HAL
open science

Evaluation de l'adhérence au contact roue-rail par analyse d'images spectrales

Claire Nicodeme

To cite this version:

Claire Nicodeme. Evaluation de l'adhérence au contact roue-rail par analyse d'images spectrales. Traitement des images [eess.IV]. Université Paris sciences et lettres, 2018. Français. NNT : 2018PSLEM024 . tel-02138055

HAL Id: tel-02138055

https://pastel.hal.science/tel-02138055

Submitted on 23 May 2019

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

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

PSL UNIVERSITÉ PARIS

THÈSE DE DOCTORAT
DE L'UNIVERSITÉ PSL

Préparée à MINES ParisTech

Evaluation de l'adhérence au contact roue-rail par analyse d'images spectrales

Soutenue par
Claire NICODEME
Le 04 Juillet 2018

Ecole doctorale n° 432
Sciences des Métiers de l'Ingénieur

Spécialité
Informatique temps réel, robotique et automatique

Composition du jury :

Bernadette, DORIZZI Directrice de recherche, TELECOM SudParis	*Présidente*
Florence, ROSSANT Professeur, ISEP	*Rapporteur*
Antoine, MANZANERA Maître de Conférence, ENSTA ParisTech	*Rapporteur*
Bogdan, STANCIULESCU Maître de Conférence, MINES ParisTech	*Examinateur*
Said, EL FASSI Ingénieur, SNCF	*Examinateur*
Arnaud, DE LA FORTELLE Professeur, MINES ParisTech	*Directeur de thèse*

MINES ParisTech | PSL

REMERCIEMENTS

Je ne pourrais pas commencer mes remerciements sans nommer Arnaud DE LA FORTELLE, mon directeur de thèse et directeur du laboratoire CAOR à Mines ParisTech. Il m'a d'abord aidée et soutenue lors de la mise en place du dossier de thèse, qui a été un travail de longue haleine. Et, malgré son emploi du temps surchargé et son année « sabatique » à Stanford University, il a toujours trouvé le temps de répondre à mes sollicitations.

J'adresse une pensée toute particulière à Said EL FASSI, mon encadrant de thèse chez SNCF et chef de projet MOE NExTEO. Il m'a permis d'être autonome tout en assurant la bonne tenue de route du projet. C'est aussi lui qui m'a donné l'opportunité d'aller présenter à travers des articles mes résultats à l'international, d'échanger avec des ingénieurs et docteurs de nationalités variées sur des méthodes de travail et de développer mon ouverture d'esprit. Enfin, nos échanges d'abord espacés sont devenus de plus en plus réguliers puis presque quotidien pendant la période cruciale de rédaction : je lui suis reconnaissante d'avoir été un relecteur efficace, exigeant et, comme il le dit lui-même avec malice, « *pinailleur* ».

Je remercie Bogdan STANCIULESCU, co-encadrant aux Mines, pour son intérêt et son soutien, sa grande disponibilité et ses nombreux conseils tout au long de ma thèse. Les orientations qu'il a données au sujet ont permis l'atteinte de résultats répondant aux besoins de l'industriel.

Ce travail n'aurait pas été possible sans le soutien de la SNCF et de l'école Mines ParisTech qui m'ont permis, grâce à une collaboration CIFRE réussie, de me consacrer sereinement à l'élaboration de ma thèse. A tous ceux qui préfèrent l'anonymat et qui m'ont aidée durant ces trois années, merci.

Je remercie aussi Marc LENNON (Hytech Imaging). D'une part parce qu'il a rendu possible une partie de nos expérimentations grâce au partenariat monté dans le cadre de la thèse. D'autre part pour ses qualités humaines et sa pédagogie. J'ai beaucoup appris des discussions techniques que nous avons eues et son retour d'expérience était particulièrement stimulant. Je recommande à quiconque intéressé par le domaine de lire sa thèse qui est une véritable bibliothèque de connaissances et de références.

Je remercie chaleureusement Florence ROSSANT et Antoine MANZANERA d'avoir accepté de relire cette thèse et d'en être rapporteurs. La version finale de ce mémoire a bénéficié de leur lecture très attentive et de leurs remarques précieuses. Je tiens à remercier Bernadette DORIZZI d'avoir accepté d'être présidente du jury.

Enfin, au terme de ce parcours, je remercie les personnes qui me sont chères et que j'ai quelque peu délaissées ces derniers mois pour achever ce manuscrit. Leurs attentions et encouragements m'ont accompagnée tout au long de ces années. Je suis notamment redevable :

- à ma famille pour son soutien sans faille.
- aux amis pour les sorties, les fous rire et les moments de détentes, rares mais tellement précieux.

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS 3
RESUME 9
ABSTRACT 10
INTRODUCTION GENERALE 11
CHAPITRE 1 : CONTACT ROUE-RAIL ET TRIBOLOGIE 14
1 Introduction 15
2 Historique ferroviaire et contexte 15
3 Frottement, adhérence, glissement 17
4 Anatomie du véhicule ferroviaire et de la voie 18
4.1 Le bogie, l'essieu et la roue 19
4.2 Le rail à patin 20
5 Modèle du contact roue-rail 21
5.1 Problème normal, ellipse de Hertz 22
5.2 Contact tangentiel, théories de Carter et de Kalker 23
5.2.1 Théorie de Carter 23
5.2.2 Théorie simplifiée de Kalker 24
5.2.3 Théorie complète de Kalker 24
5.3 Facteurs de perte d'adhérence 25
5.4 Impact de la perte d'adhérence 26
5.5 Méthodes existantes de gestion de la perte d'adhérence 27
5.5.1 Nettoyage des voies 27
5.5.2 Sablage 29
5.5.3 Anti-enrayeurs 29
5.5.4 Action sur la conduite et les abords de voies 29
6 Limitation de l'existant et ouverture 30
7 Description succincte du système 31
7.1 Montage type « Surveille » 31
7.2 Protection de la caméra en roulement 32
7.3 Traitements 32
8 Impacts 32
8.1 Métiers : maintenance et exploitation 32
8.2 Ecosystème SNCF 32
8.3 Vers un train autonome 32
9 Conclusion 33
CHAPITRE 2 : SPECTROSCOPIE ET CARACTERISATION DE MATERIAUX 35
1 Introduction 36

2 Spectroscopie 37
2.1 Caractérisation d'un spectromètre 38
2.2 Notions de réflectances 39
2.2.1 Réflectance Bidirectionnelle (BRDF) ou pseudo-réflectance 39
2.2.2 Réflectance hémisphérique 41
3 Acquisitions des données 42
3.1 Mesures en réflectance hémisphérique RHD 43
3.1.1 Configuration du système d'acquisition 43
3.1.2 Mesures en réflectance hémisphérique-directionnelle 44
3.2 Mesures directionnelles BRDF dites de pseudo-réflectance 46
3.2.1 Configuration du banc de mesures laser (BRDF) 46
3.2.2 Exemple de spectres obtenus 47
3.2.3 Mesures en BRDF 47
4 Caractérisation des matériaux par analyse spectroscopique 50
4.1 Spectroscopie différentielle 50
4.1.1 Définition 50
4.1.2 Lissage des courbes et calcul des dérivés 50
4.1.3 Les propriétés des courbes de dérivées 52
4.1.4 Résultats 53
4.2 Suppression du continuum 54
5 Courbes spectrale et adhérence 59
6 Conclusion 60
CHAPITRE 3 : SYSTEME ET CALIBRATION 61
1 Système de vision 62
1.1 Etude préliminaire des technologies existantes d'imageurs spectraux 63
1.1.1 Caméra ponctuelle : imageur à balayage de point 63
1.1.2 Caméra linéaire : imageur à balayage de lignes (spatial) 63
1.1.3 Caméra matricielle : imageur à balayage de fréquence (spectral) 65
1.1.4 Caméra matricielle : imageur sans balayage (snapshot) 66
1.2 Choix du capteur et système d'acquisition 68
1.2.1 Capteur CMOS 69
1.2.2 Matériels spectraux 69
2 Calibration 74
2.1 Offset 74
2.2 Caractérisation des fréquences d'acquisition 75
2.2.1 Réponse des filtres 75
2.2.2 Efficacité quantique et harmonique d'ordre 2 76
2.3 Construction des cubes images et dématriçage 77
2.3.1 Multispectral Filter Array (MSFA) 78
2.3.2 Dématriçage multispectral 78
2.3.3 Méthodes de dématriçage implémentées 79
2.3.4 Comparaison des méthodes 82
2.4 Suppression de l'influence de la lumière (SIL) 84

2.5 Correction du vignettage (CV) 84
2.6 Résultats 86
3 Conclusion 87
CHAPITRE 4 : ANALYSE DANS L'ESPACE IMAGE : PREMIERE APPROCHE 88
1 Espace de représentation 89
1.1 Présentation 89
1.2 Espace image 90
1.3 Normes 90
2 Réduction du bruit 91
2.1 Par morphologie mathématique 91
2.2 Par diffusion anisotrope 91
3 Détection de contours 92
4 Détection d'anomalies 93
4.1 RX detector 93
4.2 Gaussian Mixture Model (GMM) 94
4.3 Cas particulier de la détection de spécularité 95
5 Application aux images ferroviaires 96
5.1 Réduction du bruit 96
5.2 Détection de contours 97
5.3 Anomalie du rail : les spécularités 98
6 Conclusion 100
CHAPITRE 5 : CLASSIFICATION SPECTRALE DES DONNEES 101
1 Banque d'images 102
2 Méthode à vecteurs support 103
2.1 Introduction 103
2.2 Bases théoriques des SVM 104
2.3 Classification linéaire 104
2.4 Classification non-linéaire 106
2.5 Classification multi-classes 108
3 Séparation aveugle de sources (SAS) 109
3.1 Type de mélanges usuels 109
3.1.1 Mélanges linéaires 110
3.1.2 Mélanges non-linéaires 111
3.1.3 Conclusion 111
3.2 Méthode pour les mélanges linéaires instantanés 111
3.2.1 Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) 111
3.2.2 Analyse en Composantes Principales ACP (en : PCA) 113

3.2.3 Analyse par méthode des K-moyennes (en : K-means) ... 113
3.2.4 Autres méthodes ... 115
4 Etat de l'art NMF ... 115
4.1 NMF : existence et unicité des solutions ... 116
4.1.1 Solutions ... 116
4.1.2 Fonction coût ... 117
4.2 Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF) sans contrainte ... 118
4.2.1 Algorithme de descente du gradient ... 118
4.2.2 Algorithme à mise à jour multiplicative ou algorithme multiplicatif ... 118
4.2.3 Algorithme des moindres carrés ... 119
4.3 Factorisation en Matrice Non-négative sous contrainte ... 119
4.3.1 Unicité de la O-NMF ... 120
4.3.2 O-NMF unilatérales ... 120
4.3.3 O-NMF bilatérale ou tri-facteurs ... 121
4.4 Démixage et clustering ... 121
4.4.1 Matrice d'abondance ... 122
4.4.2 Spectral Angle Mapper (SAM) ... 123
5 Conclusion ... 124
CHAPITRE 6 : SEGMENTATION D'IMAGES, DETECTION ET RECONNAISSANCE DE POLLUANTS POUR L'EVALUATION DE L'ADHERENCE ... 125
1 Introduction ... 126
2 Mesures de performances ... 128
2.1 Matrice de confusion ... 128
2.2 Précision/Rappel ... 128
3 Méthode de classification supervisée par SVM ... 129
3.1 Fonctions noyaux expérimentées, linéaires et non-linéaires ... 130
3.2 Variation de l'équation de l'hyperplan ... 130
3.3 Résultats de la classification supervisée ... 131
4 Méthode de classification non supervisée par NMF-SAM ... 134
4.1 NMF hiérarchique de rang 2 ... 134
4.2 Implémentation de l'algorithme de classification supervisée NMF-SAM ... 138
4.3 Résultat de la classification non-supervisée ... 139
5 Efficacité des algorithmes avec et sans apprentissage préalable ... 142
5.1 Performance des SVM ... 142
5.2 Performances des NMF-SAM ... 145
6 Synthèse des résultats de détection et de reconnaissance ... 147
7 Evaluation de l'adhérence à partir des résultats de classification ... 149
8 Conclusion ... 150
CONCLUSION ET PERSPECTIVES ... 151
BIBLIOGRAPHIE ... 154

ANNEXE 160
1 Définitions de spectroscopie 160
1.1 Les différents rayonnements 160
1.1.1 Rayon Incident 160
1.1.2 Rayon transmis 160
1.1.3 Rayon absorbé 160
1.1.4 Rayon réfléchi 160
1.2 Les variables de radiométrie 160
1.2.1 Flux 160
1.2.2 Eclairement (en : Irradiance) 161
1.2.3 Luminance (en : Radiance) 161
1.2.4 Réflectance 161
1.2.5 Transmittance et absorbance 162
2 Résultats de spectroscopie obtenus avec Hytech Imaging 162
3 Color Filter Array 163
4 Interférométrie et différence de marche entre rayons consécutifs 167

RESUME

L'avantage du train depuis sa création est sa faible résistance à l'avancement du fait du contact fer-fer de la roue sur le rail conduisant à une adhérence réduite. A charge équivalente, le train consomme beaucoup moins d'énergie que les autres modes de transports. Cependant cette adhérence faible est aussi un inconvénient majeur : étant dépendante des conditions environnementales, elle est facilement altérée lors d'une pollution du rail (végétaux, corps gras, eau, etc.).

Aujourd'hui, face à des situations d'adhérence dégradée, deux types de mesures sont prises : la baisse de la vitesse des trains et un espacement entre les trains plus important. Ces mesures impactent directement les performances du système et conduisent notamment à une perte de capacité de transport.

L'objectif du projet est d'utiliser les nouvelles technologies d'imagerie pour identifier sur les rails les zones à adhérence réduite et leur cause afin d'alerter et d'adapter rapidement les comportements.

La stratégie d'étude a pris en compte les trois points suivants :

- Le système de détection, installé à bord de trains commerciaux, doit être indépendant du train.
- La détection et l'identification ne doivent pas interagir avec la pollution pour ne pas rendre la mesure obsolète. Pour ce faire le principe d'un Contrôle Non Destructif est retenu.
- La technologie d'imagerie spectrale permet de travailler à la fois dans le domaine spatial (mesure de distance, détection d'objet) et dans le domaine fréquentiel (détection et reconnaissance de matériaux par analyse de signatures spectrales).

Dans le temps imparti des trois années de thèse, nous nous sommes focalisés sur la validation du concept par des études et analyses en laboratoire, réalisables dans les locaux de SNCF Ingénierie & Projets.

Pour la réalisation d'un banc d'évaluation de concept, le choix d'un capteur (CMOS), d'un élément spectral (filtres de Fabry-Pérot) et d'une caméra s'est orienté vers une solution non spécifique commercialisée par un industriel européen.

Au préalable, une bibliothèque de signatures spectrales de référence (obtenue par spectroscopie) de produits polluants intervenants dans le phénomène de perte d'adhérence a été créée. Dans le cadre de ces travaux, deux partenariats ont été montés, le premier avec un organisme de recherche (ONERA) et le second avec une PME française (Hytech Imaging).

Enfin, les algorithmes et méthodes de détection ont été développés en collaboration avec le Centre de Robotique - CAOR de Mines ParisTech sur des images issues de la caméra retenue. Ils permettent, à partir de l'information spectrales des données, d'appliquer des classifications supervisées et non supervisées des pixels. Ces classifications utilisent des méthodes d'apprentissage ou de séparation aveugle de sources.

Ces travaux ont été valorisés par le dépôt d'un brevet et la publication de trois articles dans des conférences IEEE.

Mots-clés : Imagerie spectrale, dématriçage, méthode à vecteurs supports, Factorisation en Matrices Non-Négatives, adhérence, spectroscopie

ABSTRACT

The advantage of the train since its creation is in its low resistance to the motion, due to the contact iron-iron of the wheel on the rail leading to low adherence. With an equivalent load, the train consumes much less energy than the other transportation systems. However this low adherence is also a major drawback: being dependent on the environmental conditions, it is easily deteriorated when the rail is polluted (vegetation, grease, water, etc).

Nowadays, when facing a deteriorated adherence, two types of measures are taken: the decrease of the trains' speed and a much wider spacing between trains. These strategies impact the performances of the system and lead to a loss of transport capacity.

The objective of the project is to use a new imaging technology to identify on the rails areas with reduced adherence and their cause in order to quickly alert and adapt the train's behaviour.

The study's strategy took into account the three following points:

- The detection system, installed on board of commercial trains, must be independent of the train.
- The detection and identification process should not interact with pollution in order to keep the measurements unbiased. To do so, we chose a Non Destructive Control method.
- Spectral imaging technology makes it possible to work with both spatial information (distance's measurement, target detection) and spectral information (material detection and recognition by analysis of spectral signatures).

In the assigned time, we focused on the validation of the concept by studies and analysis in laboratory, workable in the office at SNCF Ingénierie & Projets.

For the creation of the concept's evaluation bench, the choice of the sensor (CMOS), the spectral element (filters of Fabry-Pérot) and the camera was directed towards a nonspecific solution marketed by an European company.

Beforehand, we created a library containing reference spectral signatures (obtained by spectroscopy) of rail pollutants, interfering with train adhesion. As part of this work, two partnerships were set-up, the first one with a research organization (ONERA) and the second one with a French SME (Hytech Imaging).

Finally, the algorithms and the detection methods have been developed in collaboration with Centre de Robotique – CAOR at Mines ParisTech, on spectral images obtained by a camera chosen at the beginning of the PhD. Based on the spectral data, they lead to the supervised and the unsupervised classifications of spectral pixels. These classifications use machine learning or blind source separation.

A patent describing the method and process has been filed and published.

Key words : spectral imaging, demosaicing, Support Vector Machine SVM, Non-negative Matrix Factorization NMF, spectroscopy, adhesion

INTRODUCTION GENERALE

Le nombre de voyageurs à transporter augmente chaque année et les utilisateurs du transport ferré sont toujours plus exigeants : avoir plus de trains (augmentation de la fréquence), toujours précisément à l'heure (accroissement de la régularité), quelle que soit la saison et quelles que soient les conditions environnementales. SNCF cherche alors à augmenter le nombre de trains sur le réseau, tout en garantissant la sécurité des personnes.

Cet accroissement est facilité par l'utilisation de systèmes « communicants »: les CBTC (Communication Based Train Control). Ces systèmes, qui vont de l'aide à la conduite aux trains sans conducteur, permettent grâce à la gestion centralisée des circulations d'optimiser l'intervalle entre les trains sans pour autant dégrader la vitesse commerciale ni le niveau de sécurité. Les trains étant conduits par des automates, ces dispositifs permettent également une régulation des circulations plus fine en fournissant des consignes de vitesse précises.

La recherche de l'augmentation de la capacité de transport nécessite de réduire l'intervalle entre les trains. La sécurité des systèmes CBTC existant est basée sur le respect du domaine de marche (espace alloué à un train et ne devant pas être dépassé). La performance de ces matériels est donc liée aux caractéristiques de la distance d'arrêt des trains. Cette distance est conditionnée par la capacité de freinage qui dépend des paramètres tribologiques au contact de la roue sur le rail et du coefficient d'adhérence disponible.

Un train dépasse largement la masse de 100 tonnes. La machine pour se mouvoir prend son point d'appui sur le rail, le contact des roues formant une ellipse de très petite surface (environ la taille d'un timbre-poste). L'intérêt de cette technologie (roulement avec contact ferré de petite surface) est sa capacité à transporter de lourdes charges avec un faible besoin d'énergie. Ceci est possible grâce à un faible coefficient d'adhérence qui restreint la résistance que le rail oppose au roulement des roues. Cet avantage est aussi son inconvénient majeur puisqu'un faible coefficient d'adhérence limite les efforts transmissibles en traction et en freinage.

Le coefficient d'adhérence dépend de l'état de surface au contact roue-rail. Une pollution sur le rail modifie l'interface roue-rail et dégrade l'adhérence. Celle-ci conditionne fortement la sécurité des voyageurs, la capacité de transport et la maintenance du matériel. Lorsqu'il est trop élevé, le coefficient d'adhérence conduit à une usure accélérée de la roue et du rail. S'il est trop faible, il réduit la capacité de traction et de freinage. Il en résultera une incapacité du train à s'arrêter dans la distance prévue : un train qui n'est plus capable de freiner risque de percuter celui qui le précède. La capacité d'évaluation de l'adhérence est donc très importante, notamment pour pouvoir adapter la conduite en temps réel.

Aujourd'hui, il y a une difficulté à répondre à une situation d'adhérence dégradée en raison de l'absence de dispositif de mesure qualitative pour évaluer le besoin de moyens curatifs et / ou correctifs à mettre en place. En cas de détérioration du contact roue-rail dans une zone de circulation identifiée, l'ensemble de ces moyens existants est déployé pour pallier le problème, ce qui est excessivement coûteux, chronophage et peut mener à des interruptions de trafic.

Il y a donc une nécessité de mettre au point un dispositif technique permettant d'adapter cette réponse à une situation dégradée par l'amélioration de la connaissance des zones à risques. Ceci peut se faire par la détection en trafic de zones à adhérence réduite.

L'estimation du coefficient d'adhérence au contact roue-rail peut se faire par l'analyse sur des images spectrales des contaminants récurrents du rail (eau, corps gras et feuilles). La technologie utilisée pour ce type d'étude est appelée imagerie spectrale. Elle permet l'acquisition d'une image de l'énergie électromagnétique réfléchie par la scène observée, fournissant des données numériques spatialisées de spectroscopie. Il est ensuite possible d'extraire des signatures spectrales de surface, de les classifier et d'obtenir un niveau d'adhérence correspondant.

Les objectifs de ce travail de thèse consistent à faire la démonstration de faisabilité (Proof Of Concept POC) d'une méthode innovante d'évaluation de l'adhérence au contact roue-rail. Il s'agit de proposer une chaîne d'acquisition multispectrale ainsi que des procédures d'extraction d'information efficaces et adaptées à la détection et la classification de matériaux sur les voies ferrées.

La réalisation de ces travaux se décline en six chapitres :

- Le premier chapitre propose une introduction au domaine de la tribologie et en particulier de l'adhérence tel qu'il est traité aujourd'hui par l'entreprise ferroviaire. Bien que la thèse ne se soit pas tournée vers une approche mécanique, l'auteur a considéré qu'il était important de comprendre le contexte actuel et les difficultés liées au phénomène d'adhérence avant d'ouvrir vers le concept innovant de ses travaux.
- Le second chapitre présente le contexte photométrique de la thèse qui concerne la détection de matériaux polluants par imagerie spectrale. La faisabilité de cette détection est évaluée à partir de l'analyse de courbes de réflectance de divers matériaux correspondant au rail propre et au rail pollué (végétaux, sable, graisse), ces courbes étant obtenues par des mesures réalisées en laboratoires avec un spectromètre. Il est montré que certaines caractéristiques extraites des courbes de réflectance peuvent être utilisées avec profit pour identifier certains matériaux.
- Le troisième chapitre détaille les choix techniques et la calibration du système d'imagerie à base de caméra multispectrale. Les contraintes d'acquisition liées à la vitesse du porteur conduisent à privilégier la fréquence de capture au détriment de la résolution spectrale en choisissant une caméra matricielle de type snapshot, impliquant un entrelacement spatial des bandes de fréquences. Le choix de l'optique permet d'optimiser le champ à observer et celui de la source lumineuse permet de privilégier les longueurs d'onde pertinentes pour les matériaux étudiés.
- Le quatrième chapitre présente l'étude d'un ensemble de méthodes de traitement de l'information spatiale sur des images spectrales. Il a pour but de préparer l'extension des travaux en cours et renseigne le lecteur sur les techniques existantes.
- Le cinquième chapitre est un état de l'art détaillé des méthodes de classification qui pourraient s'appliquer à l'identification du matériau au niveau de chaque pixel à partir de vecteurs de réponses spectrales fournis par la caméra spectrale.
- Le sixième chapitre présente l'application des techniques de classification retenues aux images spectrales de rail avec ou sans polluant, ainsi que leur évaluation. Ce chapitre couvre le travail de constitution de base d'images avec vérité terrain, de codage et d'étude expérimentale.

La démarche générale appliquée pour les travaux de cette thèse est résumée dans le synoptique présenté en Figure 1. Les différentes étapes réalisées sont reprises dans les chapitres présentés précédemment.

