEF (Notebook Papers/Labs/Workshop), CEUR Workshop Proceedings*, vol. 1177, édité par V. Petras, P. Forner et P. D. Clough, CEUR-WS.org, ISBN 978-88-904810-1-7.
- GOËAU, H., P. BONNET, A. JOLY, I. YAHIAOUI, D. BARTHELEMY et J.-F. MOLINO. 2012a, «The imageclef 2012 plant identification task», dans *CLEF 2012 Evaluation Labs and Workshop*, Rome, Italy.
- GOËAU, H., P. BONNET, B. JULIEN, V. BAKIC, A. JOLY et J.-F. MOLINO. 2012b, «Multi-organ plant identification», dans *ACM International Workshop on Multimedia Analysis for Ecological Data*, Nara, Japan, p. 41–44.
- GOËAU, H., A. JOLY, P. BONNET, S. SELMI, J.-F. MOLINO, D. BARTHÉLÉMY et N. BOUJEMAA. 2014, «LifeCLEF Plant Identification Task 2014», dans *CLEF2014 Working Notes. Working Notes for CLEF 2014 Conference, Sheffield, UK, September 15-18, 2014*, édité par L. Cappellato, N. Ferro, M. Halvey et W. Kraaij, CEUR Workshop Proceedings, CEUR-WS, p. 598–615.
- GOËAU, H., A. JOLY, S. SELMI, P. BONNET, E. MOUYSSSET, L. JOYEUX, J.-F. MOLINO, P. BIRNBAUM, D. BARTHELEMY et N. BOUJEMAA. 2011, «Visual-based plant species identification from crowdsourced data», dans *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia*, MM '11, ACM, New York, NY, USA, ISBN 978-1-4503-0616-4, p. 813–814.

- GOËAU, H., A. JOLY, I. YAHIAOUI, P. BONNET et E. MOUYSSET. 2011, «Participation of INRIA & Pl@ntNet to ImageCLEF 2011 plant images classification task», dans *ImageCLEF 2011*, Amsterdam, Netherlands, p. 0–0.
- GOUVEIA, F., V. FILIPE, M. REIS, C. COUTO et J. BULAS-CRUZ. 1997, «Biometry : the characterisation of chestnut-tree leaves using computer vision», dans *Industrial Electronics, 1997. ISIE '97., Proceedings of the IEEE International Symposium on*, p. 757–760 vol.3.
- GOWER, J. C. et G. B. DIJKSTERHUIS. 2004, *Procrustes problems, Oxford Statistical Science Series*, vol. 30, Oxford University Press, Oxford, UK.
- GRIFFIN, G. et P. PERONA. 2008, «Learning and using taxonomies for fast visual categorization.», dans *CVPR*, IEEE Computer Society, ISBN 978-1-4244-2242-5, p. 1–8.
- GROUP, L. A. W. 1999, *Manual of Leaf Architecture : Morphological Description and Categorization of Dicotyledonous and Net-veined Monocotyledonous Angiosperms*, Leaf Architecture Working Group, ISBN 9780967755403.
- HAIBIN, G. A., G. AGARWAL, H. LING, D. JACOBS, S. SHIRDHONKAR, W. J. KRESS, R. RUSSELL, P. BELHUMEUR, A. DIXIT, S. FEINER, D. MAHAJAN, K. SUNKAVALLI, R. RAMAMOORTHY et S. WHITE. 2006, «First steps toward an electronic field guide for plants», *Taxon*, vol. 55, p. 597–610.
- HAMID, R. et J. THOM. 2011, «Rmit at imageclef 2011 plant identification task», dans *Working notes of CLEF 2011 conference*.
- HARALICK, R. M., K. S. SHANMUGAM et I. DINSTEN. 1973, «Textural features for image classification.», *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 3, n° 6, p. 610–621.
- HONG, A.-X., G. CHEN, J.-L. LI, Z.-R. CHI et D. ZHANG. 2004, «A flower image retrieval method based on roi feature», *Journal of Zhejiang University Science*, vol. 5, n° 7, p. 764–772.
- JOLY, A. et O. BUISSON. 2011, «Random maximum margin hashing», dans *Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR '11, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, ISBN 978-1-4577-0394-2, p. 873–880.
- JOVIĆ, M., Y. HATAKEYAMA, F. DONG et K. HIROTA. 2006, «Image retrieval based on similarity score fusion from feature similarity ranking lists», dans *Proceedings of the Third International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, FSKD'06, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, ISBN 3-540-45916-2, 978-3-540-45916-3, p. 461–470.
- KADIR, A. 2015, «Leaf identification using fourier descriptors and other shape features», *Gate to Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, n° 1, p. 3–7.