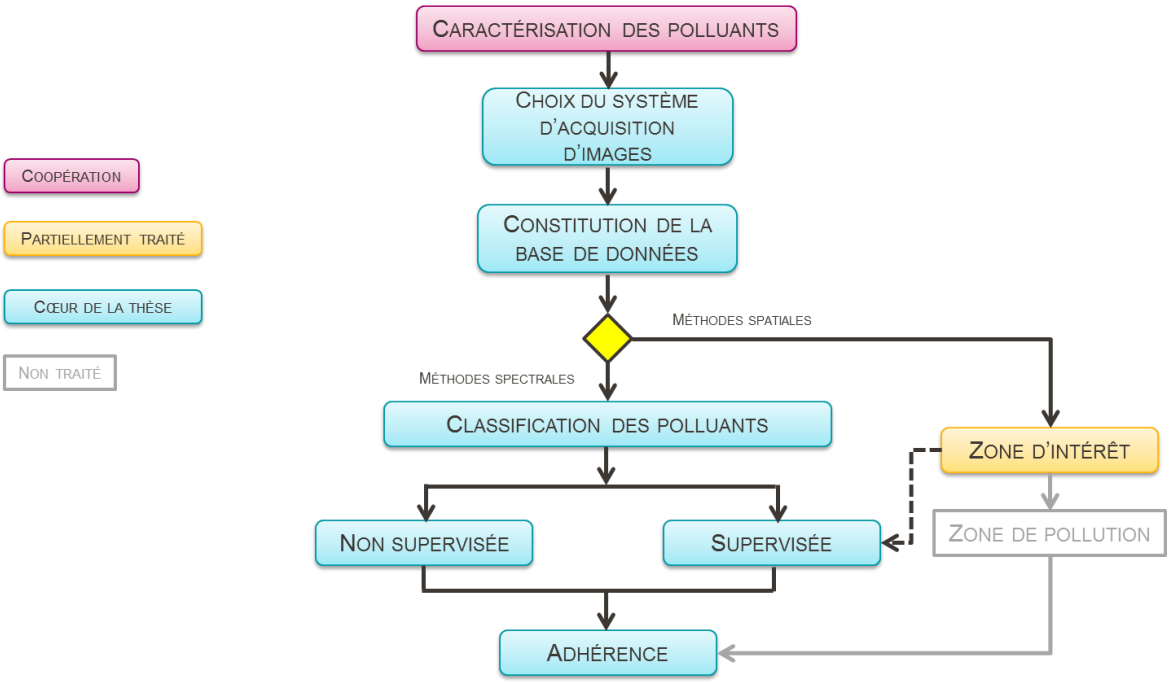


Figure 1 - Synoptique : démarche générale des travaux de thèse

Enfin, une conclusion synthétise les travaux effectués et ouvre sur les perspectives de prolongations des méthodes retenues et sur la mise en place de mesures terrain.

CHAPITRE 1 :
CONTACT ROUE-RAIL ET TRIBOLOGIE

1 Introduction

Du point de vue de l'utilisateur, le transport ferroviaire doit répondre aux impératifs suivants : ponctualité, hausse de fréquence et sécurité. Ces trois points sont liés, notamment par leur dépendance à la vitesse des trains et leur capacité de freinage.

Dans le cadre de l'augmentation de la capacité de transport, il n'est pas souhaitable de réduire la vitesse car cela conduirait à un allongement de la durée du trajet. Il faut donc être capable de garantir les paramètres d'arrêt d'un train. Ceux-ci dépendent des conditions tribologiques entre la roue et le rail.

La tribologie est la science qui étudie l'interaction de deux objets en contact, en particulier les frottements. Ceux-ci sont nécessaires pour amorcer et maintenir le mouvement contrôlé des trains sur les rails; ils interviennent également pour aider à stopper le matériel roulant.

Que ce soit en traction ou en freinage, l'adhérence est l'enjeu fondamental de la conduite et de la sécurité des mouvements : elle permet l'accroissement des charges remorquées et des accélérations ainsi que la réduction des distances d'arrêt. Pour la même distance d'arrêt, l'amélioration de l'adhérence permet l'augmentation de la vitesse moyenne commerciale. La rentabilité du transport ferroviaire et son faible coût énergétique en dépendent.

L'objectif de cette thèse est d'estimer le coefficient d'adhérence au contact roue-rail par analyse d'images spectrales du rail et de ses contaminants récurrents comme l'eau, les corps gras, les minéraux et les feuilles. En identifiant des zones à risque, cette estimation permettrait de mettre en œuvre des actions (par exemple réduire localement la vitesse) pour retrouver le niveau d'adhérence attendu et ainsi obtenir des distances de freinage (sécurité) et des capacités d'accélération (exploitation) compatibles des contraintes existantes.

Ce premier chapitre présente rapidement l'adhérence, les modélisations du contact roue-rail ainsi que les méthodes actuelles de gestion de perte d'adhérence. Bien que la thèse ne soit pas orientée sur le domaine mécanique, cette première approche rappelle le problème tel qu'il est vu actuellement par l'entreprise ferroviaire. Un nouveau système, à base d'imagerie, est ensuite proposé.

2 Historique ferroviaire et contexte

Dès le début du XVIIe siècle, les mines de charbons en France et en Angleterre se dotent de chariots dont les roues, munies d'un rebord, roulent sur des rails de bois, fixés sur des traverses. Ces rails sont ensuite protégés contre l'usure par des revêtements métalliques. Deux cents ans avant la locomotive, l'idée du rail en métal que l'on connaît aujourd'hui était née. Il a été créé dans un premier temps pour réduire le travail à fournir lors du déplacement d'une lourde charge ; l'objectif était qu'un homme seul soit capable de déplacer un wagon sur terrain plat dans les mines. Son développement rapide conduit dès le XVIIIe siècle à construire des rails en fer (et plus tard en acier), de la même matière que les roues. L'intérêt du roulement d'un contact roue-rail fer-fer réside dans sa très faible résistance à l'avancement conduisant à un faible niveau d'énergie nécessaire pour initier un mouvement.

L'invention et la construction de locomotives remontent aux premières années du XIXe siècle. La première machine à vapeur destinée à rouler sur des rails a été construite par le mécanicien britannique Richard Trevithick (1771-1833). Dès l'origine, l'adhérence est la préoccupation des pionniers du rail : on doutait à l'époque que la simple adhérence d'une roue métallique sur un rail lisse fût suffisante pour remorquer des charges importantes sans patiner sur place. En effet, un faible coefficient d'adhérence limite les efforts transmissibles en traction comme en freinage. Pourtant en février 1804, la locomotive

de Trevithick tracte des wagons transportant 10 tonnes de charbon et 70 personnes. Cette démonstration marque le début de l'application de l'énergie vapeur à la voie ferrée et celui du chemin de fer pour le transport de masse.

Puisque l'adhérence conditionne les performances ferroviaires (traction, freinage), elle est une des raisons expliquant le tracé des lignes de chemin de fer construites au XIXe siècle. Les rampes et les pentes excèdent rarement les 3% ; on parle déjà de « lignes de montagne ». Concernant la conduite, les montées en vitesses sont lentes (accélération faible) pour limiter l'effort et le risque de patinage.

Le développement de la vapeur n'apporte pas d'avancée à la problématique de l'adhérence : les roues motrices couplées par bielles transmettent des efforts faibles qui la sollicitent avec modération. En cas de patinage on utilise la projection abondante de sable entre roues et rail. La traction électrique révolutionne l'adhérence : on passe brusquement à « l'adhérence totale » avec une répartition des efforts sur plusieurs essieux (motorisation répartie). La puissance par essieu, de 700 kW pour la vapeur en 1949 passe à plus de 900 kW à la même époque avec l'électrique. Malgré les différentes évolutions, l'adhérence reste aujourd'hui un point dur du système ferroviaire.

La modélisation du contact roue-rail et des forces s'y appliquant passe par la tribologie. Cette science étudie les phénomènes de frottement et d'usure de deux corps en mouvement relatif. Le terme apparaît la première fois dans un rapport de 1965 en Angleterre. Pourtant la notion de frottement a été définie bien avant, dans les études remarquables de Léonard de Vinci, ou de Charles Coulomb par exemple, aux XVème et XVIIIème siècles. De façon simple, on définit le frottement comme étant la réaction qui tend à s'opposer au déplacement relatif de deux solides en contact. (FRENE et ZAIDI 2011).

Le *frottement* est introduit dès qu'il y a un mouvement relatif entre la roue et le rail. Il se décompose en deux phases : le *glissement* et l'*adhérence*. C'est ce second phénomène qui nous intéresse dans le cadre de ces travaux et que nous cherchons à évaluer. L'adhérence sollicitée de la roue au rail correspond à l'effort de frottement que la roue est capable de développer au contact du rail lors d'un mouvement relatif, telle que la vitesse linéaire des roues soit égale à celle du train. Ces trois grandeurs et leur distinction sont définies au paragraphe 3 « Frottement, adhérence, glissement ».

Notons que dans ce chapitre, des variables **F** en gras désignent des vecteurs tandis que leur homologue F désigne sa norme.

3 Frottement, adhérence, glissement

Le frottement est défini comme une « force de résistance tangentielle à la frontière commune entre deux corps quand, sous l'action d'une force externe, un corps se déplace ou tend à se déplacer relativement à la surface de l'autre ».

Le frottement F est habituellement représenté par le coefficient de frottement, qui est défini comme rapport de la force de frottement ($\mathbf{F_f}$) et de la force normale de la réaction ($\mathbf{F_N}$) dans le contact entre deux surfaces :

$$\boldsymbol{F_f} = F\boldsymbol{F_N} \qquad 1.1$$

L'adhérence $\mu_{adhérence}$ d'une roue par rapport au rail s'exprime comme le rapport entre le module de la force de traction F_T (ou de freinage) transmis au rail et le module de la force normale F_N au plan de pose du rail (soit approximativement la masse pesante transmise par la roue). L'adhérence est un nombre sans unité, positif, sans borne supérieure théorique autre que F_f de l'ordre de 0,6 mais pouvant fortement varier suivant les conditions environnementales; elle diminue avec la vitesse. Le terme « adhérence » est employé à la fois dans des conditions de traction et de freinage. La Figure 2 présente l'ensemble des forces en présence lors d'un roulement sur une surface.

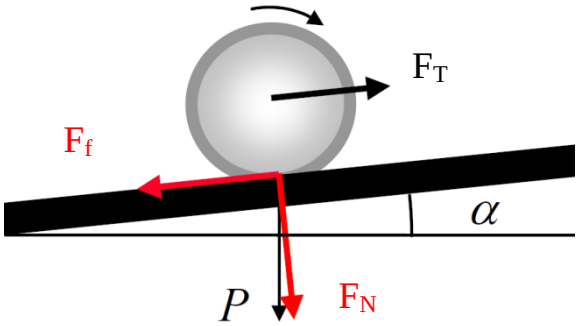


Figure 2 - Effort de traction (ou de freinage), réaction du rail et force verticale

On définit en réalité deux types d'adhérence :

- L'adhérence sollicitée, qui est le rapport entre l'effort de traction ou de freinage et le poids exercé sur la roue (le poids étant, rappelons-le, la masse multipliée par l'accélération de la pesanteur, généralement considérée égale à 9,81 m/s²).
- L'adhérence disponible, qui est le rapport entre la réaction maximale qu'autorise le rail sous l'effet de l'effort de traction ou de freinage et le poids exercé par la roue.

L'adhérence sollicitée ($\mu_{adhérence}$) est limitée par l'adhérence disponible (qui dépend du coefficient de frottement F), qui s'écrit comme suit :

$$\mu_{adhérence} \leq \mu_{disponible} \qquad 1.2$$

L'adhérence roue-rail en freinage est définie par l'équation ci-dessous, dans l'hypothèse où l'essieu ne glisse pas (on parle d'adhérence sollicitée), et en négligeant les effets de plongée (cabrage en traction) :

$$\mu_{adhérence} = \frac{|\boldsymbol{F_T}|}{|\boldsymbol{F_N}|} = \frac{|\boldsymbol{F_f}|}{|M_d \times \boldsymbol{g}|} \qquad 1.3$$

avec $\mu_{adhérence}$: adhérence ferroviaire (sans unité)
F_f : réaction tangentielle du rail sur la roue pendant la transmission de l'effort, dans le sens du déplacement (N)
α : angle entre la voie et l'horizontale, très faible, de quelques degrés (degrés)
g : accélération de la pesanteur (m/s^2)
$\boldsymbol{F_N}$: force normale au rail (N)
$\boldsymbol{F_T}$: effort de traction (N)
P : poids (N), si $\alpha = 0, \boldsymbol{P} = M_d \times \boldsymbol{g}$
M_d : masse dynamique roue sur rail (kg)

La roue ne glisse pas tant que l'adhérence sollicitée n'excède pas l'adhérence disponible, laquelle peut varier selon l'environnement et les géométries de la roue et du rail.

Le glissement se produit lorsque l'adhérence sollicitée est supérieure à l'adhérence disponible. Il est défini par la différence entre la vitesse tangentielle $\mathbf{V_t}$ de la roue (vitesse linéaire au niveau de sa circonférence) et la vitesse du véhicule $\mathbf{V_v}$.

$$\boldsymbol{v_x} = (\boldsymbol{v_t} - \boldsymbol{v_v}) \qquad 1.4$$

On définit alors le glissement relatif, qui est le rapport entre cette différence et la vitesse du véhicule. Il est différent en traction (patinage) et en freinage (enrayage). Les équations respectives sont :

$$\nu_{traction} = \frac{(\boldsymbol{v_t} - \boldsymbol{v_v})}{\boldsymbol{v_t}} \qquad \nu_{freinage} = \frac{(\boldsymbol{v_v} - \boldsymbol{v_t})}{\boldsymbol{v_v}} \qquad 1.5$$

Ce glissement relatif est donné en pourcentage. Un glissement relatif de 100% en traction correspond au patinage, c'est-à-dire à l'immobilité du train malgré le mouvement de rotation de l'essieu. Un glissement relatif de 100% en freinage correspond à l'enrayage, c'est-à-dire au mouvement du train malgré le blocage de l'essieu. Un glissement relatif de 0%, obtenu pour des vitesses V_t et V_v égales, indique une adhérence sollicitée inférieure à l'adhérence disponible (Figure 3).

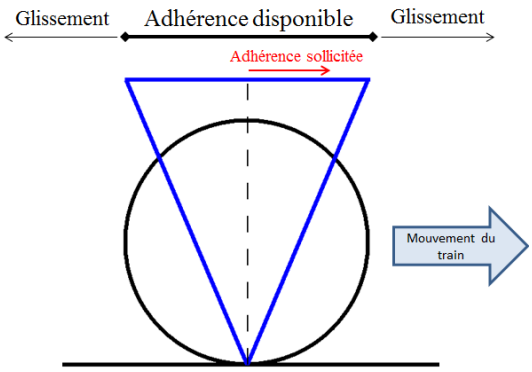


Figure 3 - Diagramme adhérence/glissement. Cas en traction d'une adhérence sollicitée (en rouge) inférieure à l'adhérence disponible. Le triangle bleu représente le cône d'adhérence (triangle dans un problème 2D). tant que l'adhérence sollicitée reste dans ce cône, il n'y a pas de glissement.

4 Anatomie du véhicule ferroviaire et de la voie

La différence principale entre un véhicule ferroviaire et les autres matériels roulants (automobile, aviation en manœuvre au sol) est le guidage par rail des trains. Une autre spécificité du transport ferré est l'épaisseur de la roue et de la surface de roulement (rail) qui sont de dimensions relatives beaucoup plus petites que pour des véhicules automobiles.

4.1 Le bogie, l'essieu et la roue

Le bogie (ou boggie) est un chariot situé sous un véhicule ferroviaire. Il désigne l'ensemble composé par la structure et les essieux (et donc les roues) qui y sont fixés (Figure 4). Il sert de liaison mobile entre les essieux et le châssis du véhicule (locomotive ou motrice, wagon ou voiture). La fonction essentielle des bogies est de faciliter l'inscription en courbe. En effet, les bogies peuvent pivoter indépendamment les uns des autres, ce qui autorise des rayons de courbure plus faibles, et un éloignement plus important entre les essieux (qu'ils soient moteurs ou porteurs). Le bogie assure aussi les rôles de freinage, d'interface entre la signalisation sur voie et la caisse, de suspension de la voiture ou de la motrice, et parfois de traction.

Les essieux sont les organes essentiels des dispositifs de roulement des engins sur rails. Ils supportent les véhicules, permettent leur déplacement, leur guidage, et transmettent les efforts de traction et de freinage grâce à l'adhérence de leurs roues sur les rails (ORLOVA et BORONENKO 2006).

On distingue sur un essieu un axe cylindrique qui supporte le poids du véhicule, deux roues solidaires de l'axe et, suivant la technologie de freinage, deux disques. L'ensemble rigide formé par ces différentes parties assemblées porte le nom « d'essieu monté ». Le montage garantit la solidité de l'ensemble, le comportement dynamique aux différentes sollicitations et le respect de l'écartement des rails.

L'axe tourne avec les roues. Ceci est une différence importante entre le matériel roulant ferré et les modes de transports routiers pour lesquels les roues tournent autour des moyeux fixes. Cette disposition des essieux montés de chemins de fer est nécessaire pour maintenir l'écartement des roues rigoureusement constant ainsi que par le montage des essieux aux extrémités du boggie.

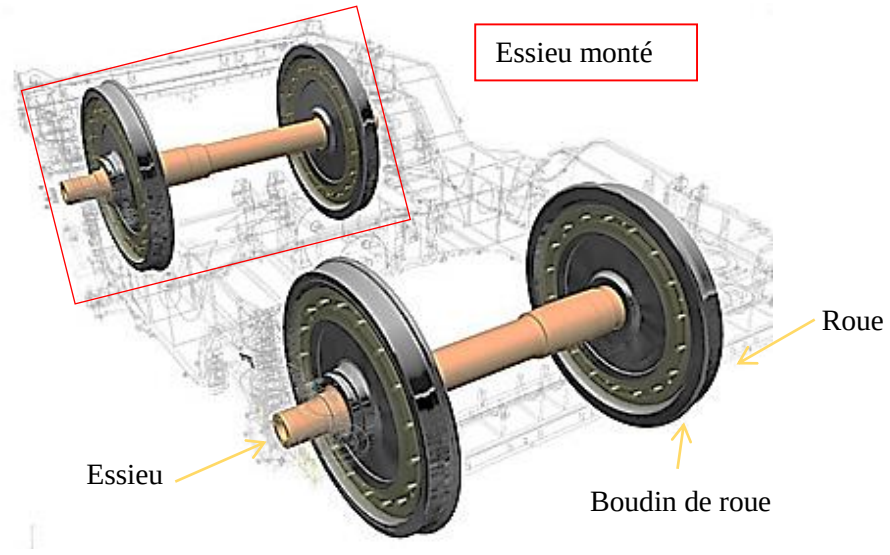


Figure 4 - Schéma d'un bogie ferroviaire (image Siemens). On y retrouve les roues, montées sur des essieux. Le boudin des roues est aussi visible.

Les roues sont constitutives d'essieux rigides, les inscriptions en courbe sont réalisées par le profil conique de la roue. Le déplacement latéral est limité par les boudins de roue qu'il faut graisser pour éviter une usure prématurée des rails. Le boudin est la partie intérieure d'une roue, qui assure le guidage sur la voie ferrée et réduit les risques de déraillement (Figure 6).

Dans les courbes, le rail extérieur a un rayon plus important que celui du rail intérieur. Cela signifie qu'une roue cylindrique doit parcourir une plus grande distance sur le rail extérieur que sur le rail intérieur. Comme les deux roues d'un essieu ont la même vitesse linéaire au contact du rail, un tel

déplacement ne peut pas arriver en roulement cylindrique : l'une des deux roues devra rentrer en glissement, introduisant une résistance au roulement et causant une usure de la roue et du rail. Pour éviter l'usure prématurée des roues, la solution est d'avoir une table de roulement conique par rapport à l'axe de l'essieu. Cette géométrie de roue permet la variation du rayon du cercle de roulement en contact avec le rail dans les courbes, et compense ainsi la différence de longueur parcourue par les deux roues du même essieu. Cette conicité sert également à recentrer dynamiquement l'essieu entre les rails (ALACOQUE et CHAPAS 2005).

Les éléments variables de la roue influant sur l'adhérence roue-rail sont :

- Une dissymétrie, même faible, des profils de roues d'un même essieu
- Une dissymétrie excessive de diamètres des roues entre essieux d'un même bogie
- La vitesse
- La charge à l'essieu
- La propreté du bandage de la roue

4.2 Le rail à patin

Le rail à patin, répondant au standard de l'UIC (Union Internationale des Chemins de fer), est le plus utilisé en France de nos jours. Il se compose de trois parties (Figure 5) :

- Le champignon
- L'âme
- Le patin

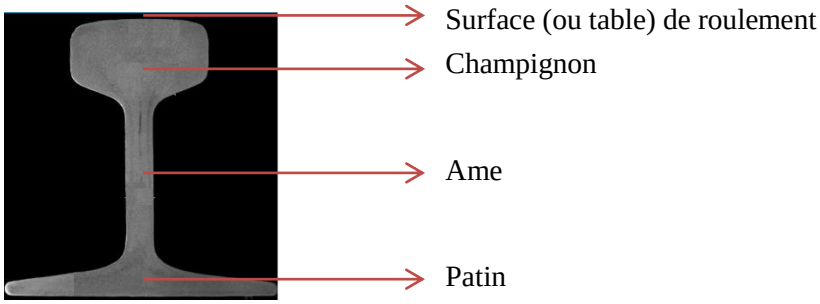


Figure 5 - Schéma d'une section de rail

Le profil du champignon de rail et celui du bandage de la roue sont étudiés en vue de réaliser les meilleures conditions de roulement. Le profil de la surface du rail est un arc de cercle qui offre à la roue une surface de roulement légèrement bombée.

Si les rails étaient plantés verticalement, du fait de la conicité des roues, ils subiraient une poussée supplémentaire, puisque le chargement de la roue exerce son poids sur le rail perpendiculairement à sa surface de contact. Par conséquent les rails sont inclinés vers l'intérieur de la voie (1/20 ou 1/40) de sorte que leur profil soit perpendiculaire à la surface des roues coniques.

Le contact roue-rail se fait sensiblement au milieu du champignon, c'est-à-dire dans l'axe du rail, avec des surfaces de roue et de rail neuves. Si la surface du rail était plane, le contact n'aurait lieu que sur le bord du champignon et la charge s'exercerait en porte-à-faux ce qui nuirait à la stabilité du rail.

Parmi les matériaux de la voie, le rail est l'élément essentiel de la sécurité. L'acier utilisé doit être homogène, non fragile et résistant à l'usure.

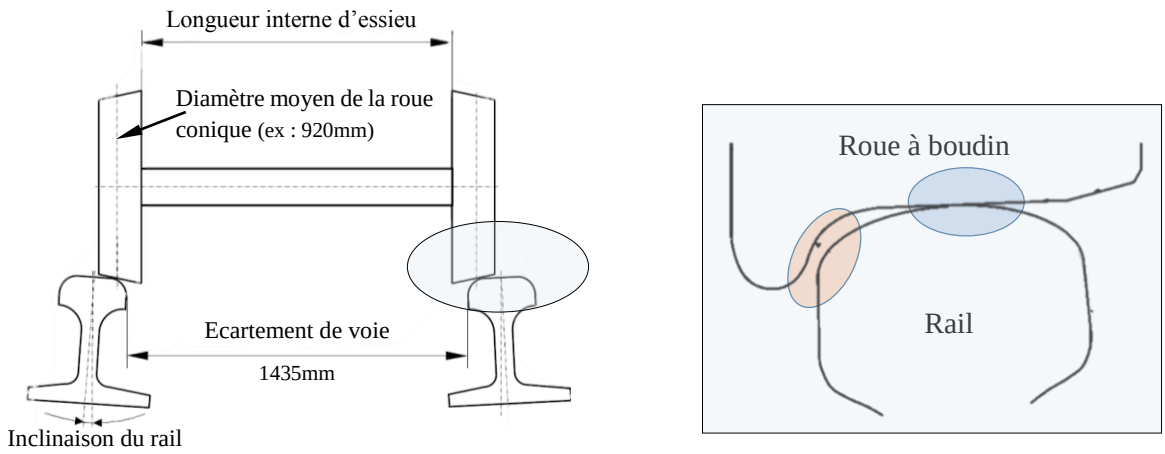


Figure 6 – Gauche : Schéma d'un essieu monté sur voie. (POPOVICI 2010). Droite : Profil du contact roue-rail. En rouge, le contact du boudin de roue sur le bord intérieur du rail. En bleu, le contact de la roue sur la surface du champignon (table de roulement).