- KITTLER, J., M. HATEF, R. P. W. DUIN et J. MATAS. 1998, «On combining classifiers», *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 20, n° 3, p. 226–239, ISSN 0162-8828.
- KRIZHEVSKY, A., I. SUTSKEVER et G. E. HINTON. 2012, «Imagenet classification with deep convolutional neural networks», dans *Advances in Neural Information Processing Systems 25*, édité par F. Pereira, C. Burges, L. Bottou et K. Weinberger, Curran Associates, Inc., p. 1097–1105.
- KUHL, F. P. et C. R. GIARDINA. 1982, «Elliptic fourier features of a closed contour», *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 18, n° 3, p. 236 – 258.
- KUMAR, N., P. N. BELHUMEUR, A. BISWAS, D. W. JACOBS, W. J. KRESS, I. C. LOPEZ et J. V. B. SOARES. 2012, «Leafsnap : A computer vision system for automatic plant species identification.», dans *ECCV (2)*, édité par A. W. Fitzgibbon, S. Lazebnik, P. Perona, Y. Sato et C. Schmid, Lecture Notes in Computer Science, Springer, ISBN 978-3-642-33708-6, p. 502–516.
- LAGA, H., S. KURTEK, A. SRIVASTAVA et S. J. MIKLAVCIC. 2014, «Landmark-free statistical analysis of the shape of plant leaves», *Journal of Theoretical Biology*, vol. 363, p. 41 – 52.
- LI, Y., Z. CHI et D. D. FENG. 2006, «Leaf vein extraction using independent component analysis.», dans *SMC, IEEE*, ISBN 1-4244-0099-6, p. 3890–3894.
- LING, H. et D. W. JACOBS. 2007, «Shape classification using the inner-distance», *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 29, p. 286–299.
- LIU, H., W. LIU et L. LATECKI. 2010, «Convex shape decomposition», dans *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, p. 97–104.
- LIU, J., A. KANAZAWA, D. W. JACOBS et P. N. BELHUMEUR. 2012, «Dog breed classification using part localization.», dans *ECCV (1), Lecture Notes in Computer Science*, vol. 7572, édité par A. W. Fitzgibbon, S. Lazebnik, P. Perona, Y. Sato et C. Schmid, Springer, ISBN 978-3-642-33717-8, p. 172–185.
- LOWE, D. G. 1999, «Object recognition from local scale-invariant features», dans *Proceedings of the International Conference on Computer Vision - Volume 2 - Volume 2, ICCV '99*, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, ISBN 0-7695-0164-8, p. 1150–1157.
- MACLEOD, N. 2005, «Shape models as a basis for morphological analysis in paleobiological systematics : dicotyledonous leaf physiography», *Bulletins of American Paleontology*, p. 219–238.
- MAILLOT, N. et M. THONNAT. 2008, «Ontology based complex object recognition.», *Image Vision Comput.*, vol. 26, n° 1, p. 102–113.
- MINGQIANG, Y., K. K. IDIYO et R. JOSEPH. 2008, «A Survey of Shape Feature Extraction Techniques», *Pattern Recognition, Peng-Yeng Yin (Ed.) (2008) 43-90*, p. 43–90.