Pour faire fonctionner de tels véhicules de manière efficace, économique et sûre, l'adhérence roue-rail doit être maintenue autour d'un certain seuil. Selon les conditions de roulement du véhicule, le « contact roue-rail » peut désigner deux zones sur le rail: le contact de la roue avec la surface du champignon de rail (table de roulement) et le contact du boudin de la roue sur le bord intérieur du rail (Figure 6). Dans la plupart des cas, le contact du boudin nécessite un faible coefficient d'adhérence pour réduire au maximum l'usure (des dispositifs de graissage peuvent être sur le boudin pour le passage de courbe à faible rayon), tandis que le contact sur la bande de roulement nécessite un coefficient d'adhérence relativement élevé pour obtenir une bonne capacité de traction et de freinage.

5 Modèle du contact roue-rail

Le contact roue-rail est complexe et imparfait. La surface de contact n'est pas protégée contre les pollutions extérieures, comme la poussière, les feuilles, la graisse, la pluie, le sable ou encore le ballast. Il s'y applique en plus un très fort stress lié aux charges d'appui des véhicules.
Ce contact est essentiel, car c'est par lui que passent l'ensemble des efforts de traction et freinage. Il conditionne également de nombreux paramètres liés à la dynamique même de la circulation (AYASSE et CHOLLET 2006).

Dans la zone de contact entre la roue et le rail, les matériaux des deux surfaces doivent être suffisamment rigides pour résister à la force normale introduite par le poids du matériel roulant et la réponse dynamique induite par les irrégularités du rail et de la roue. La force tangentielle dans la zone de contact doit être suffisamment faible pour présenter une faible résistance au mouvement et suffisamment forte pour permettre traction, freinage et conduite des trains.

La surface de contact entre la roue et le rail est très petite (~1,5cm^2, en bleu sur la Figure 6) en comparaison de leur taille respective. Sa forme dépend des géométries du rail et de la roue mais aussi de la position latérale et de l'angle de la roue par rapport au rail.

Il est difficile de mesurer directement la surface de contact entre la roue et le rail. En revanche, la forme et la taille de la surface de contact peuvent être calculées efficacement par différentes méthodes. Nous en présentons quatre principales, utilisées aujourd'hui le plus fréquemment et présentes dans la plupart des logiciels de modélisation ferroviaire (OLOFSSON et LEWIS 2006).

5.1 Problème normal, ellipse de Hertz

Dans la plupart des théories du contact roulant utilisées pour traiter du contact roue-rail, la répartition des contraintes normales et la géométrie du contact sont déterminées par la théorie de Hertz (publiée en 1881) en statique, sans transmission d'effort. L'application la plus simple de ce résultat utilise deux cylindres à axes perpendiculaires (le contact entre deux cylindres d'axes parallèles est montré en Figure 7). L'axe du cylindre représentant le champignon du rail est parallèle à la direction du déplacement. L'axe du cylindre idéalisant la roue est perpendiculaire au déplacement, donc perpendiculaire à l'axe du rail (ALACOQUE et CHAPAS 2005).

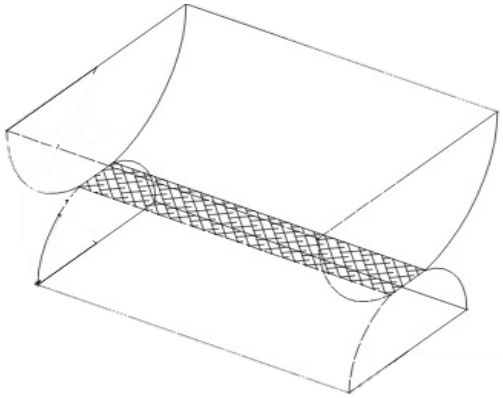


Figure 7 - Le contact de deux cylindres est une surface qui dépend de la longueur et le diamètre des cylindres, l'élasticité des matériaux en contact et la force normale. Ici les deux cylindres ont des axes de directions identiques. Dans le cas de la roue et du rail, ces direction sont orthogonales.

Soient deux corps possédant des surfaces modélisées par des équations du second degré, leur mise en contact statique sous l'action d'une force appliquée (N) selon la normale (OZ) vient créer une surface de contact définie dans le plan tangent (X, Y) établi à partir de la normale commune (OZ) aux deux corps en contact (Figure 8).

Hertz a déterminé analytiquement la forme de ce contact et le champ de pression régnant en son sein. Cette surface est de type ellipsoïde (Figure 8).

$$\frac{a}{m} = \frac{b}{n} = \sqrt[3]{\frac{3\pi}{2} \cdot \frac{k_1 + k_2}{A + B} \cdot P} \qquad 1.6$$

et

$$k_i = \frac{1 - \mu_i}{\pi . E_i} \qquad 1.7$$

avec
- a, b : les demi-axes de l'ellipse (m)
- m, n : coefficient de Hertz (sans dimension)
- A, B : coefficient relatifs à la géométrie de la roue et du rail (m^{-1})
- k_i : constantes dépendant du module d'élasticité ($N^{-1}.m^2$)
- E_i : module de Young, constante qui décrit l'élasticité longitudinale d'un matériau (Pa)
- μ_i : coefficient de Poisson, constante élastique (sans dimension)
- P : force d'application d'un cylindre sur l'autre (N)

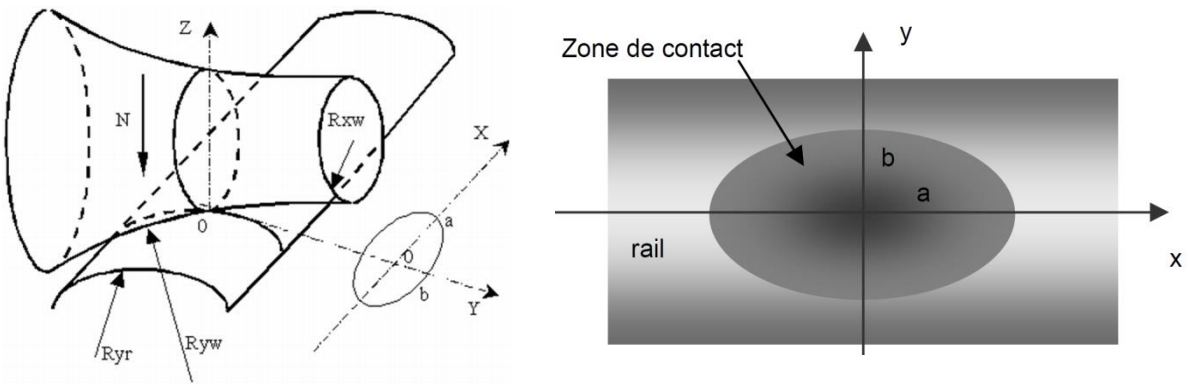


Figure 8 – Gauche : Dimension hertzienne du contact. Droite : Ellipse de contact de Hertz de deux cylindres en statique

La théorie de Hertz n'est cependant valide que si les trois conditions suivantes sont réunies :

- les surfaces sont du second degré, continues, et non-conformes[1],
- chaque solide peut être considéré comme un demi-espace élastique,
- les dimensions du contact sont petites devant les dimensions et rayons de courbure des corps en contact.

En raison de sa simplicité d'implémentation, la solution de Hertz bien qu'incomplète est présente dans la plupart des approches de simulation dynamique ferroviaire. Les méthodes de Carter puis de Kalker complètent sa théorie et permettent de prendre en compte usure et fatigue de surface.

5.2 Contact tangentiel, théories de Carter et de Kalker

La solution la plus fréquente au problème du contact roulant avec frottement est déterminée analytiquement par Carter (1926).

Issues des travaux de Hertz puis de Carter, Kalker présente trois théories (simplifiée, linéaire et complète) particulièrement dédiées au contact roue-rail. Nous évoquons ici la théorie simplifiée (1967) et complète (1979).

5.2.1 Théorie de Carter

Carter approxime le roulement d'une roue sur un rail par celui d'un cylindre sur un plan semi-infini permettant ainsi de résoudre ce contact sous la forme d'un contact linéique en deux dimensions dans le plan (XZ).

Carter montre tout d'abord que la différence entre la vitesse d'avance (Va) et la vitesse linéaire (Vr) de la roue est non nulle tant que des conditions d'accélération ou de décélération sont appliquées à cette dernière : c'est le glissement longitudinal v_x.

[1] Une application conforme conserve les angles (donc les formes) entre les surfaces.

La théorie de Carter se formule comme suit:

$$\frac{\boldsymbol{T_x}}{\mu.\boldsymbol{N}} = \begin{cases} -k\xi + 0{,}25k^2\xi|\xi| & k|\xi| \leq 2 \\ -sign\,(\xi) & k|\xi| \geq 2 \end{cases} \qquad avec\ \xi = 2\left(\frac{V_r - V_a}{V_r + V_a}\right) \qquad 1.8$$

avec **T_x** : force tangentielle longitudinale de contact (N),
N : force normale de contact (N),
μ : coefficient de frottement de Coulomb,
ξ : taux de glissement,
k : coefficient de glissement de Carter

D'autre part, il démontre, tant expérimentalement que théoriquement, la coexistence de zones d'adhérence et de glissement dans le contact, dont la répartition varie en fonction du glissement longitudinal ν_x. Expérimentalement, cette coexistence est établie en photoélasticité en considérant l'inertie des corps négligeable, les surfaces lisses et non contaminées et pour de très faibles vitesses d'avance.

Une des limitations de la théorie de Carter est qu'elle ne traite que du contact linéique 2D en glissement longitudinal ν_x.

5.2.2 Théorie simplifiée de Kalker

La théorie simplifiée de Kalker résout tout d'abord le problème normal du contact roue-rail, géométrie et champ de pression, par la théorie de Hertz. Ensuite, les glissements interfaciaux estimés géométriquement au centre de l'ellipse sont considérés constants sur l'ensemble du contact. Afin de déterminer les efforts tangentiels induits par ces glissements, le contact est discrétisé en bandes parallèles indépendantes orientées dans le sens de circulation du véhicule. Chaque bande est alors modélisée par un ensemble de trois ressorts orthogonaux dont les raideurs, appelées aussi coefficients de glissement de Kalker (C_{ij}), sont constantes en tout point de la surface de contact : une relation linéaire est ainsi définie entre les déplacements et les efforts tangentiels.

La théorie simplifiée possède deux inconvénients majeurs. Tout d'abord, l'utilisation de la théorie de Hertz ne permet pas de modéliser le comportement d'un train s'inscrivant dans une courbe. D'autre part, le contact étant considéré stationnaire, il est donc impossible d'étudier des phénomènes transitoires pourtant fréquents en dynamique ferroviaire. Malgré ces inconvénients, la théorie simplifiée de Kalker, via son algorithme FASTSIM [KALK 82], est elle aussi présente dans la plupart des logiciels de dynamique ferroviaire actuels (SAULOT 2005).

5.2.3 Théorie complète de Kalker

La dernière théorie de Kalker est la théorie complète (KALKER 1979). La roue et le rail ne sont plus des surfaces lisses comme dans la théorie simplifiée : le contact n'est plus Hertzien et la surface de contact résultante n'est plus elliptique. La zone potentielle de contact est alors divisée en mailles élémentaires rectangulaires au sein desquelles les forces normales et tangentielles sont déterminées par un schéma itératif basé sur une approche énergétique du problème (Figure 9).

L'hypothèse de découplage du problème tangentiel et du problème normal, faite pour ses deux théories précédentes (simplifiée et linéaire), n'est donc ici plus valide.

Bien que plus représentative de la réalité du contact roue-rail que les théories précédentes, la théorie complète n'est pratiquement pas utilisée dans les logiciels de dynamique ferroviaire car sa mise en

application augmente très fortement les temps de calculs. D'autre part, le comportement du matériau étant considéré élastique linéaire pour la modélisation, cette théorie ne permet pas d'étudier les phénomènes d'usure tels que l'usure ondulatoire.

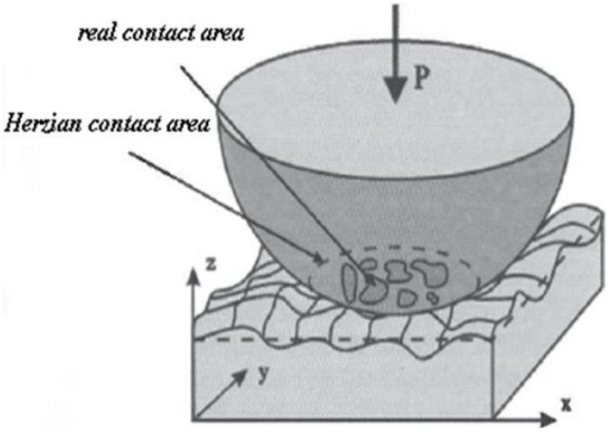


Figure 9 - Schéma du contact entre deux surfaces rugueuses. L'ellipse de Hertz est dessinée en pointillés pour illustrer les différentes modélisations du contact (ZHU 2011).

Finalement, Kalker insiste sur le fait que ses théories, bien que plus proches de la réalité que d'autres méthodes, ne décrivent pas fidèlement la vérité physique du contact roue-rail car elles ne prennent pas en compte d'une part le comportement élastique des matériaux et d'autre part l'existence naturelle de débris d'usure et contaminants pouvant séparer les surfaces en contact.

5.3 Facteurs de perte d'adhérence

De nombreux facteurs peuvent influencer l'adhérence entre roue et rail. Parmi ceux-ci, on distingue deux causes principales:

- Matérielles
  - *La charge à l'essieu et la vitesse de circulation* : pour une surface d'ellipse de contact donnée, l'adhérence est d'autant plus forte que la pression de contact, relative à la charge, est élevée. L'augmentation de la masse permet une meilleure sollicitation d'adhérence ; cette constatation vient de la traction, pour laquelle il est nécessaire que l'adhérence sollicitée reste dans les limites de l'adhérence disponible.
  - *Les profils et les dimensions de la roue et du rail* : à charge égale, plus la surface de l'ellipse de contact est importante, meilleure est l'adhérence. La surface est influencée par le profil de la roue (conicité) et celui du rail et par le diamètre de roue ; plus celui-ci est grand, plus la surface de contact est grande.
  - *Le matériau de la roue et du rail* : la surface de l'ellipse de contact dépend de l'élasticité et de la déformation possible des matériaux de la roue et du rail, mais l'influence de ces paramètres reste cependant faible.
  - *La pose de la voie et l'angle d'inclinaison des rails* : ils ont un effet direct sur la surface de l'ellipse de contact.
  - *L'état de surface de la table de roulement des roues* : plus celui-ci est rugueux plus l'adhérence disponible sera élevée. D'où le penchant de certains exploitants ferroviaires à utiliser des freins à semelles, ou à installer des sabots dits "nettoyeurs". Cependant, ce phénomène n'existe que pour des semelles en fonte ou en matériau fritté qui produisent un dépolissage de la table de roulement, donc un état rugueux ; les semelles en matériau composite (dites organiques) maintiennent un état poli de la table de roulement, analogue à ce que l'on constate pour un essieu freiné à disques seuls : il n'y a alors dans ce cas aucune amélioration à attendre du côté de l'adhérence.

- Environnementales
    - *Les conditions météorologiques* : pluie, neige, glace, température, hygrométrie de l'air, etc...
    - *La situation géographique* : certaines zones sont réputées difficiles, notamment les traversées de secteurs boisés qui entraînent en automne la présence de feuilles mortes humides et glissantes sur les rails.
    - *La pollution atmosphérique* : certains composés entraînent le dépôt sur la surface du rail d'un film "gras" qui, légèrement humidifié, dégrade fortement l'adhérence dans les zones urbaines et industrialisées.

Comme on peut le constater, les facteurs sont nombreux. Certains peuvent être contrôlés (charge à l'essieu, type et diamètre de roue, pose de voie, matériau du rail, état de surface de la table de roulement, etc...), tandis que d'autres sont difficile à maîtriser (notamment les conditions météorologiques et la pollution). Ces derniers sont les plus influents et sont ceux que nous analysons dans ces travaux.

5.4 Impact de la perte d'adhérence

La conservation d'un rail propre au niveau de la bande de roulement permet de garantir une bonne adhérence et un bon contact électrique entre la roue et le rail. La qualité de l'adhérence du contact roue-rail est un élément fondamental du système ferroviaire dans les fonctions de limitation des enrayages et patinages (Figure 10).

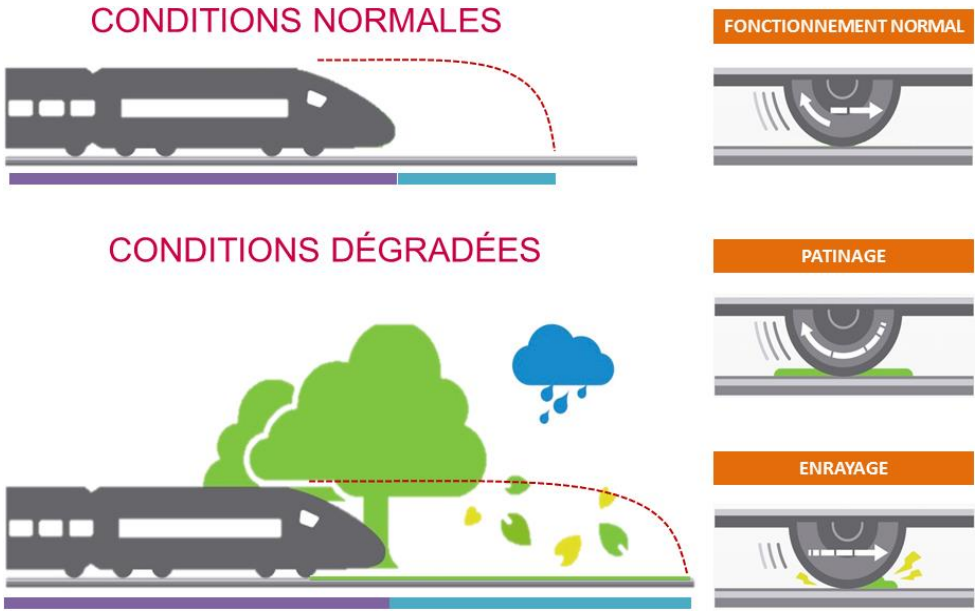


Figure 10 - Comparaison des distances de freinage en conditions normale et dégradées. Illustration des principes d'enrayage et de patinage.

L'étude des phénomènes physiques à l'interface roue-rail permet de cerner les facteurs qui peuvent influencer l'adhérence, et de quantifier leur impact à l'aide d'un tribomètre. Cet instrument mesure en particulier le coefficient de frottement entre deux surfaces en contact en simulant différentes conditions tribologiques.

En traction, une adhérence dégradée induit un patinage. Il s'agit du glissement des roues sur le rail, ceci ne permet pas une transmission correcte de l'effort de traction. Le patinage est dit simple si une action du conducteur ou du dispositif automatique permet de le contenir. Dans la majorité des cas il n'introduit que peu de retard consécutif à des reprises de traction plus laborieuses. Un patinage important qualifie

la perte d'adhérence roue-rail en phase de démarrage de convoi ou à très faible vitesse ; les mesures prises par le conducteur restent inefficaces. Un tel patinage est susceptible de provoquer des avaries aux rails, par exemple, la fusion du rail et sa déformation (Figure 11).

Figure 11 – Gauche : Rail fondu suite à un patinage important. Droite : Roue « plate » suite à un enrayage important. Source SNCF.

L'une des principales causes de patinage est la présence de feuilles mortes sur les rails. L'humidité ambiante et l'écrasement par le passage successif des trains transforment ces feuilles en une « pâte végétale » à la surface du rail qui favorise le glissement de la roue sur le rail.

En freinage, une perte d'adhérence mène à un enrayage. Il consiste en un blocage des essieux des véhicules en mouvements. Ce phénomène crée un risque grave d'allongement de la distance d'arrêt qu'il faut limiter pour éviter l'accident (collision, franchissement d'un point de danger, déraillement), et un endommagement des essieux et des rails. Un enrayage est dit simple si, comme le patinage, une action du conducteur permet de le contenir. Il est qualifié d'important lorsque le train perd l'adhérence durant la phase de freinage ; les mesures prises par le conducteur sont inefficaces. Un tel enrayage va conduire le train à glisser sur le rail, créant un plat aux roues (« roue carrée ») et rabotant le rail (Figure 11).

Une chaîne de traction-freinage dégradée peut engager la sécurité des voyageurs et des trains (menant parfois à l'impossibilité de respecter la signalisation, ce qui est très grave).

5.5 Méthodes existantes de gestion de la perte d'adhérence

Le monde ferroviaire est confronté depuis l'origine à la variation possible de l'adhérence du contact roue-rail en fonction des conditions environnementales. A ce jour il n'existe pas de solution absolue pour pallier la dégradation de l'adhérence par pollution du rail.

Pour limiter l'impact de la perte d'adhérence sur la conduite des trains, des mesures particulières sont prises sur des zones bien identifiées et connues pour leur sensibilité aux conditions environnementales (feuilles mortes, embruns gras…). Des mesures d'espacement des trains (perte de capacité voyageur) et/ou de nettoyage des voies sont mises en œuvre.

5.5.1 Nettoyage des voies

Plusieurs méthodes de nettoyage des voies existent et sont utilisées fréquemment. On les sépare en deux catégories : par brossage du rail ou par utilisation de jets d'eau haute pression.

Brossage avec système « Sleet–Brush » (Figure 12)

Ce système se monte sur des véhicules, spécialisés ou non. Le système est constitué d'un ensemble de lames d'acier appliqué par commande pneumatique.

Le brossage vigoureux de la surface du rail décolle et balaie les dépôts présents sur le rail, même ceux très adhérents. La finalité de ce système est de retirer ou d'éloigner les feuilles sur le rail, avant qu'elles ne soient écrasées par les roues.

Les revers de cette méthode sont :

- Le rabotage des rails par les brosses, donc une usure accélérée à chaque passage.
- La vitesse maximale limitée à 80 km/h.

Figure 12 – Brosses métalliques, montées sous un train. Gauche : brosse droite. Droite : brosse adaptées à la courbe du champignon de rail.

Elle ne peut donc pas être utilisée dans le trafic en zone dense.

<u>Nettoyage haute pression (</u>Figure 13<u>)</u>

Trois dispositifs utilisent le nettoyage par jet d'eau. Le premier à une pression de 230bars, souvent utilisé en complément du brossage du rail permet un débit de 930 litres / h avec une pression de 150 bars en sortie de buse. Le second à une pression de 500 bars permet un débit de 960 litres / h avec une pression de 350 bars en sortie de buse. Dans les deux cas des cuves sont montées sur des remorques attelées à des draisines. Enfin, le wagon Karcher fournit une pression entre 600 et 1000 bars. Il est associé à des wagons citernes (20 à 58 m^3).

Figure 13 - Nettoyage par jet d'eau sur les rails. Gauche : dispositif de 250 à 500bars. Droite : dispositif haute pression.

L'utilisation de jets d'eau haute pression contribue à nettoyer les pollutions présentes sur la surface et dans les « pores » du rail. Cette étape de nettoyage rend d'abord le rail beaucoup plus glissant (pour les quelques premiers trains) car l'eau fait ressortir les pollutions qui étaient dans les pores du rail ; elles viennent ensuite se déposer sur la surface du champignon.

Le brossage et le jet d'eau sont des actions curatives et non préventives : elles ne peuvent être mises en œuvre qu'après les phénomènes concernés, qui ont déjà provoqué des perturbations du trafic.

5.5.2 Sablage

Des sableuses montées à bord des trains commerciaux permettent d'améliorer l'adhérence dans des situations très dégradées. La solution consiste à projeter du sable sur le rail, au niveau du contact roue-rail. Cette solution est limitée, autant par son efficacité que par sa durée.

En revanche, le sable étant un matériau peu conducteur, il empêche le bon contact électrique et perturbe le *shuntage*. Le shuntage du circuit de voie est réalisé par la présence d'un essieu entre les deux rails. Il permet de détecter la présence d'un véhicule à condition que l'essieu soit parfaitement conducteur et que le contact roue-rail soit effectif. La sécurité est directement engagée car l'information de présence sert à espacer correctement les trains ou à les arrêter devant des points singuliers. Pour surmonter ces inconvénients, le sable est souvent mélangé avec des particules de métal et est délivré par une pâte de gel, le mélange final étant appelé "Sandite".

5.5.3 Anti-enrayeurs

L'amélioration des performances d'arrêt des trains et de dégagement de quais en traction a été notable par la mise en œuvre d'anti-enrayeurs. Ces dispositifs ont plusieurs avantages lorsque le train est équipé de plusieurs essieux freineurs (cas des trains type RER). En cas de perte d'adhérence ils maintiennent un glissement contenu par entretien de l'enrayage dans une zone favorable. Cet entretien du glissement permet d'une part de maintenir une capacité de freinage sur les premiers essieux, d'autre part d'améliorer notablement l'adhérence sur les essieux suiveurs (le rail ayant été nettoyé). Il a pour effet de rallonger la distance d'arrêt (de la valeur du glissement entretenu).

Les dispositifs d'anti-enrayage détectent la perte d'adhérence par la mesure de l'écart entre la vitesse périphérique de la roue et la vitesse du véhicule. Comme la vitesse du véhicule est mesurée par les roues, l'anti-enrayeur détecte un glissement par une comparaison de la vitesse de toutes les roues pour constituer une vitesse train. Les dérivées temporelles d'ordres successifs de la vitesse de la roue (ex : ordre deux, accélération) sont également utilisées pour accélérer la détection.

En situation d'adhérence très dégradée ces dispositifs ont malgré tout leur limite, la distance d'arrêt peut aller bien au-delà des valeurs de glissement définies par les anti-enrayeurs. Ce sont ces cas qui sont les plus difficiles à traiter pour tenir notre objectif principal d'amélioration des performances.

5.5.4 Action sur la conduite et les abords de voies

Pour pallier aux problèmes d'enrayage et de patinage, SNCF demande à ses conducteurs d'appliquer deux mesures sur la conduite.

La première mesure est la baisse de la vitesse des trains. En effet, soit $Ec = ½ \times Masse \times Vitesse^2$ l'énergie cinétique d'un corps en mouvement. C'est cette énergie qu'il faut dissiper pour s'arrêter. Or l'énergie cinétique est multipliée par 4 quand la vitesse est multipliée par 2 (en raison du carré de la vitesse). La distance de freinage d'un véhicule décroît donc fortement avec la baisse de la vitesse.

Puisque le freinage dépend de l'adhérence disponible et qu'en adhérence dégradée cette valeur n'est pas connue, les distances de freinage ne sont pas connues avec exactitude. La seconde mesure est donc l'espacement entre les trains pour éviter qu'une mauvaise estimation ne conduise à une collision par rattrapage.

La pollution végétale survient surtout en automne lors de la chute de feuille sur les voies. La solution mise en œuvre pour limiter l'impact de l'automne sur le trafic est l'élagage responsable des abords de voies en collaboration avec Organisme National des Forêts (ONF). Des études sont menées sur l'efficacité de poser des filets au-dessus des voies. Ils doivent retenir les feuilles ; cependant, il semble

que leur efficacité soit limitée, les feuilles pouvant passer à travers les mailles, même de petites tailles. Enfin, en parallèle, SNCF expérimente un nouveau produit écologique moussant dégraissant, qui doit améliorer l'adhérence du rail.

6 Limitation de l'existant et ouverture

Nous synthétisons ici les méthodes existantes de gestion de la perte d'adhérence. Elles peuvent être classées en quatre catégories, chacune d'elle affectant le matériel au sol ou le matériel roulant :

- Curatives
- Préventives
- Hors trafic
- Dans le trafic

Le Tableau 1 nous permet de synthétiser l'existant.

Tableau 1 - Synthèse des méthodes existante pour gérer la perte d'adhérence

		Curatif	Préventif
Voie	Dans le trafic	Sablage *↑adhérence, ↓capacité de shuntage*	
	Hors trafic	Nettoyage haute pression Brossage *Actions mécaniques* *Matériels spécifiques*	Elagage des abords de voie *Permet de réguler la végétation* *Assure la sécurité*
Train	Dans le trafic	Anti-enrayeurs *Action mécanique* *Limitation en situations très dégradées*	Réduire la vitesse Augmenter la distance entre les trains *Vont à l'encontre du besoin de ↑ du trafic*

Les méthodes curatives (hors sablage) sont des applications mécaniques ; elles vont venir interagir avec le rail, modifiant l'état de surface. Leur utilisation à répétition accélère l'usure du rail. La réduction de la vitesse et l'espacement entre les trains induisent une baisse de capacité et par conséquent l'insatisfaction des clients. Les méthodes existantes pour gérer la perte d'adhérence restent encore limitées.

Enfin, aujourd'hui, il y a une difficulté à répondre à une situation dégradée en raison de l'absence de moyen de mesure qualitative pour évaluer le besoin. En cas de problème, l'ensemble des moyens est déployé, ce qui est excessivement coûteux. Il y a donc une nécessité de mettre au point un dispositif technique permettant d'adapter la réponse par l'amélioration de la connaissance des zones à risques. Ceci peut se faire par la détection en trafic de zones à adhérence réduite.

Comme nous l'avons déjà abordé, l'adhérence dépend notamment de la présence ou non de polluants au contact roue-rail et de leur nature. Il faut alors être capable de les détecter et de les reconnaître. Une technologie qui ne modifie par l'état de surface du rail est recherchée (Contrôle Non Destructif). De

cette façon le capteur ne participe pas à l'usure du champignon et donne une mesure qui reste valable après passage du capteur.

Ces exigences ont orienté les travaux de thèse, qui visent à une évaluation d'un coefficient d'adhérence disponible au contact roue rail par imagerie. Leurs impacts toucheront plusieurs cœurs de métiers au sein de SNCF comme la maintenance et l'exploitation par exemple.

7 Description succincte du système

SNCF utilise déjà des caméras embarquées sur des engins de mesures en cabine ou sur bogie pour la surveillance de rail. Il est possible par exemple de détecter des fissures de rail ou des éclisses manquantes par imagerie infrarouge. La configuration de ce système s'approche de ce que l'on souhaite développer pour notre propre système en utilisant des capteurs plus élaborés tels que des caméras multispectrales, qui fournissent des images spectrales. Cette technologie en développement est déjà utilisée pour le tri des fruits et légumes, la détection de faux billets ou encore l'analyse qualité de médicament.

Nous décrivons ici les principes du montage imaginé.

7.1 Montage type « Surveille »

SNCF s'est engagée dans un projet de développement d'un système de détection et de mesure installé sur un engin automoteur et permettant la vérification automatique des constituants de la voie : rails, éclisses, attaches, niveau de ballast, traverses. Ce système embarqué, baptisé « SURVEILLE », utilise une technique d'analyse automatique d'images numériques. Il réalise également une vidéo de la voie et de son environnement à partir de caméras placées en cabine de conduite.

Des poutres sont installées sur le bogie porteur de l'engin de surveillance des voies, à environs 40cm des rails. Deux caméras sont utilisées, une pour chaque fil de rail. Un banc de lumière adaptée aux caméras choisies éclaire les fils de rail. Le montage du système est montré en Figure 14.

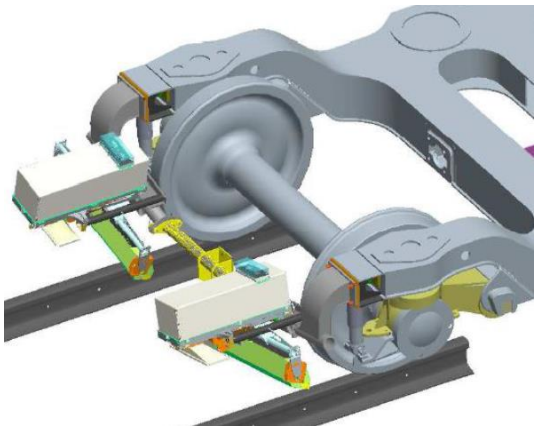


Figure 14 - Modélisation du système de surveillance d'attaches, de rail, de ballast et de traverses

Le montage sur bogie a été privilégié principalement en raison du débattement de la caisse dans les courbes. Celui-ci contraindrait la caméra à sortir de la zone à surveiller et donc à manquer éventuellement d'information.

Ce type de montage pourrait convenir à notre besoin.

7.2 Protection de la caméra en roulement

Les caméras utilisées dans le cadre de « SURVEILLE » sont protégées par des caches mécaniques.

Pour notre application, nous avons pensé à plusieurs protections. La première est une boîte dont la partie accolée à l'objectif doit être transparente. Le fond de cette boîte doit contenir un matériau pour absorber les vibrations, très fortes sur le bogie. Une nappe en caoutchouc peut aussi être installée de manière à protéger le système des envolées de ballast et à l'isoler de l'éclairage extérieur.

7.3 Traitements

A partir d'images spectrales, les travaux de la thèse s'attachent à définir des traitements permettant de détecter et reconnaître/classifier des polluants se trouvant sur les rails.

8 Impacts

Les informations issues de notre système de surveillance d'adhérence roue-rail pourront être fournies et utilisées à divers niveaux des métiers Conduite, Exploitation et Maintenance du réseau.

8.1 Métiers : maintenance et exploitation

Notre projet aura un impact sur différents métiers : la traction, la circulation et la maintenance.

L'agent de conduite recevra une alerte en temps réel en cabine en cas de faible adhérence. Il pourra alors adapter sa conduite au plus tôt.

L'agent Circulation, quant à lui, recevra une information fiable (localisation des zones polluées et criticité de la pollution) en temps réel, donnant une aide à la décision des mesures à prendre.

L'agent de maintenance pourra à court terme (quelques heures) intervenir pour réduire une perturbation. A long terme, ce système pourrait permettre une connaissance approfondie de l'état probable des voies, en fonction des saisons et des localisations. Cette connaissance renforcera l'efficacité des actions et contribuera à la maintenance prédictive.

8.2 Ecosystème SNCF

Le projet permettra un accroissement de la capacité de transport et une amélioration de la régularité avec un impact positif sur l'image de SNCF auprès de ses clients. Les trains seront en capacité de circuler en régularité, y compris dans des conditions climatiques particulières (automne, fortes pluies, etc.), tout en garantissant la sécurité du réseau.

8.3 Vers un train autonome

Deux objectifs guident SNCF dans son développement du train du futur : poursuivre la hausse de l'offre dans les zones les plus denses et gagner en souplesse d'exploitation en toute sécurité. Le train automatisé est la solution envisagée pour répondre à ces deux impératifs commerciaux.

La conduite totalement autonome n'existe pas encore dans le monde ferroviaire du fait des limitations des capteurs existants. Par exemple, pour un TGV (dont la distance de freinage en nominal à 300km/h est de 3350m, soit plusieurs minutes) il n'existe pas de capteur permettant de détecter suffisamment tôt un train situé plusieurs kilomètres en amont sur la voie.

Les véhicules ferroviaires sans conducteur les plus sophistiqués aujourd'hui sont automatisés (Grade Of Automation GoA4, voir Figure 15), mais ils ne sont pas autonomes. On peut donner en exemple les lignes de métro parisien 1 et 14 ; ils sont exploités par contrôle de trains communiquant (CBTC). Cette technologie est étudiée de façon à être adaptée sur des trains type RER.

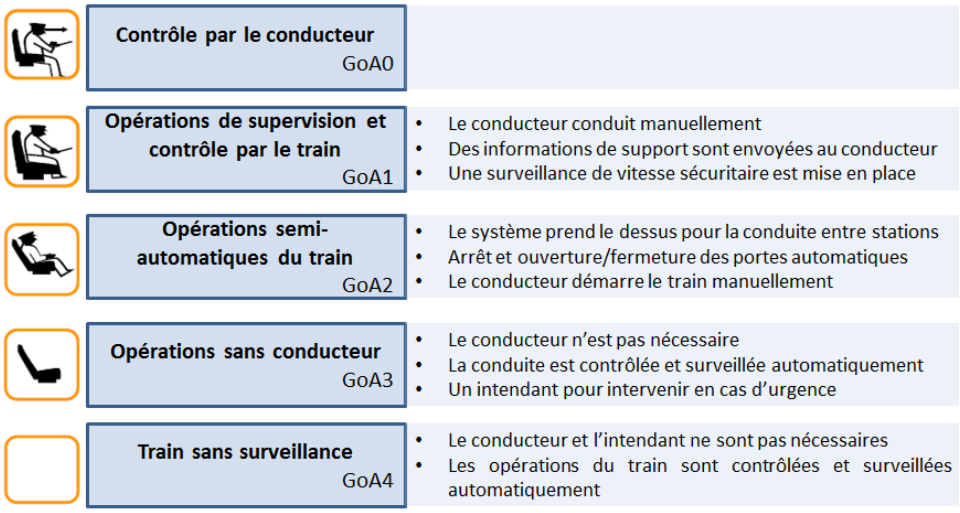


Figure 15 Niveau d'automatisme pour la conduite de véhicule ferroviaire. Modèle Siemens.

La grande différence entre système automatisé et système autonome est que le système automatisé est un ensemble de systèmes intelligents communiquant qui nécessite une adaptation de l'infrastructure pour fonctionner. Un système autonome est un système unique, qui n'a pas besoin de mise à jour de l'infrastructure.

Les trains ne circulent pas sur des voies fermées, contrairement aux métros automatiques. Une présence humaine est nécessaire pour adapter la conduite, par exemple en cas d'intrusion sur les voies ou de conditions climatiques difficiles. La technologie à développer est alors plus complexe.

En partenariat avec des industriels et des instituts de recherche, SNCF développe un système de perception qui s'appuie sur une combinaison de capteurs, caméras et radars pour la détection d'obstacles et de la signalisation.

Les travaux de cette thèse, axés sur l'analyse de l'environnement des voies par imagerie, s'inscrivent dans cette volonté de SNCF d'innover pour optimiser les circulations ferroviaires et répondre au mieux aux souhaits des usagers.

9 Conclusion

Le phénomène de perte d'adhérence en circulation ferroviaire est un phénomène récurent qui a de nombreuses causes. Elles peuvent être matérielles ou environnementales. Ce sont ces dernières, sous la forme de polluants au contact roue-rail, qui nous intéressent dans cette thèse.

La surface de contact roue-rail est estimée par une ellipse de taille très réduite, d'environ 2cm de long sur 1cm de large. Pourtant c'est de ce contact que dépendent les efforts de traction et de freinage transmissibles ; autrement dit, le contact roue-rail conditionne la sécurité des personnes et des trains. Il est donc impératif de connaître à tout moment l'état de surface du rail, pour évaluer le niveau d'adhérence disponible et les règles de sécurité à adopter.

Ce que nous cherchons n'est pas une mesure précise de l'adhérence en tout point du parcours mais l'identification de zones où l'adhérence disponible est en-dessous de seuils prédéfinis.

Nous étudions au cours de cette thèse un dispositif indépendant du matériel roulant qui pourra être simplement monté à bord des engins et utilisant des technologies d'analyse spectrale, en particulier sur des images. En effet, des recherches dans l'état de l'art ont montré que les matériaux absorbent et réfléchissent la lumière incidente en fonction de leur composition. Nous avons décidé dans le cadre de cette thèse d'étudier la lumière réfléchie par des matériaux fréquemment localisés sur la table de roulement des rails pour valider la possibilité d'une détection et d'une reconnaissance efficace de pollution sur les rails par analyse de spectres.

Dans notre cadre d'application, à savoir le ferroviaire, l'utilisation d'un capteur spectral embarqué pour la détection et la reconnaissance de pollution sur la table de roulement des rails n'a pas de précédent. Le sujet de thèse se veut alors ouvert et exploratoire. Différents moyens d'acquisition et techniques de traitements seront mis en place et analysés dans un but de comparaison.

Puisque le sujet est novateur, il n'y a pas de données disponibles et par conséquent les zones d'intérêts dans le spectre ne sont pas connues. La première étape de nos travaux a consisté en la caractérisation de matériaux par spectroscopie (étude de la lumière réfléchie). Ceci nous a permis d'avoir une connaissance du comportement des polluants et nous a guidé pour le choix de l'imageur : une caméra spectrale.

CHAPITRE 2 :
SPECTROSCOPIE ET CARACTERISATION DE MATERIAUX

1 Introduction

Le but cette thèse est l'évaluation de l'adhérence disponible au contact roue-rail par imagerie spectrale. Cette évaluation passe par la caractérisation de la surface de contact du rail grâce à la détection et la discrimination de polluants sur les voies ferrées.

Tout objet connu a une composition spécifique. Les différents matériaux qui le composent, par l'agencement de leurs atomes, réagissent différemment à un éclairage donné et leur comportement varie lorsque l'illumination change. Les différentes caractéristiques permettent à l'œil (qui peut être comparé à une caméra hyperspectrale) de distinguer différentes matières (tissus, bois, plastique, etc.) et de discriminer des éléments d'une même famille (feuille verte, feuille sèche, feuille malade, etc.). L'œil humain offre déjà de nombreuses possibilités de reconnaissance mais est limité dans sa gamme spectrale (visible : 380-750nm).

Cette capacité des matériaux à réfléchir la lumière reçue de façon propre, pour une gamme spectrale donnée, nous a orientés vers l'utilisation d'un capteur spectral pour répondre à nos besoins. Cet imageur doit être choisi parmi les nombreux capteurs existants. Ils diffèrent en taille de caméra, en nombre de fréquences d'acquisition, en résolutions spatiales et spectrales, etc. Le choix du capteur n'est pas immédiat et demande une connaissance a priori des propriétés des matériaux que l'on cherche à reconnaître. Nous avons listé de manière non-exhaustive les matières que nous souhaitons caractériser :

- Les métaux (rail propre, rouille, poussière de frein)
- Les végétaux (feuilles fraîches, sèches, en décomposition)
- Les minéraux (sable, poussière de ballast)
- Les corps gras (huiles et graisses)

La présence de pollution sur les voies mène à la dégradation de l'adhérence. Cependant, l'impact n'est pas le même si la pollution est ponctuelle ou si elle s'étend sur plusieurs dizaines de mètres. Pour pouvoir évaluer la criticité d'une perte d'adhérence disponible, une notion de distance est donc nécessaire. L'analyse de ces distances d'étalement sort du sujet de thèse. Néanmoins, cette contrainte conditionne le choix du capteur. Nous nous orientons vers un imageur spectral qui fournit de l'information spectrale et spatiale. En raison de la variété de capteurs existants, des informations supplémentaires sont nécessaires, par exemple la connaissance des réponses spectrales des matériaux à un éclairage donné pour choisir la gamme spectrale de fonctionnement de la caméra.

On retrouve dans l'état de l'art des articles, thèses, rapports scientifiques présentant des courbes spectrales de nombreux matériaux, naturels ou synthétiques. L'article de (KOKALY, et al. 2003) par exemple décrit la cartographie de la végétation grâce à la spectroscopie. Cette dernière permet aussi de surveiller la santé des forêts (PIRO, et al. 2017) ou encore d'évaluer la maturité des récoltes (céréales, fruits,…) (GERAUDIE, ROGER et OJEDA 2010) (NICOLAI, et al. 2007). L'industrie agro-alimentaire utilise cette technologie pour l'analyse et la vérification de conformité de produits alimentaires (OSBORNE 2006). L'analyse de minéraux a aussi fait l'objet de nombreuses études, comme celle de (R. N. CLARK 1999), tout comme les hydrocarbures (CATOE et MCLEAN 1979). Les domaines d'applications sont variés et apportent de nombreuses informations utiles.

Cependant ces informations ne correspondent exactement pas à notre besoin. D'une part parce que de nombreux polluants du rail sont spécifiques au monde ferroviaire et n'ont pas fait l'objet de publication. D'autre part parce qu'un matériau de faible épaisseur n'a pas la même réponse en fonction de la surface sur laquelle il est posé ou appliqué. C'est le cas par exemple de la feuille, dont le spectre observé peut se mélanger à celui de son support. Comme nous l'avons exprimé précédemment, il n'existe pas de

donnée (spectre enregistré sur rail ferroviaire) correspondant à notre besoin. Avant de choisir un imageur, nous avons pris la décision de créer cette donnée par l'utilisation de spectromètres. Cette étape permet en plus de valider la faisabilité du projet.

Certains de ces matériaux, comme la végétation, ont été caractérisés spectralement à de nombreuses reprises dans l'état de l'art. D'autres en revanche n'ont pas fait l'objet de publications, notamment en raison de leur présence exclusivement dans le cadre ferroviaire (ex : certains corps gras répondant à des normes spécifiques). Nous n'avons donc pas assez d'information a priori pour orienter le choix de la gamme spectrale de notre caméra. Il a alors été décidé de mettre en place et conduire deux partenariats pour effectuer des mesures de spectres avec des spectromètres. L'analyse des mesures par spectroscopie permet de déterminer les propriétés fréquentielles de chaque polluant du rail dans une large gamme spectrale, guidant le choix du capteur à utiliser.

Nous présentons dans ce chapitre les résultats de caractérisation pour un représentant de chaque classe : le rail propre, la feuille fraîche, le sable et une graisse noire.

Que l'on travaille alors en réflectance (pourcentage de lumière réfléchie) ou en absorbance (pourcentage de lumière absorbée), il est important de savoir où *signent* les différents matériaux que l'on souhaite détecter par caméra. On considère qu'un objet *signe* dans une gamme de fréquence lorsque son comportement est caractéristique du matériau observé, c'est-à-dire que son spectre montre des singularités dues à sa composition.

2 Spectroscopie

La spectroscopie est l'étude de la lumière *diffusée* par une surface. La lumière est dite *diffusée*, lorsqu'elle est envoyée dans toutes les directions. Lorsque l'énergie électromagnétique d'une source rencontre une surface, trois comportements sont observés chez les photons : ils peuvent être transmis, absorbés ou réfléchis. Notons que tous les objets produisent, par eux même, des photons ; ce phénomène est appelé émission (Figure 16).

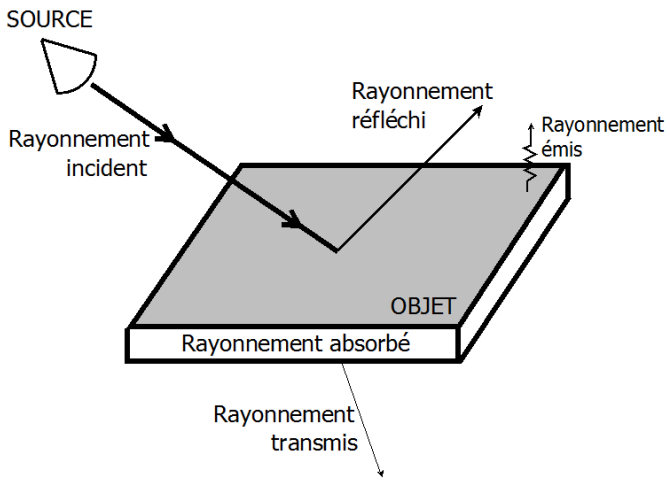


Figure 16 - Comportement du rayonnement incident lors de la rencontre d'une surface d'indice de réfraction

La spectroscopie est sensible aux liaisons physico-chimiques des objets, qu'ils soient à l'état solide, liquide ou gazeux. Les réponses spectrales (ou spectres) dépendent aussi de la longueur d'onde de la source lumineuse.

L'énergie reçue par un capteur est reliée aux propriétés de la scène observée mais dépend aussi d'autres paramètres liés à la source lumineuse et à l'instrument de mesure. Ceci rend impossible la comparaison directe de distributions spectrales mesurées avec des instruments différents ou par exemple à divers moments de la journée. Une approche est cependant possible, à partir de l'énergie reçue, pour s'affranchir des paramètres dépendant de la source et du capteur. Il est développé par plusieurs auteurs (HAGOLLE 2016) (GAUSSORGUES 1981) (MEYZONNETTE et LEPINE 1999) (G. BRUHAT s.d.).

Les différentes étapes du cheminement consistent à introduire des grandeurs radiométriques telles que :

- Le flux spectral (puissance lumineuse qui parvient sur le détecteur pendant le temps d'intégration) ; il dépend de certaines caractéristiques du détecteur,
- L'éclairement (flux spectral qui parvient au détecteur par unité de surface *ds* du détecteur) ; il dépend du champ de vue du détecteur, c'est-à-dire de l'instrument de mesure,
- La luminance (flux spectral qui parvient à l'instrument par unité de surface *ds* et par unité d'angle solide $d\Omega$) ; elle dépend de l'illumination, c'est-à-dire de la source.

Pour se soustraire à l'influence de l'illumination, une dernière grandeur est introduite : la réflectance Celle-ci est une caractéristique de la surface et ne dépend ni de l'instrument qui l'observe ni de l'éclairement reçu. Cette réflectance dépend cependant de l'angle sous lequel la surface est éclairée et observée ainsi que de la longueur d'onde.

C'est cette grandeur que nous étudions dans ce chapitre, pour différentes configurations et gammes d'observation ainsi que différents matériaux liés à notre application ferroviaire.

2.1 Caractérisation d'un spectromètre

Il existe quatre paramètres permettant de déterminer l'efficacité d'un spectromètre : la gamme spectrale (en : spectral range), la bande passante (en : spectral bandwidth ou bandpass), l'échantillonnage spectral (en : spectral sampling) et le rapport signal sur bruit (en : Signal to Noise Ratio, SNR).