- MIZUNO, S., K. NODA, N. EZAKI, H. TAKIZAWA et S. YAMAMOTO. 2007, «Detection of wilt by analyzing color and stereo vision data of plant.», dans *MIRAGE, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4418, édité par A. Galalowicz et W. Philips, Springer, ISBN 978-3-540-71456-9, p. 400–411.
- MOHAN, A., C. PAPAGEORGIOU et T. POGGIO. 2001, «Example-based object detection in images by components», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, p. 349–361.
- MOKHTARIAN, F. et S. ABBASI. 2004, «Matching shapes with self-intersections :application to leaf classification», *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 13, n° 5, p. 653–661, ISSN 1057-7149.
- MOKHTARIAN, F. et A. MACKWORTH. 1986, «Scale-based description and recognition of planar curves and two-dimensional shapes», *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. PAMI-8, n° 1, p. 34–43, ISSN 0162-8828.
- MOKHTARIAN, F. et A. K. MACKWORTH. 1992, «A theory of multiscale, curvature-based shape representation for planar curves», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n° 8, p. 789–805.
- MOUINE, S., I. YAHIAOUI et A. VERROUST-BLONDET. 2012a, «Advanced shape context for plant species identification using leaf image retrieval», dans *Proceedings of the 2Nd ACM International Conference on Multimedia Retrieval, ICMR '12*, ACM, New York, NY, USA, ISBN 978-1-4503-1329-2, p. 49 :1–49 :8.
- MOUINE, S., I. YAHIAOUI et A. VERROUST-BLONDET. 2012b, «Advanced shape context for plant species identification using leaf image retrieval», dans *Proceedings of the 2Nd ACM International Conference on Multimedia Retrieval, ICMR '12*, ACM, New York, NY, USA, ISBN 978-1-4503-1329-2, p. 49 :1–49 :8.
- MOUINE, S., I. YAHIAOUI et A. VERROUST-BLONDET. 2013, «A shape-based approach for leaf classification using multiscaletriangular representation», dans *Proceedings of the 3rd ACM Conference on International Conference on Multimedia Retrieval, ICMR '13*, ACM, New York, NY, USA, ISBN 978-1-4503-2033-7, p. 127–134.
- MULLEN, R. J., D. N. MONEKOSSO, S. BARMAN, P. REMAGNINO et P. WILKIN. 2008, «Artificial ants to extract leaf outlines and primary venation patterns», dans *Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence, 6th International Conference, ANTS 2008, Brussels, Belgium, September 22-24, 2008. Proceedings*, p. 251–258.
- MZOUGH, O., I. YAHIAOUI et N. BOUJEMAA. 2012, «Alignment of 2d objects for shape interpretation.», dans *WIAMIS, IEEE*, ISBN 978-1-4673-0791-8, p. 1–4.

- MZOUGH, O., I. YAHIAOUI, N. BOUJEMAA et E. ZAGROUBA. 2013, «Advanced tree species identification using multiple leaf parts image queries», dans *20th IEEE International Conference on Image Processing*, IEEE, Melbourne, Australie.
- NAM, Y., E. HWANG et D. KIM. 2005, «Clover : A mobile content-based leaf image retrieval system.», dans *ICADL, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3815, édité par E. A. Fox, E. J. Neuhold, P. Premsmit et V. Wuwongse, Springer, ISBN 3-540-30850-4, p. 139–148.
- NAM, Y., E. HWANG et D. KIM. 2008, «A similarity-based leaf image retrieval scheme : Joining shape and venation features.», *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, n° 2, p. 245–259.
- NANNI, L., A. LUMINI et S. BRAHNAM. 2012, «Survey on lbp based texture descriptors for image classification», *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, n° 3, p. 3634–3641, ISSN 0957-4174.
- NETO, J. A. C., G. E. MEYER, D. D. JONES et A. K. SAMAL. 2006, «Plant species identification using elliptic fourier leaf shape analysis», *Comput. Electron. Agric.*, vol. 50, n° 2, p. 121–134, ISSN 0168-1699.
- NILSBACK, M.-E. et A. ZISSERMAN. 2008, «Automated flower classification over a large number of classes», dans *Computer Vision, Graphics Image Processing, 2008. ICVGIP '08. Sixth Indian Conference on*, p. 722–729.
- OJALA, T., M. PIETIKAINEN et T. MAENPAA. 2002a, «Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns.», *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, n° 7, p. 971–987.
- OJALA, T., M. PIETIKÄINEN et T. MÄENPÄÄ. 2002b, «Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns», *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, n° 7, p. 971–987, ISSN 0162-8828.
- OTSU, N. 1979, «A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms», *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 9, n° 1, p. 62–66.
- PARK, J., E. HWANG et Y. NAM. 2008, «Utilizing venation features for efficient leaf image retrieval.», *Journal of Systems and Software*, vol. 81, n° 1, p. 71–82.
- PLOTZE, R. O., M. FALVO, J. G. PÁDUA, L. C. BERNACCI, M. L. C. VIEIRA, G. C. X. OLIVEIRA et O. M. BRUNO. 2005, «Leaf shape analysis using the multiscale minkowski fractal dimension, a new morphometric method : a study with passiflora (passifloraceae)», *Canadian Journal of Botany*, vol. 83, p. 287–301.
- QIAN, R. J., P. J. L. VAN BEEK et M. I. SEZAN. 2000, «Image retrieval using blob histograms.», dans *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (I)*, IEEE Computer Society, ISBN 0-7803-6536-4, p. 125–128.