La gamme spectrale conditionne l'acquisition des caractères discriminants des matériaux ; elle qualifie la zone du spectre à couvrir pour obtenir suffisamment d'informations sur l'absorption des matières analysées. Les gammes spectrales classiques, dépendant du capteur, sont : (1) l'ultra-violet (UV, 0,001-0,4µm), (2) le visible (VIS, 0,4-0,7µm), (3) le proche infrarouge (NIR, 0,7-3µm), (4) l'infrarouge moyen (MIR, 3-30µm) et l'infrarouge lointain (FIR, 30µm-1mm). Les longueurs d'onde des domaines visible et proche infrarouge sont parfois regroupées sous deux noms différents : VNIR (0,4-1µm) puis SWIR (1-2,5µm). Les différentes gammes spectrales sont montrées sur la Figure 17.

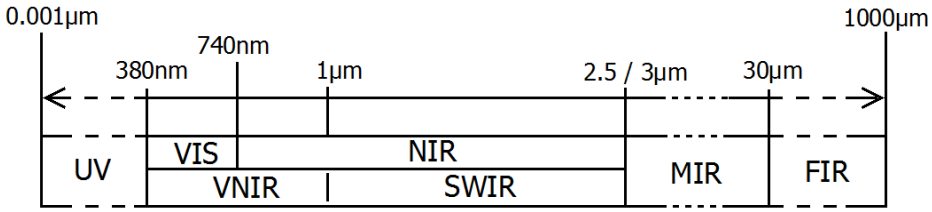


Figure 17 - Gamme spectrale de 1nm à 1mm

La bande passante spectrale $\Delta\lambda$ correspond à la largeur d'un canal spectral mesuré par le spectromètre. Plus la bande passante est étroite, plus la mesure d'absorption du spectromètre est précise, à condition que l'échantillonnage spectral soit suffisant. Les systèmes de mesure qui font l'acquisition de fréquences peu nombreuses et éparses ne sont pas appelés spectromètres. La forme de la bande passante est aussi importante. Généralement, il s'agit d'un profil gaussien, centré sur la fréquence souhaitée (Figure 18). Sa largeur est définie par la largeur à mi-hauteur (en : Full Width at Half Maximum, FWHM).

L'échantillonnage spectral δλ est la distance en longueur d'onde entre chacun des centres des gaussiennes de bandes passantes Δλ du spectromètre. Un abus de langage regroupe bande passante et échantillonnage sous le nom de *résolution spectrale*.

Enfin le rapport signal sur bruit, qui illustre la précision de l'acquisition, dépend de la sensibilité du détecteur, de sa bande passante et de l'intensité de la lumière réfléchie par la surface analysée. Pour des caractéristiques spectrales fortes, un SNR de 10 suffira pour les détecter tandis que pour les traits moins prononcés, un SNR supérieur à 100 sera nécessaire.

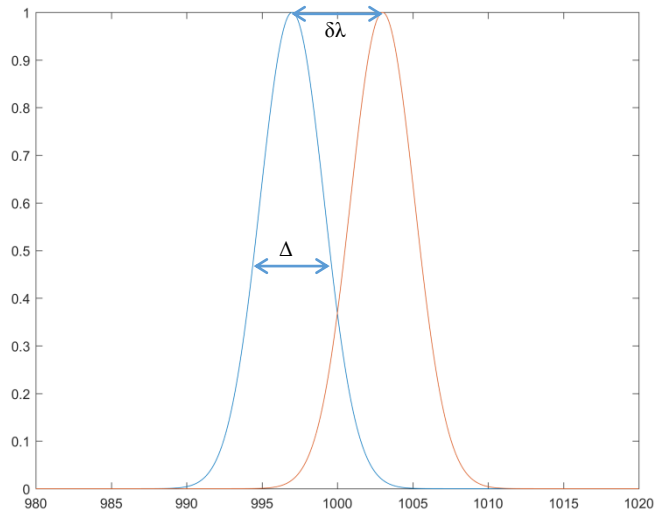


Figure 18 - Profil gaussien avec une largeur à mi-hauteur FWHM de 5nm. La FWHM correspond à la bande passante, soit la finesse de la gaussienne. Ce profil est typique des spectromètres type ASD dans le SWIR. Les profils sont espacés de δλ l'échantillonnage spectral. Ici δλ = 6 nm pour la visualisation.

2.2 Notions de réflectances

Lorsque l'un des faisceaux d'une onde électromagnétique touche un corps, il est diffusé par la surface de l'objet ou dans son volume. Ceci est valable pour tout type d'onde : visible, infrarouge, radar, etc.

La quantité de lumière réfléchie par la surface dépend en premier lieu de l'indice de réfraction de l'objet, relativement au milieu de propagation de l'onde, et domine généralement la dispersion due à l'objet. De plus, la topographie (état de surface) de l'interface détermine la distribution angulaire de la dispersion. Une surface lisse homogène reflète presque entièrement la lumière dans la direction spéculaire alors qu'une surface rugueuse a tendance à diffuser dans toutes les directions possibles.

Enfin, on parle d'un matériau parfaitement diffusant, ou matériau *Lambertien*, lorsque quel que soit le point de l'hémisphère observé, le matériau réfléchit la même quantité de lumière (Figure 19).

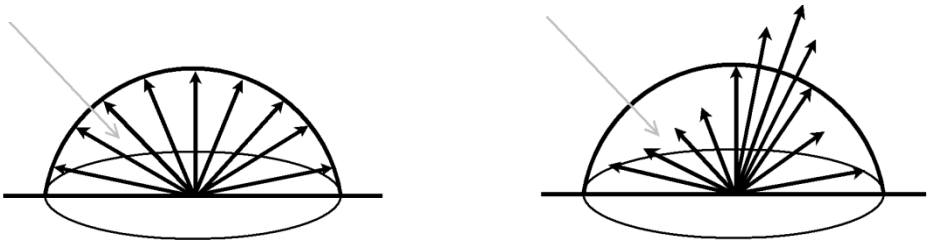


Figure 19 - Dispersion de la lumière. Gauche : matériau Lambertien. Droite : matériau spéculaire

2.2.1 Réflectance Bidirectionnelle (BRDF) ou pseudo-réflectance

La fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle (en : Bidirectional Reflectance Distribution Function, BRDF) est une mesure de la quantité de lumière dispersée par un matériau, d'une direction vers une autre (Figure 21, cas 1). Elle peut être considérée comme une quantité fondamentale pour la

caractérisation de surface et elle facilite la dérivation de nombreuses variables, comme les réflectances coniques ou hémisphériques en intégrant sur les angles solides finis correspondants.

Puisque pour un couple de d'angles (i, r) la BRDF est la quantité d'énergie réfléchie dans la limite de l'angle solide considéré (par Stéradian, noté sr), elle est positive, non bornée et dépend des angles (i, r) (NICODEMUS, et al. 1977).

Selon les travaux de (NICODEMUS, et al. 1977), la BRDF spectrale peut s'écrire :

$$BRDF = f_r(\theta_i, \phi_i; \theta_r, \phi_r; \lambda) = \frac{dL_r(\theta_i, \phi_i; \theta_r, \phi_r; \lambda)}{dE_i(\theta_i, \phi_i; \lambda)} \qquad 2.1$$

On retrouve les notations dans (SCHAEPMAN-STRUB, et al. 2006) telles que :

$$\begin{cases} L_r : luminance\ du\ flux\ réflechi, \quad \equiv (d^2\,\Phi)/(dA.\cos(\theta).d\Omega) \quad [W.m^{-2}.sr^{-1}] \\ E_i : éclairement, densité\ du\ flux\ incident, \qquad \equiv d\Phi/dA \quad [W.m^{-2}] \\ \theta : \ angle\ de\ zénith \quad [rad] \\ \varphi : angle\ azimut \qquad [rad] \\ \Phi : flux\ énergetique \ [W] \\ \lambda : longueur\ d'onde \quad [m] \\ A : surface \ [m^2] \\ \Omega : \ angle\ solide \quad \equiv \int d\Omega = \int\int \sin(\theta) d\theta d\phi \quad [sr] \\ i : incident \\ r : réflechi \end{cases}$$

Elle s'exprime en sr^{-1}, c'est-à-dire l'inverse d'unité d'angle solide. La géométrie des différents rayons et de l'angle solide sont donnés Figure 20.

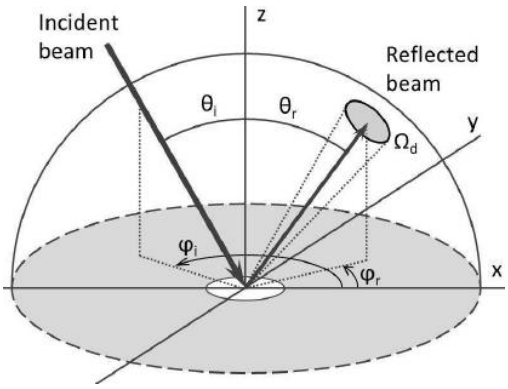


Figure 20 - Géométrie des rayons incident et réfléchi dans le cas de la réflectance bidirectionnelle

Les angles de zénith sont définis par rapport à la normale locale à la surface (Figure 20). On considère souvent le problème comme plan (z ; θi,ϕi ; θr, ϕr).

Dans la pratique, en bidirectionnel, Ω est très petit. La Figure 21, tirée de (SCHAEPMAN-STRUB, et al. 2006) donne les différents cas de figures d'angles solides à considérer pour l'illumination et l'acquisition.

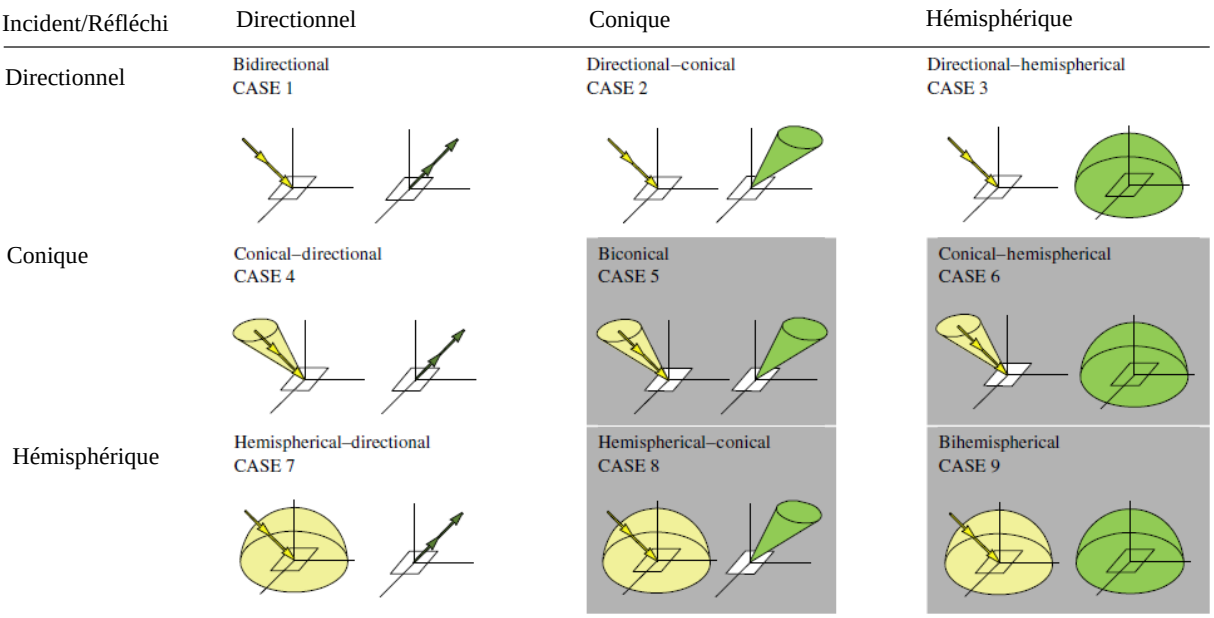


Figure 21 - Terminologie des réflectances en fonction des caractéristiques des rayons incidents et réfléchis. (SCHAEPMAN-STRUB, et al. 2006)

2.2.2 Réflectance hémisphérique

Comme indiqué précédemment, l'intégration de la BRDF sur des angles solides incident et réfléchi spécifiques permet de définir la réflectance, ici directionnelle-hémisphérique (RDH), hémisphérique-directionnelle (RHD) et bihémisphérique.

La réflectance est le rapport entre les flux réfléchi et incident. Par conservation de l'énergie, il s'ensuit que la réflectance doit avoir des valeurs comprises entre 0 et 1 (compris).

L'intégration de la BRDF sur tous les angles de diffusion fournit la réflectance directionnelle-hémisphérique (sans dimension) :

$$\rho(\theta_i, \phi_i; 2\pi) = \int_{2\pi} f(\theta_i, \phi_i; \theta_r, \phi_r) \cos(\theta_r)\, d\Omega_r \qquad 2.2$$

où cos(θ)dΩ est l'angle solide projeté de l'hémisphère. La réflectance directionnelle hémisphérique est la fraction du flux réfléchi dans l'hémisphère complet, à partir d'un rayon incident venant d'une direction particulière.

Si au contraire la BRDF est intégrée sur tous les angles d'incidence, c'est la réflectance hémisphérique directionnelle qui est obtenue :

$$\rho(2\pi; \theta_r, \phi_r) = \frac{\cos(\theta_r)\, d\Omega_r}{\pi} \int_{2\pi} f(\theta_i, \phi_i; \theta_r, \phi_r) \cos(\theta_i)\, d\Omega_i \qquad 2.3$$

Il s'agit de la fraction du flux réfléchi, dans une direction donnée, à partir du rayonnement incident hémisphérique complet.

A partir de ces deux équations, la réflectance bihémisphérique ou albédo peut être retrouvée :

$$\rho(2\pi;2\pi) = \int_{2\pi}\int_{2\pi} f(\theta_i,\phi_i;\theta_r,\phi_r)\cos(\theta_i)\,d\Omega_i\cos(\theta_r)\,d\Omega_r \qquad 2.4$$

L'albedo est donné en considérant le cas d'une illumination incidente à diffusion isotrope, c'est-à-dire que la source rayonne dans toutes les directions à puissance égale. Il peut être mesuré à partir d'un spectromètre à angle d'ouverture instantané (en : Instantaneous Field Of View, IFOV) auquel on rajoute un récepteur particulier (« en cosinus ») permettant d'intégrer sur l'hémisphère.

3 Acquisitions des données

La spectroscopie en réflectance peut être utilisée sans préparation préalable des échantillons et elle est non destructive (l'instrument de mesure ne détériore pas la pollution mise en place sur le rail). La diffusion est le procédé qui la rend possible : les photons arrivent sur la surface, sont diffusés et tandis que certains sont absorbés par les matériaux d'autres sont réfléchis par la surface. Ce sont ces rayons réfléchis que nous souhaitons détecter et mesurer.

Pour cette étude spectroscopique, deux partenariats ont été montés. Le premier est une coopération avec Hytech Imaging, une PME basée à Brest spécialisée en imagerie spectrale. Le second a été effectué avec l'ONERA sur les sites de Toulouse et de Palaiseau.

Sans information a priori sur le comportement de nos éléments, nous avons choisi une gamme spectrale d'étude relativement large, couvrant le visible et l'infrarouge (380-2500nm). Ce choix est le résultat de l'étude de l'existant : de nombreux travaux de caractérisation de matériaux par spectroscopie existent ; certains peuvent être assimilé à nos cas d'étude (eau, corps gras, minéraux,…). C'est le cas par exemple des rapports (BOWKER, et al. 1985) et (CATOE et MCLEAN 1979) pour la NASA, et de l'article de (R. N. CLARK 1999) qui présentent des signatures spectrales de végétations, de minéraux, de l'eau sous différentes formes (eau, glace, nuage) et de corps gras. Ces études dans la gamme VIS-NIR montrent des comportements discriminatoires de chacun des matériaux.

Dans un premier temps, nous avons travaillé avec Hytech imaging, dans la gamme large 380-2500nm à angle fixe sous illumination halogène, dont la largeur de spectre est la plus développée du commerce. L'éclairage est dans une demi-sphère pour observer un unique rayon.

Suite aux résultats obtenus, nous avons travaillé avec un organisme de recherche (ONERA), dans la gamme restreinte 600-1000nm sous illumination laser blanc (càd à large spectre). L'éclairage est un faisceau unique pour observer un unique rayon. Leur banc de mesure permettait de faire varier les angles d'observation. Les réponses spectrales obtenues lors de ces deux campagnes de mesures ont été calibrées en réflectance, c'est à dire qu'il n'y a plus d'influence de la lumière, les variations pouvant s'expliquer par la différence des conditions d'intégration sur l'espace d'illumination

Dans les deux cas, la préparation des rails pollués a été faite à la main, avec une répétabilité limitée. Le seul impératif était de recouvrir totalement le rail avec la pollution étudiée. L'épaisseur a pu varier d'une séance de mesure à l'autre.

Le nombre d'échantillon observés est restreint : quatorze classes de polluants fréquemment retrouvés sur les rails. Avec Hytech Imaging, entre 2 et 10 mesures ont été faites pour chaque polluant. Un unique individu de chaque classe a été observé. Pour les travaux avec l'ONERA, il s'agit de mesures angulaires

uniques (une mesure par angle par individu). A partir de ces données il n'est pas forcement possible de généraliser, d'autant qu'aucune étude sur la variabilité des signatures intra-classes n'a été faite. Cependant, elles nous fournissent un bon aperçu des comportements de chaque matériau dans la gamme explorée et sous illumination donnée.

Deux jeux de spectres sont obtenus : le premier en BRDF créé avec l'institut de recherche et le second en réflectance hémisphérique-directionnelle (RHD) mesuré avec Hytech. Nous avons choisi de présenter 4 matériaux représentant les différents matériaux à caractériser :

- Le rail nu (propre) : métal
- La feuille sur le rail : végétal
- Le sable sur le rail : minéral
- La graisse sur le rail : corps gras

3.1 Mesures en réflectance hémisphérique RHD

Les mesures réalisées avec Hytech ont été faites en intérieur mais dans des conditions lumineuses proches de la vérité terrain. L'objet (rail) est posé à l'horizontal, observé de façon perpendiculaire par le spectromètre. La lampe halogène choisie éclaire l'échantillon avec un angle de 60° par rapport à l'axe vertical ; ceci permet de considérer l'illumination hémisphérique tout en réduisant les specularités.

Les mesures obtenues au spectromètre, en raison d'un éclairage large bande et large faisceau, correspondent à des mesures de réflectance que l'on pourrait obtenir en conditions réelles. Le capteur utilisé est un spectromètre à angle d'ouverture instantanée (IFOV) qui permet l'acquisition de réflectances hémisphérique-directionnelles.

3.1.1 Configuration du système d'acquisition

La source utilisée est une lampe halogène du commerce ; elle est mêlée à une illumination parasite (éclairage de la salle). Les deux sources sont branchées sur secteur et sont sujettes à l'oscillation 50Hz du distributeur ; son effet sur les spectres ne sera pas abordé dans cette thèse.

Le spectromètre utilisé est le Fieldspec Pro construit par ASD. L'instrument de mesure ASD est calibré pour la mesure précise de luminance et de réflectance. Il utilise des photodiodes InGaAs comme détecteurs. Il fournit des mesures avec une résolution spectrale 3nm dans le VNIR et de 8nm dans le SWIR.

Le couple source halogène (large gamme et large faisceau) et spectromètre ASD fournit des mesures en réflectances hémisphérique-directionnelles dans le visible et proche infrarouge (350-2500nm).

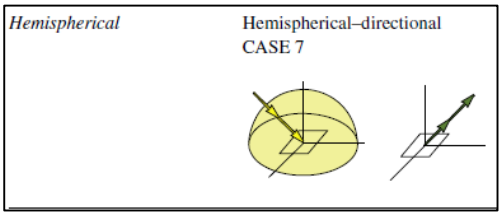


Figure 22 - Configuration d'acquisition lors des mesures avec Hytech Imaging (extrait de la Figure 21)

3.1.2 Mesures en réflectance hémisphérique-directionnelle

L'instrument effectue des mesures de réflectance hémisphérique-directionnelle relatives à un échantillon de référence (ex : Spectralon). La RHD intègre la BRDF sur l'hémisphère incidente (cas 7, Figure 21). Ses valeurs dépendent alors de la réflectance des objets environnants.

Les mesures de RHD répondent au besoin de réaliser des mesures de spectre en conditions d'illumination non contraintes pour s'approcher du comportement d'éclairage sur le terrain, où tout élément diffuse la lumière reçue sur son voisin.

Les spectres complets, dans la gamme 350-2500nm, sont exposés en Figure 23. A l'instar des mesures de BRDF, nous présentons quatre matériaux. En raison d'un fort bruit introduit par le capteur aux extrémités des spectres, nous pouvons nous limiter à l'étude de la gamme 400-2400nm.

La feuille verte présente six bandes d'absorption principales, dont cinq dans l'infrarouge. Sa réflectance varie fortement, l'amplitude de son spectre est élevée. Le sable présente quatre bandes d'intérêt, dont trois dans l'infrarouge ; leurs amplitudes sont plus faibles que celles de la feuille verte mais certaines positions sont identiques, indiquant peut-être des micro-végétaux sur la surface des grains. La graisse noire présente trois zones d'intérêt ; ses absorbances ne sont pas très marquées mais son comportement général est suffisamment distinct pour le différencier du rail propre. Ce dernier a une très faible amplitude de réflectance ; celle-ci augmente très faiblement dans la gamme étudiée. C'est le matériau qui signe le moins, son spectre est presque plat.

On se restreint à la gamme spectrale de l'institut de recherche (600-1000nm) pour avoir une comparaison visuelle des résultats. En tout point du spectre présenté, la réflectance du sable est supérieure à celle du rail, avec une plus grande amplitude. La feuille verte et la graisse noire ont deux phases distinctes : de 600 à 700nm leur réflectance est inférieure à celle du rail ; à partir de 700nm, leur réflectance est supérieure à celle du rail. La feuille verte a l'amplitude de RHD la plus forte. Les absorptions entre 600 et 700nm sont introduites par la concentration en chlorophylle. La marche entre 700-750nm correspond au red edge et indique le passage de l'absorption chlorophyllienne à la réflectance cellulaire des matériaux (0,95-1µm). La réflectance du sable dépend de la taille des grains. Deux configurations ont été observées. Il en résulte que la diminution du grain augmente avec la réflectance. Ceci est dû à l'éclairement diffusé par les grains voisins, dont le nombre augmente lorsque la taille du grain diminue. Dans la gamme présentée (600-1000nm), la graisse présente peu d'information discriminative. Le contraste maximum entre la graisse et le rail se trouve autour de 650nm (absorption de la graisse) puis à partir de 950nm, où la réflectance de la graisse est au minimum 20% supérieure à celle du rail.

Ces différences de comportement permettent de différencier aisément un rail propre d'un rail pollué, et de reconnaître les différents polluants.

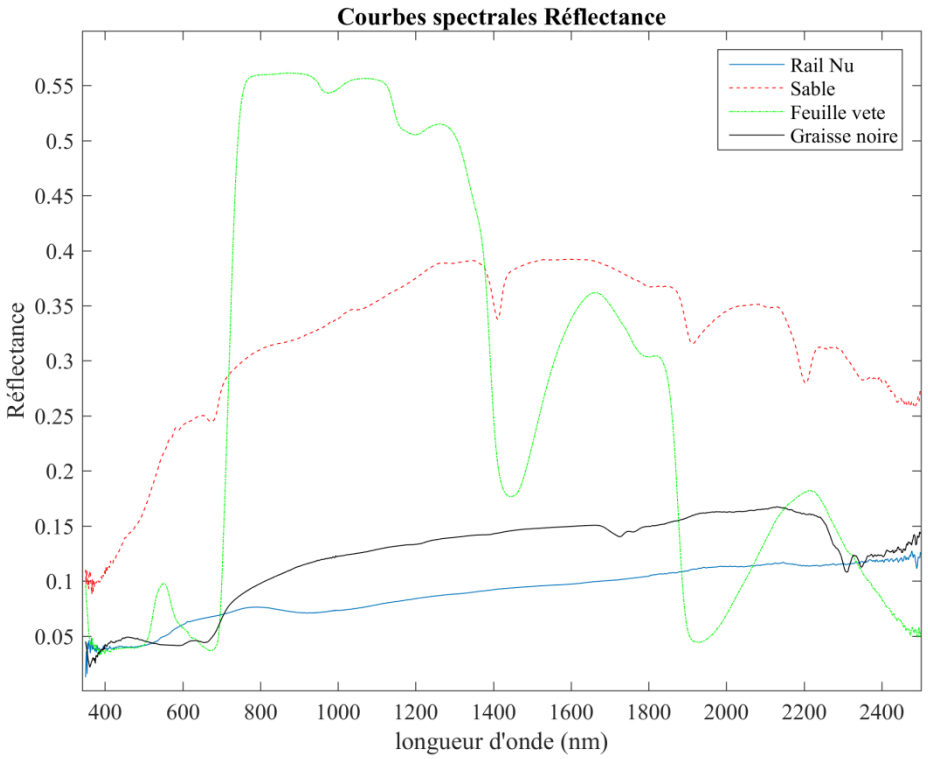


Figure 23 - Courbes de réflectances hémisphérique-directionnelles pour quatre matériaux dans la gamme spectrale 380-2500nm.

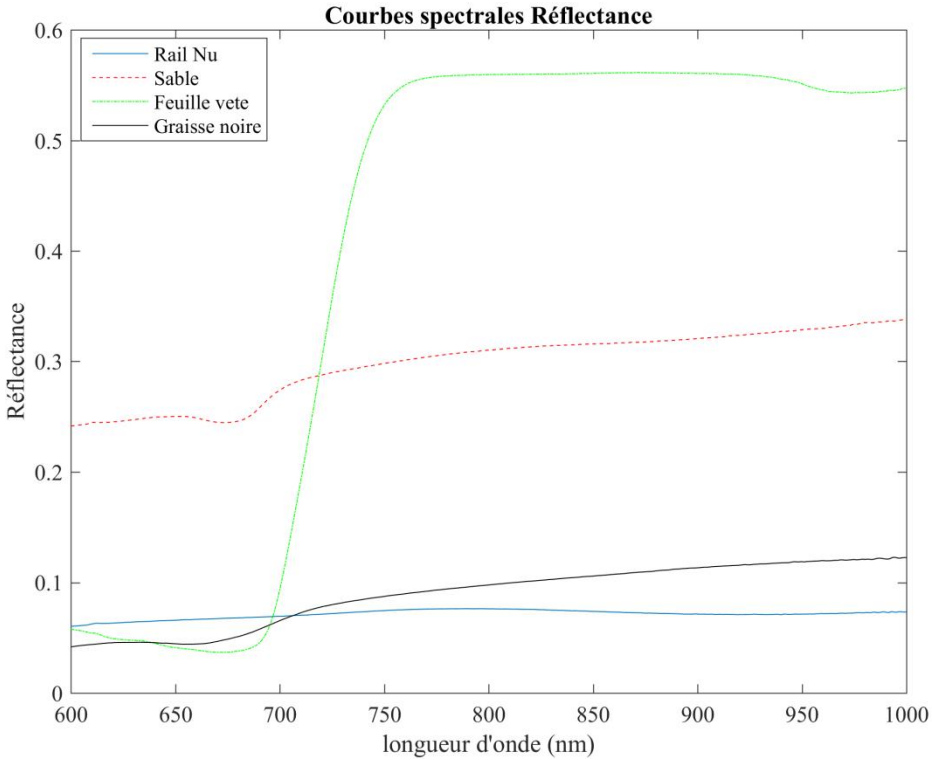


Figure 24 - Courbes de réflectances hémisphérique-directionnelles pour quatre matériaux. Il n'est ici pas nécessaire de modifier l'échelle pour comparer les courbes : les valeurs de réflectance sont déjà bornées dans l'intervalle [0,1].

3.2 Mesures directionnelles BRDF dites de pseudo-réflectance

Les mesures effectuées avec l'institut de recherche ont été réalisées en environnement contraint et maîtrisé : éclairage spécifique, sans pollution lumineuse. Ces mesures en laboratoire ne prennent pas en compte l'impact de l'environnement lumineux (éclairage extérieur au système, lumière du soleil, etc) qui devra être considéré dans notre application ferroviaire.

Ces mesures, réalisées en conditions d'éclairage contraintes (source laser, faisceau très fin, en chambre noire), correspondent à des mesures de réflectance bidirectionnelle des objets étudiés. Elle sera parfois appelée pseudo-réflectance dans le reste de ce document.

Les mesures de réflectance n'excèdent généralement pas l'unité. Ceci n'est pas valable pour la BRDF. Par sa construction, elle peut être très élevée, en particulier pour un matériau très spéculaire. Les résultats de nos acquisitions illustrent cette caractéristique.

3.2.1 Configuration du banc de mesures laser (BRDF)

Les mesures avec l'institut de recherche ont été réalisées en conditions de laboratoire, avec un gonio-réflectomètre. Il est composé d'une source super continuum sur mesure et de spectromètres CCD/InGaAs disponibles sur le marché (Indium Gallium Arsenide est un alliage chimique utilisé pour la création de photodétecteurs haute vitesse et haute sensibilité pour la fibre optique).

La source laser supercontinuum (0,480-2,5µm) utilise des fibres optiques nanostructurées combinées avec des lasers pulsés compacts. Les impulsions laser primaires se propagent en milieu non-linéaire et produisent une lumière blanche directionnelle par élargissement du spectre. L'appareil d'acquisition est un spectromètre fibré à haute sensibilité utilisant des capteurs CCD/InGaAs refroidis.

Le laser est entièrement non-polarisé à pleine puissance et les mesures sont interfacées avec un logiciel interne au laboratoire. L'échantillonnage spectral δλ du spectromètre est inférieur à 1nm dans le VNIR et de 6,25nm dans le SWIR. La réflectance bidirectionnelle est mesurée dans la gamme spectrale restreinte fin du visible et début du proche infrarouge (VNIR : 600-1000nm).

La mesure de réflectance bidirectionnelle est nécessaire pour référence mais ne reflète pas le comportement des matériaux soumis à des éclairages variés et à la diffusion de la lumière par les objets voisins, ce qui est le cas dans notre application.

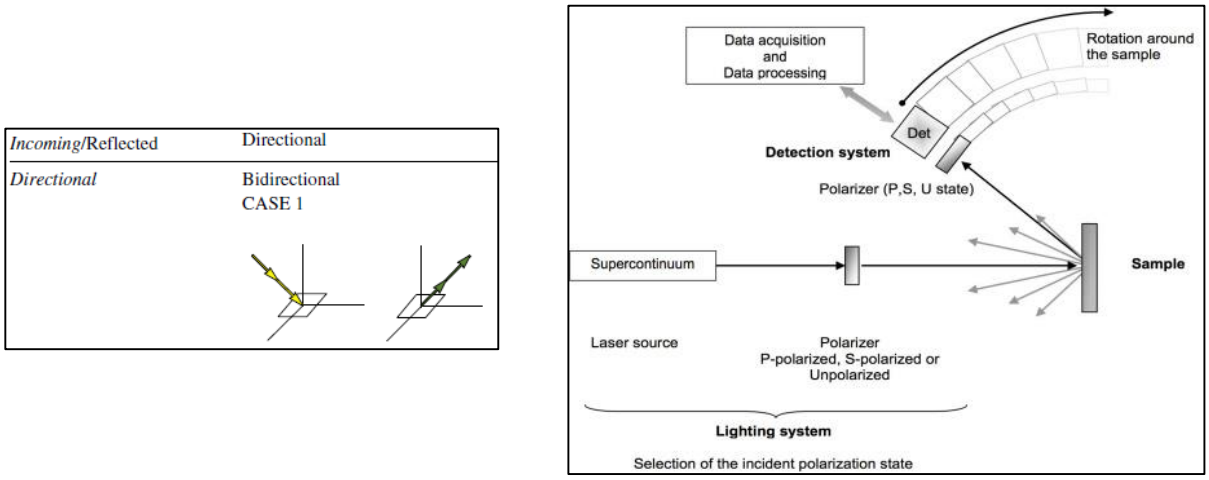


Figure 25 - Configuration d'acquisition lors des mesures avec l'ONERA. Gauche : BRDF extrait de la Figure 21. Droite : Schéma du système ONERA. (COELATO et al. 2012)

3.2.2 Exemple de spectres obtenus

Bien que des tendances similaires ressortent sur les deux types de courbe (Figure 24, Figure 26) pour un matériau donné, les différences sont importantes. La plus flagrante concerne les valeurs des spectres. Les RHD sont comprises dans l'intervalle [0,1] de par leur construction alors que les BRDF ne sont pas bornées.

3.2.3 Mesures en BRDF

Le banc de mesure est conçu pour mesurer la diffusion de la lumière résolue spectralement sur un domaine spectral couvrant le visible et l'infrarouge. L'instrument effectue des mesures de réflectances bidirectionnelles relatives à un échantillon de référence Lambertien (ex : un Spectralon).

Les mesures de BRDF avec l'institut de recherche répondent au besoin de réaliser, en laboratoire, des mesures de spectres pour différents angles d'incidence, ceci pour des échantillons unitaires de rails, propres ou pollués. Ces mesures ont pour but l'étude de l'influence de l'angle d'observation sur les spectres, pour un angle d'illumination fixe.

Nous présentons les mesures de réflectances directionnelles spectrales dans le domaine visible avec un angle d'illumination -5° (par rapport à l'axe perpendiculaire à la surface) et un angle de collection de 5° (configuration réflexion spéculaire) puis plusieurs angles de collection de 10° à 30° (configuration réflexion diffuse hors spéculaire). De par sa construction, pour éviter l'occultation de la source par le détecteur le système d'acquisition utilisé ne permet pas d'angles d'acquisition inférieurs à 5 degrés (par rapport à l'axe perpendiculaire à la surface).

Nous appelons amplitude la différence entre la valeur minimum du spectre et sa valeur maximum. La feuille verte a la plus forte amplitude (min : 2,7, max : 17,2). La graisse noire a l'amplitude la plus faible (min : 0,04, max : 0,22). Ces différences d'amplitudes entre les BRDF des différents matériaux rendent l'interprétation visuelle difficile. Nous choisissons une mise à l'échelle logarithmique pour l'affichage des courbes. Elle gomme les détails des courbes de forte amplitude dont les valeurs sont largement supérieures à 1 et augmente celles des courbes à faible amplitude dont les valeurs sont inférieures à 1. Les spectres BRDF et log(BRDF) sont montrés en Figure 26, pour une illumination à -5° et une collection à 5°.

L'influence de l'angle d'incidence (ici rayon réfléchit) est montrée en Figure 27. Les courbes du rail et de la feuille verte sont présentées pour des angles d'observation entre 5° et 25° et illustrent des comportements très différents. La BRDF du rail est très variable en fonction de l'angle d'incidence. Sa réflectance bidirectionnelle décroît fortement lorsque l'angle augmente et les courbes perdent en détails spectraux. On parle de forte dispersion angulaire. Cela traduit une signature angulaire à réflectance très directionnelle.
Les spectres de la feuille verte en revanche présentent de faible variation pour les trois premiers angles d'incidence (5°, 10°, 15°). De plus l'allure générale des courbes et les détails spectraux restent identiques malgré une baisse d'amplitude pour les angles d'observation élevés. Ceci caractérise un matériau peu directionnel.

Une étude sur chacun de nos 14 échantillons nous a conduits aux conclusions suivantes. Le rail nu a une BRDF très directionnelle et la forme du spectre est fortement modifiée par l'angle d'incidence (Figure 27). La BRDF de la graisse noire présente aussi une forte dépendance angulaire, en revanche sa pseudo-réflectance n'est pas modifiée. L'eau et deux types d'huiles présentent une mesure de pseudo-réflectance à dispersion angulaire élevée mais plus faible que dans le cas précédent. La présence d'un film liquide induit des réflexions multiples qui élargissent l'angle du lobe de diffusion et se traduit par une pseudo-réflectance directionnelle. Le sable et la poussière de frein (métallique) présentent une mesure de

pseudo-réflectance à dispersion angulaire modérée. Cela traduit une dépendance angulaire en présence d'une couche de polluants granulaires diffusants (sable, poussière de frein), qui fait baisser la pseudo-réflectance.

Les végétaux, le ballast et la rouille présentent une mesure de pseudo-réflectance à faible dispersion angulaire. Cela traduit une faible dépendance à l'angle d'observation : l'amplitude de la pseudo-réflectance peut varier mais la forme du spectre reste sensiblement la même.

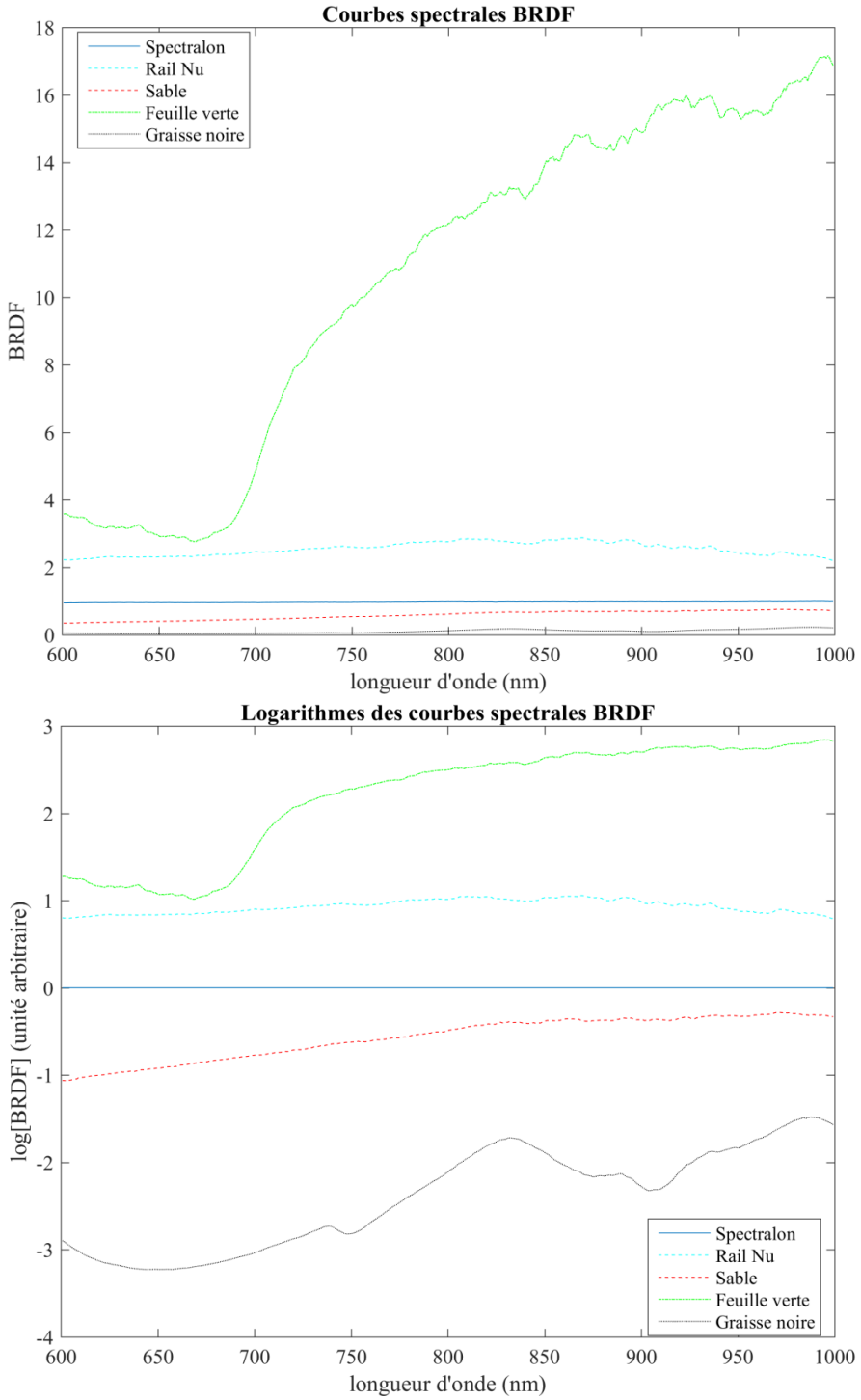


Figure 26 - Courbes de réflectances bidirectionnelles (incidence 5°) pour quatre matériaux : le rail nu, le sable, la feuille verte et la graisse noire. La courbe BRDF du Spectralon, matériaux Lambertien, est donnée à titre indicatif. Sa valeur est 1 en toute fréquence de la gamme. La transformation logarithmique des courbes est utilisée comme une mise à l'échelle pour la comparaison facilité des courbes.

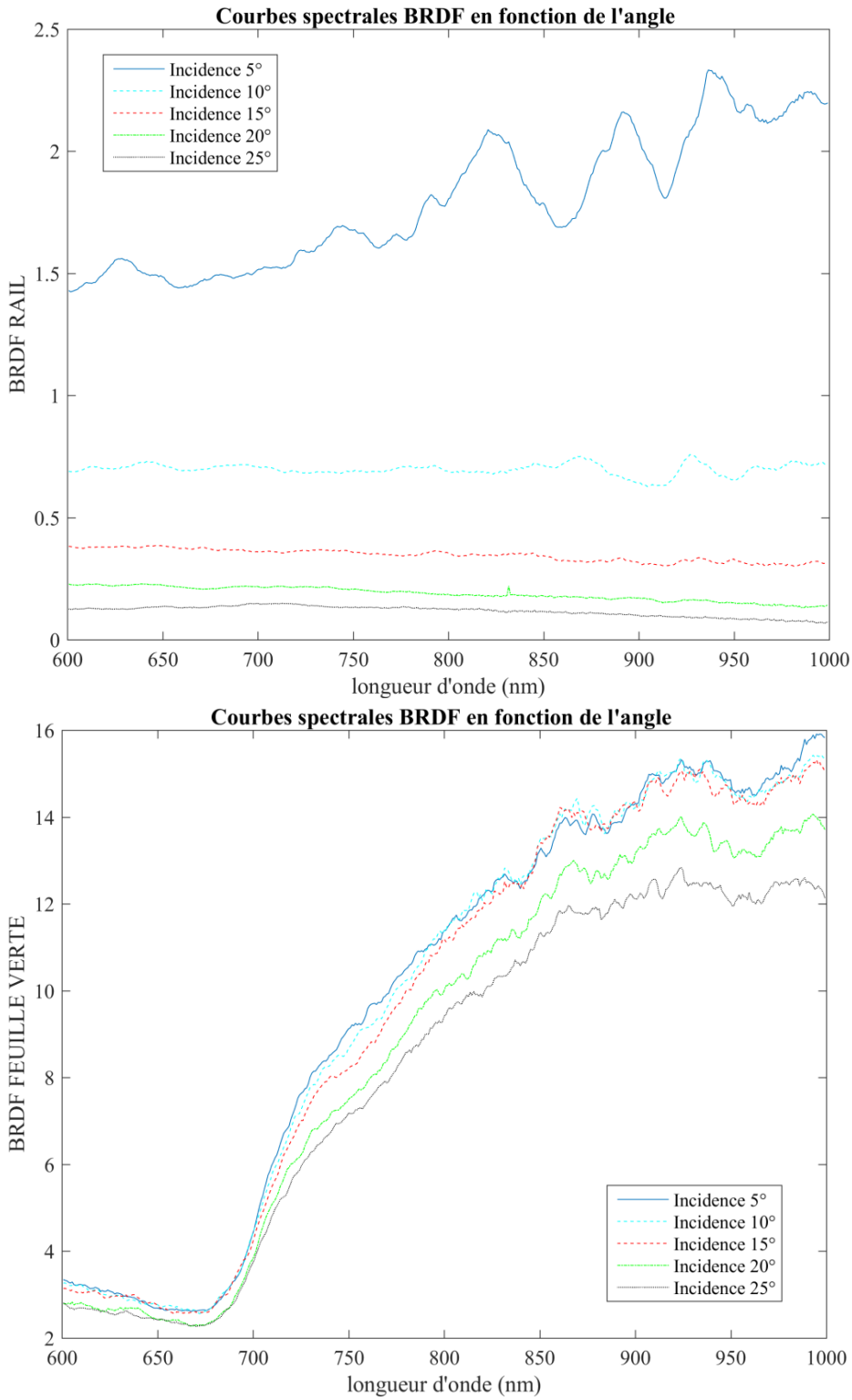


Figure 27 - Courbes spectrales bidirectionnelles pour un angle d'illumination -5° et des angles d'observation (incidence) de 5° à 25. Haut : Rail nu (très directionnel). Bas : Feuille verte (pu directionnel)

Puisque les spectres de matériaux peu directionnels ne présentent que de petites variations selon la configuration angulaire, ce sont les matériaux directionnels qui vont déterminer la géométrie du système. Cette étude semble indiquer que le couple d'angle optimal, par rapport à la normale à la surface du rail, serait (-5°/5°). Pour un angle d'observation supérieur à 10°, l'information contenue dans le spectre du rail et l'amplitude sont trop faibles pour permettre l'extraction de caractéristiques.

4 Caractérisation des matériaux par analyse spectroscopique

Nous travaillons avec deux types de données : des réflectances soit de type bidirectionnelle soit de type hémisphérique-directionnelle. Dans les deux cas, une analyse visuelle indique que l'information d'amplitude apporte des éléments discriminants pour chacun des matériaux. Cependant, l'analyse d'amplitude montre rapidement ses limites : elle varie avec l'angle d'incidence des rayons lumineux. On s'intéresse alors à deux autres techniques de caractérisation des matériaux par l'étude des bandes d'absorption : la spectroscopie différentielle et la suppression du continuum.

4.1 Spectroscopie différentielle

4.1.1 Définition

La spectroscopie différentielle est une technique par laquelle le taux de variation d'un signal (pente de la courbe) est enregistré en tant que fonction de la longueur d'onde ou de la fréquence puis analysé.

Pour chaque courbe de spectre F, la dérivée première F' est le gradient du spectre original en chaque point de la courbe, c'est-à-dire pour chaque λ. La dérivée seconde F'' ainsi que les dérivées d'ordres supérieurs sont calculées par itération.

L'interprétation des profils des dérivées d'ordres supérieurs à 2 peut être plus difficile mais peut permettre la détection de bandes d'absorption de très faibles amplitudes.

La spectroscopie différentielle présente une faible sensibilité à l'influence de l'illumination ; cette dernière n'a plus d'impact dans les dérivées, première et seconde. L'utilisation des dérivées nécessite l'hypothèse d'un spectre échantillonné de façon contiguë avec une haute résolution spectrale et un rapport signal sur bruit élevé. Les dérivées pourront alors être estimées par approximation aux différences finies.

4.1.2 Lissage des courbes et calcul des dérivés

Le signal en sortie du spectromètre est bruité, notamment aux bords de la gamme spectrale choisie. Ce bruit introduit des erreurs dans le calcul de la dérivée et détériore la détection des bandes d'absorption.

Le but de cette étape est l'obtention de données hyperspectrales lissées, de courbes dérivées et l'extraction des données utiles. Ces opérations peuvent être effectuées sans qu'il soit nécessaire de supposer que les données sont constituées de pixels homogènes ou ont été générées dans des environnements fortement contrôlés.

Il existe plusieurs méthodes de lissage, souvent utilisées conjointement pour le calcul des dérivées. Il existe deux méthodes principales en mathématique pour l'obtention de la dérivée. Soit le gradient de la courbe originale est déterminé directement (ex : méthode des différences successives) soit il est possible d'estimer et décrire la courbe grâce à une fonction, qui est ensuite dérivée pour donner le spectre dérivé.

Les articles de (TSAI et PHILPOT 1998), de (BRIDGE, FELL et WARDMAN 1987) et la thèse (LENNON 2002) présentent différentes méthodes de lissage de courbes spectrales. La majorité des méthodes traitées font l'hypothèse qu'un spectre correspond à une composition de gaussienne (somme de plusieurs gaussiennes).

4.1.2.1 Méthode directe par différence successive

La méthode la plus simple pour obtenir une dérivée à partir d'un spectre numérisé F est de déterminer la différence d'amplitude entre les points successifs de la courbe d'origine:

$$\left(\frac{dF}{d\lambda}\right)_{\lambda_1} = \frac{F_2 - F_1}{\lambda_2 - \lambda_1} \qquad 2.5$$

Cette méthode est rapide mais elle ne contient ni lissage ni moyennage. L'opération de dérivée amplifie le bruit en fonction de la fréquence. La résultante est donc très sensible au bruit. Pour réduire la sensibilité au bruit, on peut utiliser cette méthode sur des intervalles de points plus espacés, ce qui revient à une approximation aux différences finies.

$$\left(\frac{dF}{d\lambda}\right) = \frac{F(\lambda + \Delta\lambda) - F(\lambda - \Delta\lambda)}{2 \times \Delta\lambda} \qquad 2.6$$

Le pas retenu pour les différences doit être choisi avec soin. En utilisant cette méthode, de l'information se perd aux extrémités du spectre (nombre de valeurs perdues = 2*Δλ, soit Δλ valeurs perdues à chaque extrémité de la courbe). Il est alors recommandé de faire l'acquisition sur une gamme de longueur d'onde plus large que la bande d'observation souhaitée. Une autre solution peut être d'ajouter des éléments aux extrémités de la courbe à analyser (des zéros par exemple). Cette méthode s'appelle remplissage (en : padding).