- RAMOS, E. et D. S. FERNÁNDEZ. 2009, «Classification of leaf epidermis microphotographs using texture features», *Ecological Informatics*, vol. 4, n° 3, p. 177 – 181, ISSN 1574-9541.
- ROSCH, E., C. B. MERVIS, W. D. GRAY, D. M. JOHNSON et P. BOYES-BRAEM. 1976, «Basic objects in natural categories», *COGNITIVE PSYCHOLOGY*.
- RUTA, D. et B. GABRYS. 2000, «An Overview of Classifier Fusion Methods», *Computing and Information Systems*, vol. 7, n° 1, p. 1–10.
- SFAR, A. R., N. BOUJEMAA et D. GEMAN. 2013a, «Identification of plants from multiple images and botanical idkeys.», dans *ICMR*, édité par R. Jain, B. Prabhakaran, M. Worring, J. R. Smith et T.-S. Chua, ACM, ISBN 978-1-4503-2033-7, p. 191–198.
- SFAR, A. R., N. BOUJEMAA et D. GEMAN. 2013b, «Vantage feature frames for fine-grained categorization», dans *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, OR, USA, June 23-28, 2013*, p. 835–842.
- SIRAVENHA, A. C. Q. et S. R. CARVALHO. 2015, «Exploring the use of leaf shape frequencies for plant classification», dans *28th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images, SIBGRAPI 2015, Salvador, Bahia, Brazil, August 26-29, 2015*, p. 297–304.
- SNELICK, R., M. INDOVINA, J. YEN et A. MINK. 2003, «Multimodal biometrics : Issues in design and testing», dans *Proceedings of the 5th International Conference on Multimodal Interfaces, ICMI '03*, ACM, New York, NY, USA, ISBN 1-58113-621-8, p. 68–72.
- SÖDERKVIST, O. J. O. 2001, *Computer Vision Classification of Leaves from Swedish Trees*, mémoire de maîtrise, Linköping University, SE-581 83 Linköping, Sweden. LiTH-ISY-EX-3132.
- SONKA, M., V. HLAVAC et R. BOYLE. 2007, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, Thomson-Engineering, ISBN 049508252X.
- SRIVASTAVA, A., E. KLASSEN, S. JOSHI et I. JERMYN. 2011, «Shape analysis of elastic curves in euclidean spaces», *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 33, n° 7, p. 1415–1428.
- SUK, T., J. FLUSSER et P. NOVOTNÝ. 2013, «Comparison of leaf recognition by moments and fourier descriptors.», dans *CAIP (1), Lecture Notes in Computer Science*, vol. 8047, édité par R. C. Wilson, E. R. Hancock, A. G. Bors et W. A. P. Smith, Springer, ISBN 978-3-642-40260-9, p. 221–228.
- SUN, K. et B. SUPER. 2005, «Classification of contour shapes using class segment sets», dans *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, vol. 2, ISSN 1063-6919, p. 727–733 vol. 2.
- TOUSCH, A.-M., S. HERBIN et J.-Y. AUDIBERT. 2012, «Semantic hierarchies for image annotation : A survey», *Pattern Recogn.*, vol. 45, n° 1, p. 333–345, ISSN 0031-3203.