4.1.2.2 Filtre moyenneur

Un filtre moyenneur correspond à un filtre passe-bas. Il remplace simplement la valeur du point i par la moyenne des valeurs de ses N voisins, contenus dans une fenêtre d'observation (i-k ; i+k) choisie par l'opérateur:

$$F^*(\lambda_i) = \frac{\sum_{i-k}^{i+k} F(\lambda_i)}{N} \qquad 2.7$$

où N est le nombre de voisins impliqués dans le calcul de la moyenne (taille du filtre) et i est l'index de la valeur à moyenner et le point sur lequel le filtre est centré. Si la taille du filtre est impaire, la moyenne est assignée à l'entier arrondi de N/2 supérieure ou égale à N/2. Si la taille du filtre est paire, la moyenne est assignée à l'entier (N/2+1).

4.1.2.3 Savitzky Golay

La méthode de Savitzky Golay (SAVITZKY et GOLAY 1967) utilise une convolution simplifiée basée sur la méthode des moindres carrés pour le lissage et le calcul des dérivées de spectres d'absorption. L'équation générale peut s'écrire comme suit :

$$F_j^*(\lambda_i) = \frac{\sum_{-m}^{m} C_i F_{j+1}}{N} \qquad 2.8$$

où F est le spectre original, F* est le spectre lissé, C_i est le coefficient associé à la i-ème valeur du filtre spectral (fenêtre de lissage), et N est le nombre de valeurs sur lesquelles s'applique la convolution. L'indice j s'incrémente et correspond à la coordonnée du point traité dans la courbe originale.

Les tables de coefficient de convolution présentées par les deux auteurs ont deux inconvénients. Le premier est la limitation des dérivées que l'on peut calculer. De plus elles doivent être calculées en avance. Pour des applications qui nécessitent l'étude de dérivées d'ordres supérieurs à 2, une approche analytique pour le calcul est plus adaptée. Le second est que les tables fournies par Savitzky et Golay sont limitées à 25 points pour le lissage (i.e. la taille du filtre), soit m=12.

Le calcul de dérivées ne se fait donc pas directement avec les tables de Savitzky Golay. Il est basé sur les équations de (MADDEN 1978), qui s'affranchissent de la limitation des 25 points maximum et fournit une équation pour chaque ordre de la dérivée, allant ainsi jusqu'à la dérivée 6ème.

Un spectre dérivé peut être généré en suivant la procédure évoquée. Cette méthode ne s'appliquant pas correctement aux extrémités du spectre original, le spectre résultant (spectre dérivé) est plus court que l'original, d'une largeur égale à celle du filtre.

4.1.2.4 Conclusion

Toutes les approches de lissage limitent le bruit aléatoire du signal observé (ici spectre d'absorption), qu'elles soient ou non suivi d'un calcul de dérivées. (SAVITZKY et GOLAY 1967) lisse le spectre en appliquant une convolution avec un filtre de forme spécifique dans le but de minimiser l'impact sur les détails spectraux. En comparaison, le filtre moyenneur supprime le bruit en utilisant une simple moyenne de points dans les fenêtres glissantes du filtre. L'approximation finie utilise la méthode des différences successives.

Pour notre application, un lissage de Savitzky Golay (ORFANIDIS 1995) a été appliqué à nos courbes, suivi d'une dérivation par approximation aux différences finies.

4.1.3 Les propriétés des courbes de dérivées

L'analyse de dérivées est populaire en spectrophotométrie comme technique d'amélioration de la résolution, pour faciliter la détection et le positionnement de composantes peu résolues dans un spectre complexe. Elle est aussi utilisée comme technique de correction de "l'arrière-plan", pour réduire les effets d'interférence spectral de l'arrière-plan en spectrophotométrie quantitative.

Un des points faibles de la technique de dérivation est que le rapport signal sur bruit (SNR) se détériore à mesure que l'ordre de la dérivée augmente.

La première dérivée F' correspond au taux de variation de la réflectance en fonction de la longueur d'onde. Lorsque F' est positive, F est croissante. Lorsque F' est négative, F est décroissante. La première dérivée intercepte l'axe des abscisses (axe des longueurs d'onde) en un point extremum de la courbe originale. Dans le cas d'un maximum, la dérivée première était positive et devient négative. Dans le cas d'un minimum, la dérivée première était négative et devient positive.

La deuxième dérivée d'un spectre d'une bande d'absorption est vue comme un pic central (négatif pour les maxima ou positif pour les minima) entouré de deux pics satellites plus petits.

Ces motifs sont répétés pour chaque dérivée au-dessus de l'ordre deux : les dérivées d'ordres impairs conservent le passage par zéro à la position des extrema dans la courbe originale, les dérivées d'ordres pairs gardent un pic central et deux pics satellites. Les pics des dérivées d'ordres pairs changent de signe et leur largeur décroît lorsque le degré de dérivée augmente.

De cette façon, lorsque le degré de dérivée augmente, les détails spectraux sont rehaussés. Ainsi dans le profil spectral obtenu, les différentes gaussiennes composant la courbe sont progressivement mieux résolues mais s'entachent de bruit.

4.1.4 Résultats

Le but de la spectroscopie dérivative est le positionnement précis des bandes d'absorption. Elle peut être utilisée pour caractériser des surfaces et différencier des matériaux, même ayant des caractéristiques spectrales proches. Nous étudions la dérivée première des spectres en réflectances. L'approximation utilisée pour la première dérivée F' est l'approximation finie du spectre original F :

$$F'(\lambda) = \frac{F(\lambda + \Delta\lambda) - F(\lambda - \Delta\lambda)}{2 \times \Delta\lambda} \qquad 2.9$$

Dans la dérivée, un passage par zéro et un changement de signe indiquent un extremum local dans le spectre original. Si le signe passe de positif à négatif, il s'agit d'un maximum local. Si le signe de F' passe de négatif à positif, F présente un minimum local. Ce sont ces minima que l'on analyse car ils correspondent aux bandes d'absorption du matériau. Le nombre de bandes d'absorption ainsi que leur position permettent la discrimination des polluants (Figure 28).

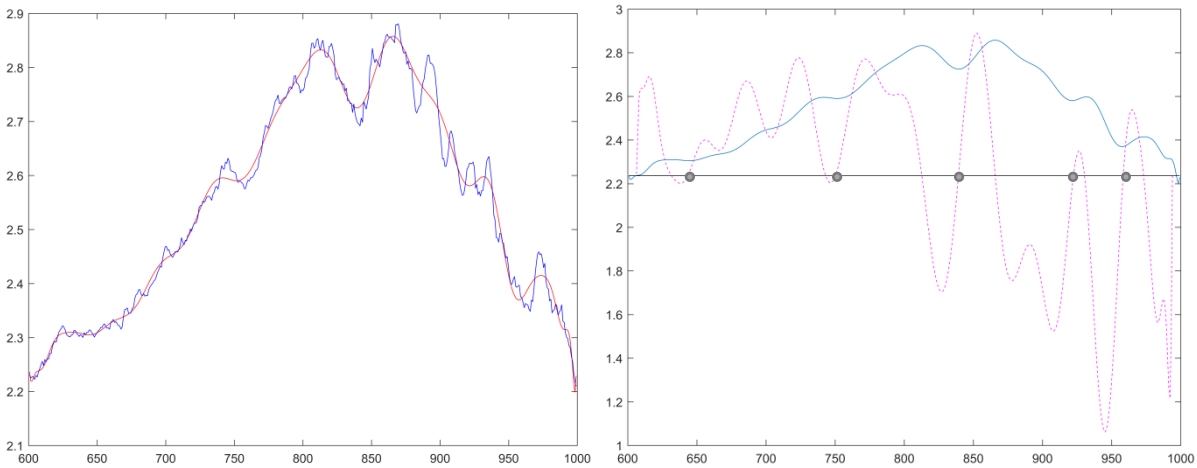


Figure 28 - Gauche : Spectre original bruité du rail propre (bleu) et spectre lissé par méthode de Savitsky-Golay (rouge). Droite : Spectre lissé (bleu) et sa dérivée première (violet pointillé). Un facteur multiplicatif et un offset ont été appliqué à la courbe dérivée pour permettre la visualisation. Le segment noir représente le « zéro » de la courbe dérivée après offset. Les points représentent les passages par zéros de la dérivée, du négatif vers le positif. Ils illustrent les minima locaux du spectres.

Par exemple, dans la gamme spectrale 600-1000nm, le rail propre ainsi que la feuille fraîche ont 5 bandes d'absorption, la feuille sèche en a 3 et la graisse en a deux. La feuille fraîche se distingue par ses 3 absorptions entre 600 et 700nm contre 1 seule pour le rail. La spectroscopie différentielle nous a permis de qualifier les courbes de chacun des échantillons et de les distinguer les uns des autres (Tableau 2).

Tableau 2 - Pour trouver les pics d'absorption, on recherche les passages par zéro de la dérivée. Les résultats sont synthétisés pour 4 des matériaux étudiés.

Centre du pic d'absorption (nm)	Rail nu	Feuille	Sable	Graisse
Passage par zéros de la dérivée (sur l'axe des longueurs d'onde, gradué en nm)	644	628	916	646
	750	659	960	744
	839	672	907	XX
	923	885	XX	XX
	958	956	XX	XX

4.2 Suppression du continuum

Les courbes spectrales obtenues à l'aide de spectromètre ont été calibrées pour que nous puissions travailler en réflectance, pour la détection de bande d'absorption. Ces courbes mettent en avant les bandes d'absorption des spectres, que nous analysons pour la caractérisation des différents matériaux. Ces absorptions correspondent à des minima locaux. La méthode de « spectroscopie différentielle » permet la caractérisation et la discrimination de matériaux par étude des spectres dérivés. De par sa construction, la dérivation induit une perte d'information par rapport au spectre initial. Nous envisageons alors d'utiliser une seconde méthode pour l'analyse de nos courbes spectrales : la suppression du continuum.

Certaines approches d'analyse de courbes spectrales peuvent être assimilées à des problèmes dits convexes. (BOARDMAN 1993) par exemple utilise l'enveloppe convexe en spectroscopie pour la séparation de sources (mélanges linéaires). Dans notre cas, l'enveloppe convexe est assimilée au continuum des courbes spectrales.

Par définitions, un ensemble C est dit convexe si et seulement si (ssi) tout segment reliant deux points de C est entièrement inclus dans C. Nous cherchons ici l'enveloppe convexe d'une courbe spectrale, c'est-à-dire le plus petit ensemble convexe contenant tous les points du spectre. Pour notre application, cette enveloppe est une courbe dont les sommets sont des points de la courbe spectrale. Le continuum correspond à l'*enveloppe convexe* au-dessus de la courbe spectrale ; elle relie les maxima locaux entre eux par des segments droits

La suppression du continuum (en : Continuum Removal) se base sur le fait que les bandes d'absorption du spectre peuvent être caractérisées par deux composantes:

- Le continuum, qui représente l'absorption indépendante de la bande observée et contient l'influence de l'environnement
- Les attributs individuels de la bande d'absorption.

La méthode de suppression du continuum consiste à estimer l'enveloppe convexe de la courbe spectrale puis à supprimer sa composante. De cette façon on ne conserve que les attributs individuels du polluant. Le spectre sans continuum est obtenu par la division du spectre original par son enveloppe convexe :

$$S_{CR} = \left(\frac{S_{or}}{C}\right) \qquad 2.10$$

où S_{OR} est le spectre original observé, C est le continuum de S_{OR} et S_{CR} est le spectre résultant sans continuum.

Cette normalisation permet de comparer plus facilement les caractéristiques des matériaux entre eux puisque tous les spectres CR (Continuum Removed) sont normalisés et ont des valeurs comprises entre 0 et 1. A noter, lorsque le continuum et le spectre d'origine sont égaux, le spectre résultant vaut 1. Les résultats de cette suppression de continuum sont montrés Figure 29 et Figure 30 pour les quatre matériaux du cas d'application. Les amplitudes des spectres résultants sont maintenant comparables.

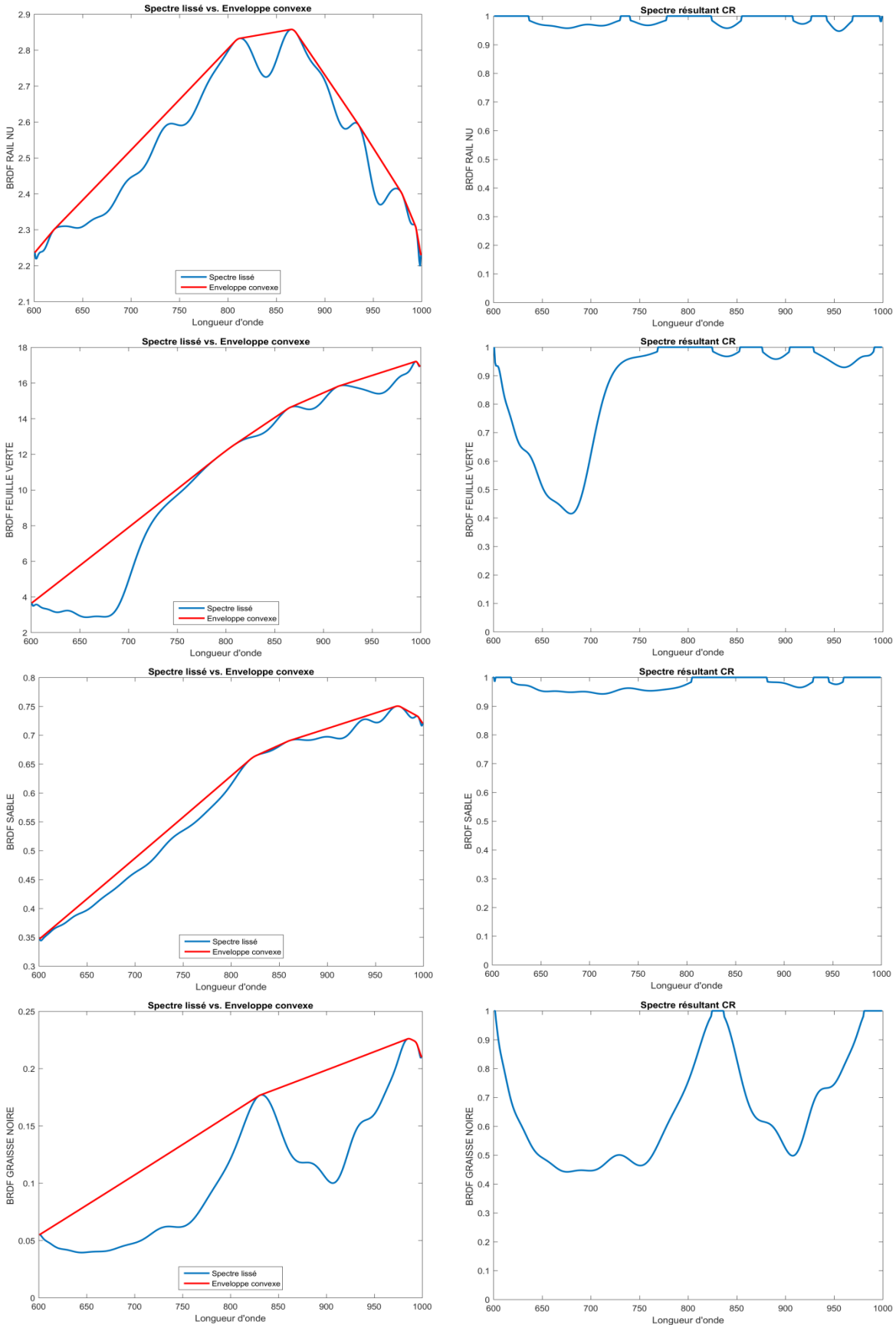


Figure 29 - Gauche : Spectre original lissé et son continuum. Droite : spectre résultant. De haut en bas : rail, feuille verte, sable, graisse. Mesures du laboratoire de recherche ONERA

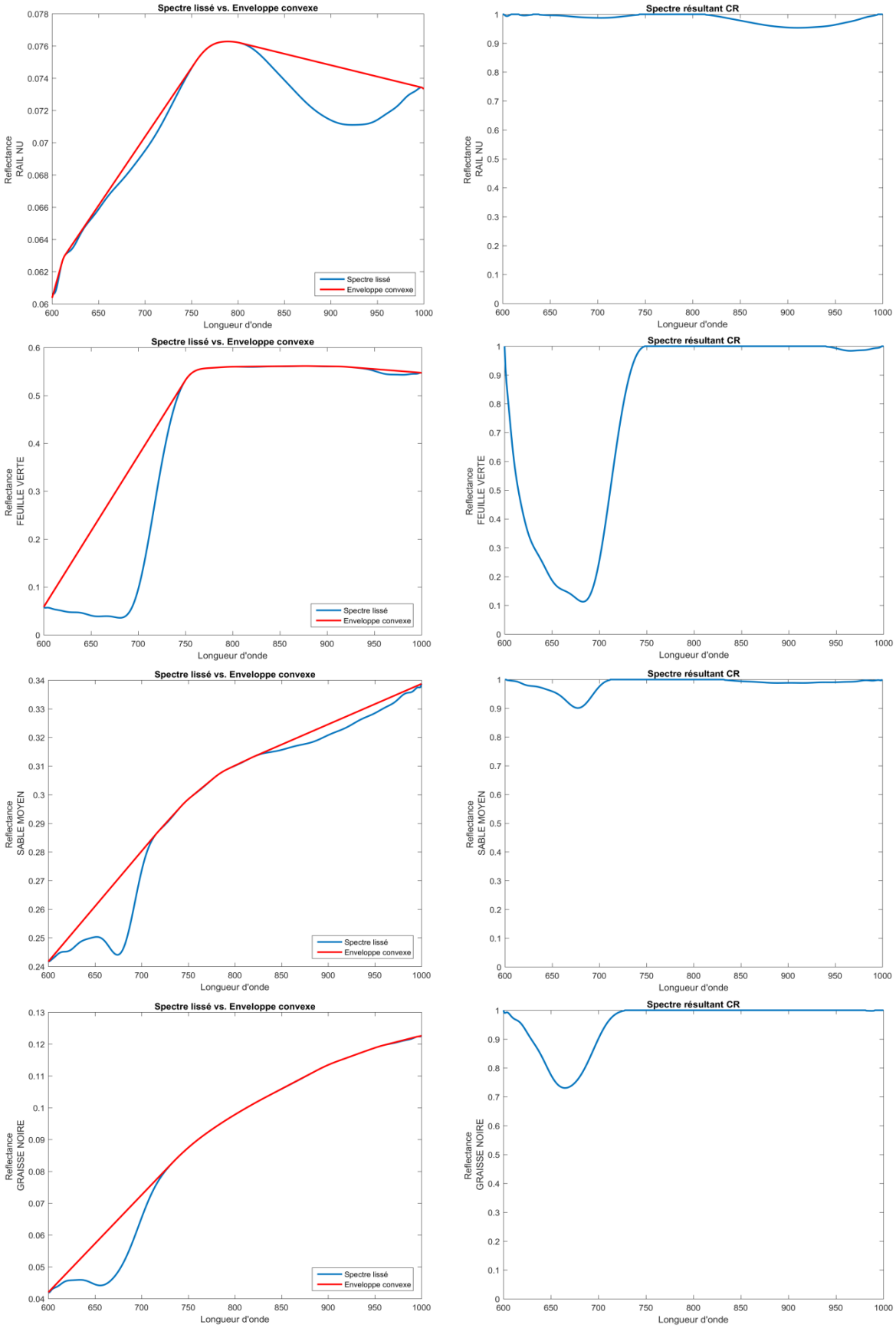


Figure 30 - Gauche : Spectre original lissé et son continuum. Droite : spectre résultant. De haut en bas : rail, feuille verte, sable, graisse. Mesures Hytech Imaging

Notons que les positions des pics obtenus ne correspondent pas toujours aux fréquences trouvées par spectroscopie dérivative. En effet, cette dernière donne la position précise des centres de bande d'absorption alors que la suppression du continuum met en valeur la forme générale des courbes. Ainsi plusieurs bandes d'absorption pourront être regroupées dans un pic du spectre résultant CR et un plateau dans le spectre original pourra se traduire par un pic. Le spectre CR de la feuille verte en est un exemple (Figure 29). Son premier pic contient trois des absorptions détectées par spectroscopie dérivative et son second pic correspond à un plateau dans le spectre initial.

Une fois le continuum (l'enveloppe convexe) calculée puis retranchée, les attributs individuels sont illustrés par le spectre résultant. Les attributs individuels sont caractérisés par quatre mesures : la position du pic d'absorption, la profondeur, la largeur à mi-hauteur (FWHM) et son asymétrie. Cette dernière correspond à la différence de l'aire dans le pic à gauche de son centre et celle à droite de son centre (Figure 31).

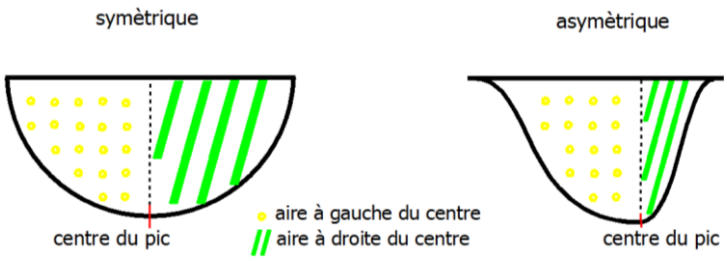


Figure 31 - Exemple d'asymétrie. Gauche : asymétrie S=1, les deux aire sont égales, la courbe est symétrique par rapport à son centre. Droite : asymétrie S>1, l'aire à gauche du centre est plus grande que l'aire à droite du centre.

On appelle pics les portions du spectre résultant dont les valeurs sont inférieures à 1 et comprises entre deux "plateaux" de valeurs 1. La position de la bande d'absorption, sur l'axe fréquentiel, est définie comme la longueur d'onde λ dont la réflectance est la plus faible au sein du pic.

La profondeur relative P d'un pic d'absorption est définie par la différence de la valeur max du spectre résultant et la valeur de la réflectance au minimum du pic analysé:

$$\text{Profondeur} = 1 - R_{minimum} \qquad 2.11$$

La largeur à mi-hauteur (FWHM) correspond à la largeur du pic à Profondeur/2. Il est possible qu'aucun point de la courbe n'ait une réflectance précisément égale à profondeur/2. Dans ce cas, il est possible de prendre le λ dont la réflectance est la plus proche.

Enfin l'asymétrie S du pic est définie comme étant le rapport entre l'aire à gauche du minimum et l'aire à droite du minimum:

$$S = \frac{A_{gauche}}{A_{droite}} \qquad 2.12$$

Si le pic est symétrique, S vaut 1. Lorsque l'aire de gauche est supérieure à l'aire de droite, S>1. Lorsque l'aire de droite est supérieure à l'aire de gauche, 0<S<1.

Ce calcul d'asymétrie suppose que l'échantillonnage du spectre est suffisant pour considérer les points comme contigus. Ces quatre attributs sont montrés sur la Figure 32.

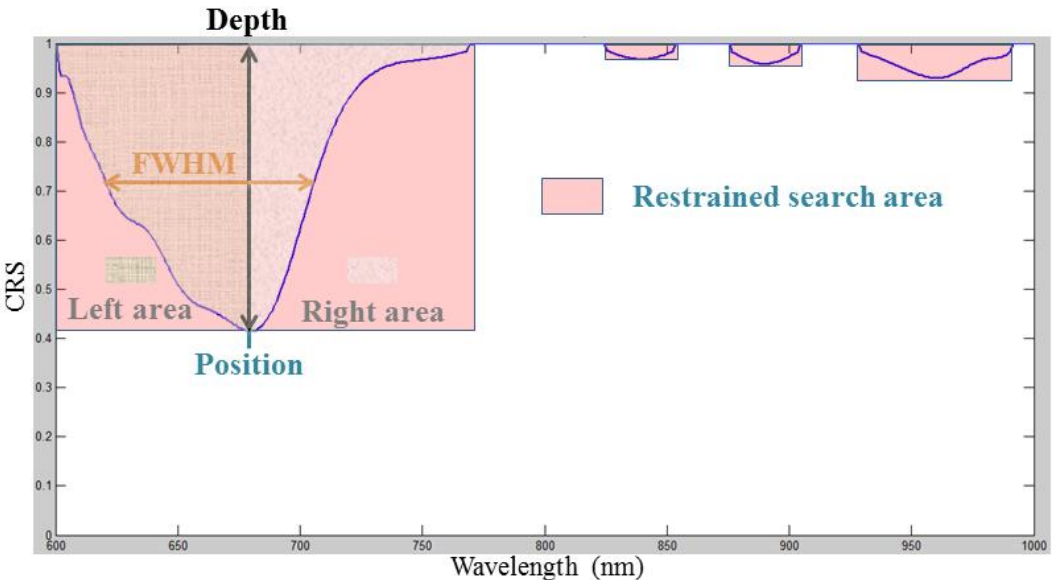


Figure 32 - Spectre résultant CR caractérisé par ses quatre attributs : position, profondeur de l'absorption, largeur à mi-hauteur et asymétrie pour le pic principal.