- TRAISSER, C., S. KLOTZ, D. UHL et V. MOSBRUGGER. 2005, «Environmental signals from leaves – a physiognomic analysis of european vegetation», *New Phytologist*, vol. 166, n° 2, p. 465–484, ISSN 1469-8137.
- VILLENA-ROMÁN, J., S. LANA-SERRANO et J. C. G. CRISTÓBAL. 2011, «Daedalus at imageclef 2011 plant identification task : Using sift keypoints for object detection», dans *CLEF (Notebook Papers/Labs/Workshop)*, édité par V. Petras, P. Forner et P. D. Clough, ISBN 978-88-904810-1-7.
- WAN, L. 2009, «Parts-based 2d shape decomposition by convex hull», dans *IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications, SMI 2009, Beijing, China, 26-28 June 2009*, p. 89–95.
- WANG, B., D. BROWN, Y. GAO et J. L. SALLE. 2015, «March : Multiscale-arch-height description for mobile retrieval of leaf images», *Information Sciences*, vol. 302, p. 132 – 148.
- WANG, B. et Y. GAO. 2014, «Hierarchical string cuts : A translation, rotation, scale, and mirror invariant descriptor for fast shape retrieval», *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 23, n° 9, p. 4101–4111, ISSN 1057-7149.
- WANG, S. et J. Z. PAN. 2006, «Integrating and querying parallel leaf shape descriptions», dans *The Semantic Web - ISWC 2006, 5th International Semantic Web Conference, ISWC 2006, Athens, GA, USA, November 5-9, 2006, Proceedings*, p. 668–681.
- WANG, X., B. FENG, X. BAI, W. LIU et L. JAN LATECKI. 2014, «Bag of contour fragments for robust shape classification», *Pattern Recogn.*, vol. 47, n° 6, p. 2116–2125, ISSN 0031-3203.
- WANG, X., D.-S. HUANG, J.-X. DU, H. XU et L. HEUTTE. 2008, «Classification of plant leaf images with complicated background.», *Applied Mathematics and Computation*, vol. 205, n° 2, p. 916–926.
- WANG, Z., Z. CHI et D. FENG. 2003, «Shape based leaf image retrieval», *VISP*, p. 34 – 43.
- WILKIN, P. 1999, «A morphometric study of dioscorea quartiniana (dioscoreaceae)», *Kew Bulletin*, vol. 54, n° 1, p. 1–18, ISSN 00755974, 1874933X.
- WU, S. G., F. S. BAO, E. Y. XU, Y. WANG, Y.-F. CHANG et Q.-L. XIANG. 2007, «A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic neural network», *CoRR*, vol. abs/0707.4289.
- YAHIAOUI, I., O. MZOUGHFI et N. BOUJEMAA. 2012, «Leaf shape descriptor for tree species identification.», dans *ICME*, IEEE Computer Society, ISBN 978-1-4673-1659-0, p. 254–259.

YANIKOGLU, B. A., E. APTOULA et C. TIRKAZ. 2011, «Sabanci-okan system at imageclef 2011 : Plant identification task.», dans *CLEF (Notebook Papers/Labs/Workshop)*, *CEUR Workshop Proceedings*, vol. 1177, édité par V. Petras, P. Forner et P. D. Clough, CEUR-WS.org, ISBN 978-88-904810-1-7.

YANIKOGLU, B. A., E. APTOULA et C. TIRKAZ. 2012, «Sabanci-okan system at imageclef 2012 : Combining features and classifiers for plant identification», dans *CLEF 2012 Evaluation Labs and Workshop*, Rome, Italy.

ZHANG, D. et G. LU. 2005, «Study and evaluation of different fourier methods for image retrieval», *Image Vision Comput.*, vol. 23, n° 1, p. 33–49.

Liste des publications

- Olfa Mzoughi, Itheri Yahiaoui, Nozha Boujemaa, and Ezzeddine Zagrouba. Semantic-based automatic structuring of leaf images for advanced plant species identification. *Multimedia Tools Appl*, 2015a.
- Olfa Mzoughi, Itheri Yahiaoui, Nozha Boujemaa, and Ezzeddine Zagrouba. Semantic shape models for leaf species identification. In *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems ACIVS*, 2015b.
- Olfa Mzoughi, Itheri Yahiaoui, Nozha Boujemaa, and Ezzeddine Zagrouba. Multiple leaflets-based identification approach for compound leaf species. In *International Workshop on Environmental Multimedia Retrieval co-located with ACM International Conference on Multimedia Retrieval, EMR@ICMR*, 2014.
- Olfa Mzoughi, Itheri Yahiaoui, Nozha Boujemaa, and Ezzeddine Zagrouba. Automated semantic leaf image categorization by geometric analysis. In *IEEE International Conference on Multimedia and Expo ICME*, 2013a.
- Olfa Mzoughi, Itheri Yahiaoui, Nozha Boujemaa, and Ezzeddine Zagrouba. Advanced tree species identification using multiple leaf parts image queries. In *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2013b.
- Olfa Mzoughi, Itheri Yahiaoui, and Nozha Boujemaa. Petiole shape detection for advanced leaf identification. In *International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2012a.
- Itheri Yahiaoui, Olfa Mzoughi, and Nozha Boujemaa. Leaf shape descriptor for tree species identification. In *International Conference on Multimedia and Expo ICME*, 2012.
- Olfa Mzoughi, Itheri Yahiaoui, and Nozha Boujemaa. Extraction of leaf parts by image analysis. In *International Conference on Image Analysis and Recognition ICIAR*, 2012b.
- Olfa Mzoughi, Itheri Yahiaoui, and Nozha Boujemaa. Alignment of 2d objects for shape interpretation. In *International Workshop on Image and Audio Analysis for Multimedia Interactive services WIAMIS*, 2012c.