Un tableau comparatif (Tableau 3) est donné pour l'analyse des pics principaux des quatre matériaux observés. Nous nous basons ici sur les courbes de BRDF. On appelle pic principal le pic dont l'amplitude est la plus grande.

Tableau 3 - Comparatif des bandes d'absorption dans les spectres de rail nu, feuille, sable et graisse noire.

	Rail nu	Feuille	Sable	Graisse noire
Position (nm)	675	679	713	675
Profondeur (s.u.)	0,0424	0,5849	0,0575	0,5580
FWHM (nm)	84	84	159	181
Asymétrie (s.u.)	Oui, S<1	Oui, S>1	Oui, S>1	Oui, S<1
Absorptions contenues	2	2	4	3
Pics secondaires	4	3	2	1

L'analyse du pic principale du spectre résultant CR permet déjà la différentiation et la reconnaissance des échantillons. La même analyse peut être faite sur les pics secondaires permettant une caractérisation précise de chaque matériau, notamment pour séparer des éléments de spectre proches.

5 Courbes spectrale et adhérence

L'utilisation d'un système d'acquisition spectroscopique nous permet de différencier un rail propre d'un rail pollué et de discriminer la pollution sur la table de roulement. Une fois la pollution reconnue, à partir d'une courbe spectrale, le coefficient d'adhérence correspondant est sélectionné dans une table de référence, telle que celle donnée par (ZHU 2011), illustré en Figure 33.

Rail conditions	Adhesion coefficient	Rail conditions	Adhesion coefficient
Dry and clean	0.25–0.3	Moisture	0.09–0.15
Dry with sand	0.25–0.33	Light snow	0.10
Wet and clean	0.18–0.20	Light snow with sand	0.15
Wet with sand	0.22–0.25	Wet leaves	0.07
Greasy	0.15–0.18		

Figure 33 - Exemple de table d'adhérence présentée dans la thèse de (ZHU 2011).

Ainsi, la courbe spectrale est associée à un niveau d'adhérence. La Figure 34 illustre ce couplage et la Figure 35 montre les coefficients affectés à nos différentes courbes.

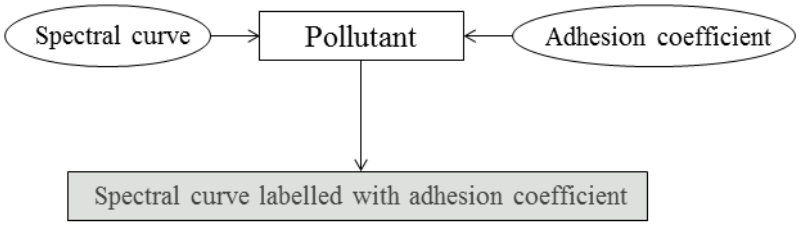


Figure 34 - Schéma de l'étiquetage des courbes spectrales avec des coefficients d'adhérence

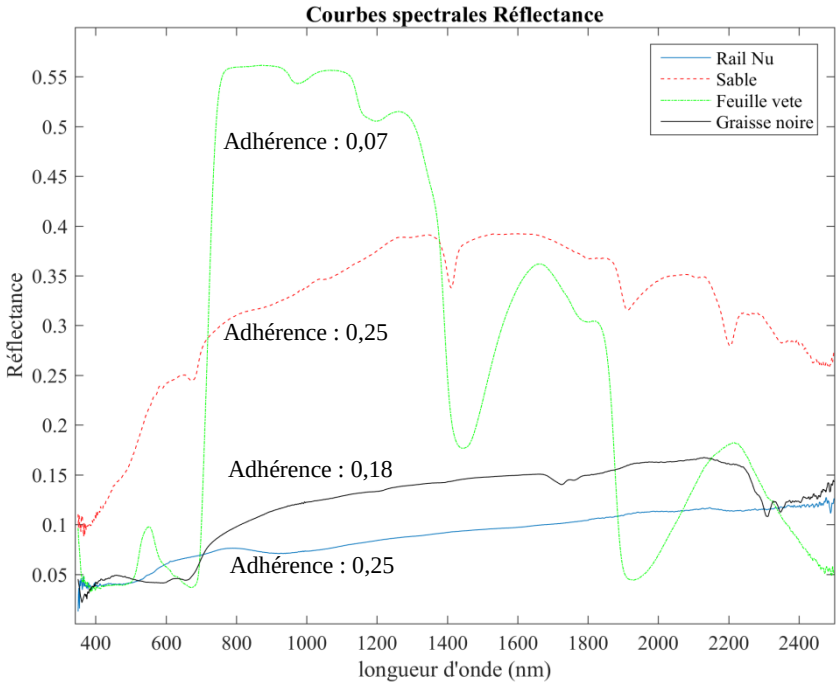


Figure 35 - Coefficients d'adhérence (ZHU 2011) estimés pour les polluants du rail caractérisés et reconnus. Courbes spectrales issues des travaux de collaboration avec Hytech Imaging.

6 Conclusion

L'utilisation de la spectroscopie pour l'observation de matériaux nous a permis d'enregistrer leur signature spectrale en réponse à un éclairage donné. Nous avons fait l'acquisition de courbes en réflectance bidirectionnelle et en réflectance hémisphérique-directionnelle.

Par des pré-traitements utilisant la méthode de Savitzky-Golay, nous nous sommes affranchis du bruit (lissage des spectres). Puis par spectroscopie dérivative et suppression du continuum nous avons caractérisé 14 matériaux différents dont quatre ont été présentés dans la gamme 600-1000nm : le rail propre, une feuille verte sur le rail, du sable sur le rail et une graisse sur le rail.

Notons que les bandes fréquentielles d'intérêt varient d'un polluant à l'autre et sont très dispersées dans le spectre VIS-NIR-SWIR observé. Avec les contraintes liées à l'achat d'une caméra, moins performante qu'un spectromètre, nous ne pourrons pas avoir un appareil capable de balayer tout ce spectre.

Le but de cette thèse est de présenter une étude de faisabilité de l'évaluation de l'adhérence roue-rail par imagerie spectrale ; ceci passe par la détection et la reconnaissance des matériaux sur la table de roulement du rail. L'utilisation du spectromètre a montré la légitimité de l'utilisation d'informations spectrales à cette fin.

L'étude de plusieurs angles d'observation nous a permis de choisir la configuration jugée optimale pour le montage du système. A ce jour, une configuration (-5°/5°) est envisagée pour le montage sur bogie du système.

Pour valider la méthode de détection sur des images spectrales, ayant une dimension spectrale en plus des dimensions spatiales, nous faisons le choix de restreindre la détection à un polluant par catégorie. L'étude est menée sur les quatre polluants présentés au cours de ce chapitre, à savoir : le rail nu, une feuille sur le rail, du sable sur le rail et enfin de la graisse noire sur le rail.

La pollution végétale est fréquente, récurrente et a un fort impact sur la sécurité et la régularité. Le problème se pose notamment en automne, lorsque les feuilles mortes tombent sur les voies. Broyées par le passage des trains et mélangées à l'humidité ambiante, elles forment une pâte glissante qui réduit significativement le coefficient d'adhérence du contact roue-rail et de ce fait réduit les performances du système de traction ou de freinage. C'est ce type de pollution que nous choisissons de présenter principalement lorsque nous donnerons nos résultats dans les chapitres suivants. Nous rappelons que les végétaux ont une forte signature dans le domaine 700-800nm, appelé « red edge ».

L'attention du lecteur est porté sur le point suivant : les mesures au spectromètre ont été faites en environnement contraint (notamment pour l'éclairage) dans des conditions spécifiques (Figure 21). Même si cela est souhaitable, il n'est pas évident à ce stade que les résultats soient transposables aux données de la caméra fonctionnant en extérieur. Le chapitre 3 éclaircira ce point.

CHAPITRE 3 :
SYSTEME ET CALIBRATION

1 Système de vision

Dans les chapitres précédents, nous avons validé la faisabilité du projet par l'utilisation de spectromètres pour la détection et la reconnaissance de pollutions sur des échantillons de rail.

Le besoin d'installation d'un capteur à bord d'un train pour l'observation des fils de rails a conduit à une analyse rapide de l'environnement. Le train est sujet à des mouvements de roulis, de lacet et de tangage liés à son déplacement et aux imperfections de la voie. Ces mouvements sont d'amplitudes limitées mais suffisantes pour modifier notablement la position relative du train par rapport au rail. De plus, une pollution sur un fil de rail n'est pas forcement uniformément répartie sur la table de roulement et peut se trouver sur le bord de cette surface. Pour mesurer la criticité de la pollution, une fois détectée, des informations sur la longueur et la largeur de son étalement semblent nécessaires.

Le spectromètre est le capteur fréquentiel ayant à ce jour la meilleure résolution spectrale. Cependant il ne fournit pas d'information spatiale : il observe un point précis de l'espace. Cette caractéristique ne convient pas à notre application pour laquelle une évaluation complète de la totalité de la table de roulement est nécessaire. Nous nous sommes alors orientés vers une caméra spectrale.

Une chaîne d'acquisition spectrale est généralement composée des éléments suivants (Figure 36) : un filtre optique (optionnel), un objectif, un élément spectral (prisme, filtre, etc.), un capteur et une unité de calcul. Les quatre premiers éléments forment la caméra.

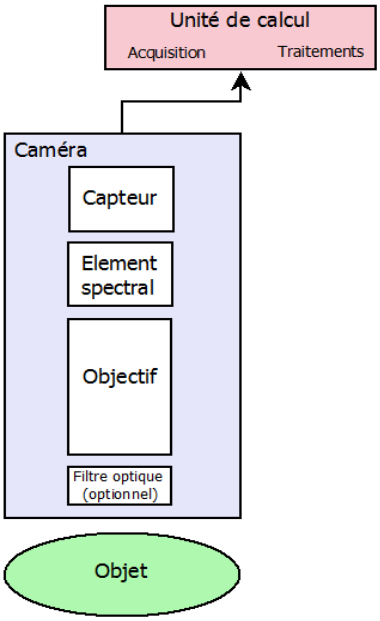


Figure 36 - Chaîne d'acquisition spectrale classique

La suite de ce chapitre amène à étudier les éléments de la chaîne d'acquisition et de leurs principales caractéristiques.

La caméra spectrale est un appareil utilisant généralement un capteur photo classique (par exemple CCD ou CMOS) auquel s'ajoute un module spectral. Elle permet d'obtenir une image spatio-fréquentielle de la scène observée. En comparaison d'un spectromètre, la caméra spectrale présente une moins bonne résolution spectrale et ne permet que l'acquisition d'un nombre restreint de fréquences (ou bandes de fréquences). On parle de bande de fréquence lorsque l'élément spectral n'est pas assez sélectif et que le signal acquis est la résultante de plusieurs fréquences.

En revanche, la caméra permet l'acquisition d'information spatiale avec une bonne résolution, ce que ne permet pas le spectromètre. Cette information spatiale permet en particulier d'obtenir une information de distance, utile pour évaluer la longueur de la zone polluée.

1.1 Etude préliminaire des technologies existantes d'imageurs spectraux

L'objectif final est l'acquisition d'images spectrales des deux fils de rail permettant de reconnaître une zone polluée et d'en déduire un niveau d'adhérence. Elle doit se faire en temps réel, à partir d'un train en mouvement et avec une vitesse allant environ jusqu'à 130km/h soit ~33m/s.

On appelle image spectrale le cube 3D de dimensions XxYxλ où XxY est l'image spatiale et λ la longueur d'onde d'acquisition.

Au début de l'étude, plusieurs types de caméras spectrales sont disponibles sur le marché et permettent de répondre à nos besoins :

- La caméra ponctuelle (s'apparente au spectromètre)
- La caméra linéaire
- La caméra matricielle
- La caméra snapshot

1.1.1 Caméra ponctuelle : imageur à balayage de point

La caméra à balayage de points (Figure 37), qui peut s'apparenter dans le principe à un spectromètre, est utilisée pour mesurer le spectre d'un point donné de l'échantillon observé. Pour construire l'image hyperspectrale d'une surface, il faut déplacer l'échantillon pour analyser chaque nouveau point individuellement. En repositionnant ainsi l'échantillon dans le plan spatial XxY, une image hyperspectrale complète est enregistrée. La dimension spatiale des images dépend du matériel utilisé pour le déplacement de l'échantillon et du nombre de points enregistrés.

Ce système fournit des spectres hautement résolus. Cependant, le repositionnement de l'échantillon (balayage spatial) est chronophage et l'algorithme de reconstruction de l'image est soumis à de fortes contraintes pour assurer sa répétabilité. La caméra ponctuelle apporte les mêmes limitations spatiales que le spectromètre. Elle ne permet pas de répondre au besoin d'information spatiale dans un laps de temps raisonnable pour une application à visée « temps réel ». Cette technologie semble donc peu adaptée pour le problème à traiter et n'est pas envisagée pour notre application.

1.1.2 Caméra linéaire : imageur à balayage de lignes (spatial)

La caméra à balayage de ligne (en : « line-scan » ou « push-broom ») illustrée en Figure 38, utilise un capteur 2D, perpendiculaire à la surface de l'échantillon. Un élément dispersif est positionné devant le capteur. Nous appelons « dispositif d'acquisition » le couple capteur-élément dispersif. Il s'agit ici de mesurer le spectre complet d'une ligne donnée de l'échantillon observé.

Pour isoler une ligne de l'échantillon, une fente est positionnée devant le dispositif d'acquisition et une source linéaire large spectre est utilisée pour éclairer l'objet. L'image hyperspectrale peut être facilement reconstruite en collectant les différentes matrices Xxλ, obtenues par translation de l'échantillon suivant Y.

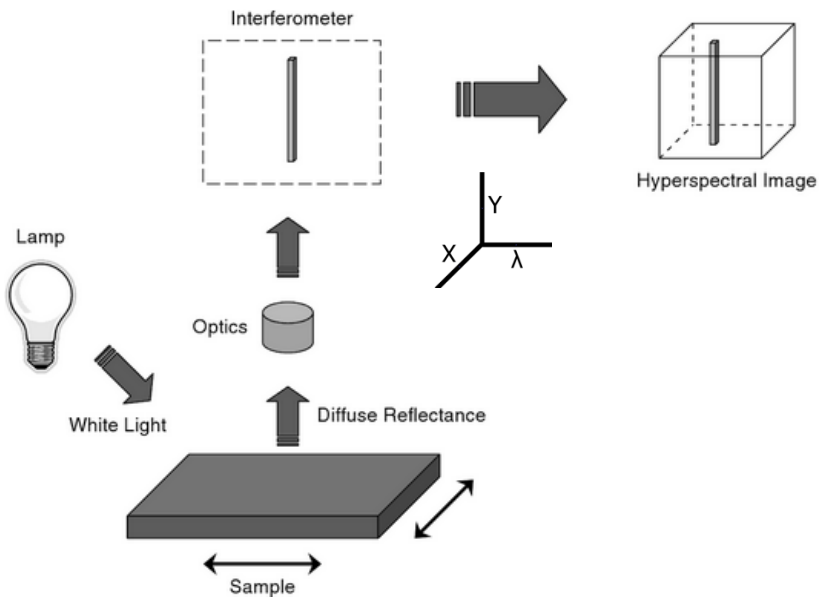


Figure 37 - Illustration du principe de fonctionnement d'un imageur à balayage de point. Le système de balayage mesure le spectre complet en une unique zone, de très faibles dimensions. L'image hyperspectrale est créée en balayant la surface XxY de l'objet. (F.GRAHN et GELADI 2007)

A l'instar de la caméra ponctuelle, les caméras linéaires à éléments dispersifs (sans filtre physique à déplacer) ont un nombre de bandes de fréquences élémentaires qui n'est restreint que par la taille du capteur. De même, la vitesse d'acquisition des images n'est limitée que par la vitesse de lecture de la caméra.

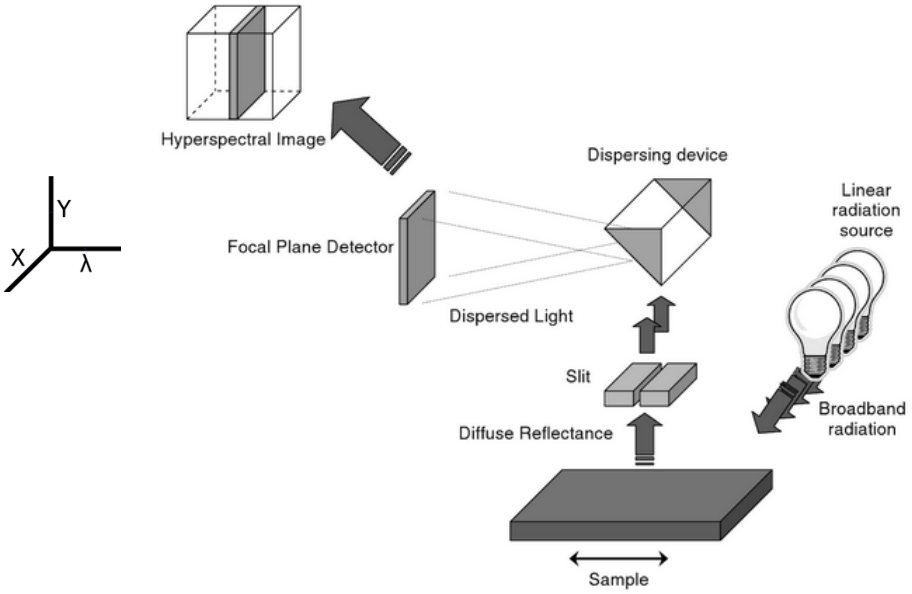


Figure 38 - Illustration du principe d'une caméra hyperspectrale linéaire. Le capteur 2D enregistre simultanément le spectre complet d'une ligne complète de l'objet. Le balayage de l'échantillon permet la reconstruction de l'image hyperspectrale. (F.GRAHN et GELADI 2007)

Les caméras line-scan de la société IMEC (leader des composants CMOS multispectraux en Europe) se distinguent par leur principe de fonctionnement. A la place d'un prisme se trouve un filtre en escalier (Figure 39), le nombre de bandes de fréquence est alors déterminé par le filtre. L'acquisition de toutes les longueurs d'onde sur une zone donnée ne peut se faire que par mouvement de translation entre la caméra (son filtre) et la scène. Il y a donc un balayage spatial (selon Y) et spectral (selon λ). La société IMEC apparente ce fonctionnement à une acquisition instantanée par ligne (« snapshot »).

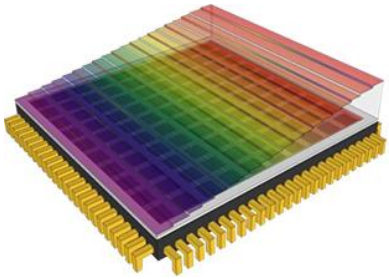


Figure 39 - Filtre IMEC en escalier pour caméra line-scan

Ce genre de balayage est complexe à mettre en place (adaptation à la vitesse variable du train et environnement vibratoire fort) mais existe chez SNCF (système « Surveille ») avec des caméras linéaires infra-rouge. Elles sont montées sur le bogie pour la détection de défauts (fissures, éclisses et attaches, niveau de ballast). Cette solution n'est donc pas à écarter.

1.1.3 Caméra matricielle : imageur à balayage de fréquence (spectral)

Les caméras ponctuelles et linéaires font l'acquisition de la réponse spectrale complète d'une portion de l'échantillon (point, ligne). Un balayage spatial permet de construire l'image spectrale.

La caméra matricielle (Figure 40), ou caméra à balayage de fréquences, utilise un capteur situé dans le plan focal de l'objectif, parallèle à l'objet observé. Elle mesure au travers d'un filtre la réponse spectrale à une fréquence donnée de l'échantillon entier. Ici, il n'y a pas de déplacement de l'échantillon : les composants spectrométriques ainsi que l'objet gardent une position relative fixe par rapport au détecteur. C'est un balayage spectral selon λ, par changement de filtre, qui permet la construction de l'image spectrale.

Des filtres d'interférences peuvent être utilisés. Dans ce cas il faut alterner les filtres pour obtenir les images spectrales aux fréquences souhaitées. Ces changements de filtres étaient mécaniques mais des réalisations des années 2000 ont permis une permutation électronique des filtres, conduisant aussi à disposer de plus de fréquences.

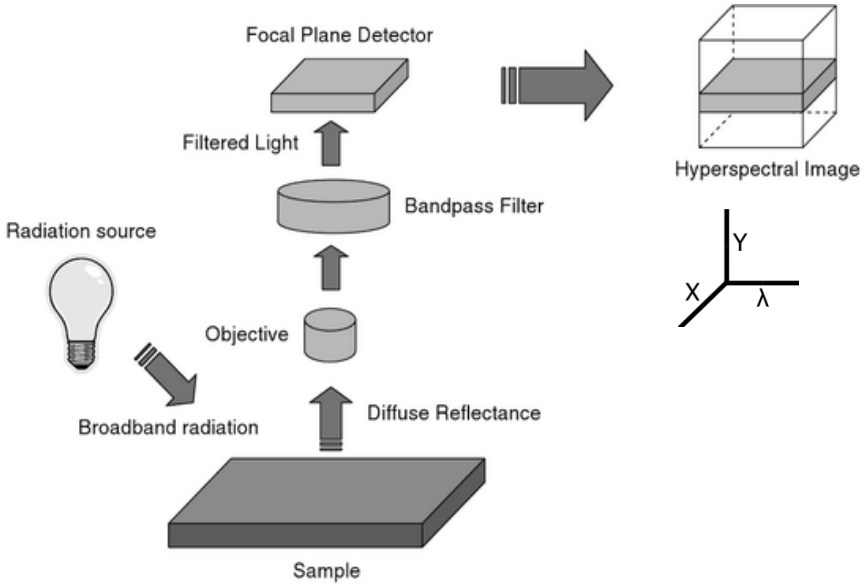


Figure 40 - Illustration du principe de fonctionnement d'une caméra hyperspectrale matricielle. Un filtre passe-bande est positionné devant le capteur, permettant l'acquisition de l'image complète de l'objet à une longueur d'onde donnée. Les images acquises à différentes fréquences sont utilisées pour obtenir l'image hyperspectrale complète. L'échantillon reste fixe. (F.GRAHN et GELADI 2007)

Le temps d'acquisition est relativement lent, lié aux changements de filtres. Cela peut poser des problèmes notamment lorsque l'échantillon est sensible à la chaleur propagée par l'éclairage.

1.1.4 Caméra matricielle : imageur sans balayage (snapshot)

L'imageur instantané (en : snapshot) utilise un capteur matriciel, parallèle à l'objet observé pour faire l'acquisition d'un unique cliché, contenant toutes les données, spatiales (*x lignes*, *y colonnes)* et spectrales (*λ fréquences*).

Chaque cliché contient les informations par bande de fréquence et par zone spatiale permettant de construire une représentation 3D de l'objet (espace, fréquence). Ces caméras donnent en sortie une image spectrale complète, de façon immédiate, sans balayage.

De nombreuses méthodes d'acquisition instantanée existent, chacune jouant sur les paramètres disponibles : les types de filtres ou éléments diffracteurs, leur position, leur agencement, la lumière nécessaire, le nombre et la position des lentilles, etc. Les paragraphes suivants présentent les architectures mises en œuvre par la société IMEC, ce qui ne représente qu'une partie des solutions disponibles.

1.1.4.1 Multi-aperture Filtered Camera (MAFC)

La caméra MAFC (Figure 41) consiste en un duplicateur, un réseau de lentilles et les filtres associés et un capteur. Les filtres sont placés devant les lentilles. Le duplicateur envoie une image spatiale complète à travers chaque couple filtre-lentille. L'image projetée par une lentille sur le capteur est celle de la scène complète, les informations étant limitées à la fréquence du filtre associé.

La taille en pixel de la matrice du capteur étant limitée, le nombre de bandes et leur résolution spatiale s'en trouvent réduits par rapport à la solution de line-scan. Par contre, la prise de vue de l'objet est instantanée ce qui offre un gain de temps significatif pour l'acquisition des données, élément important dans le cas d'une prise de vue en mouvement.

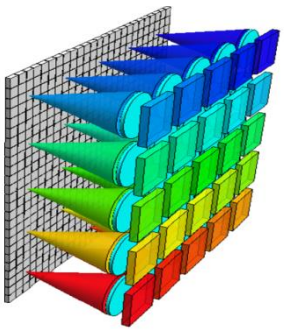


Figure 41 - IMEC capteur Snapshot Tiled

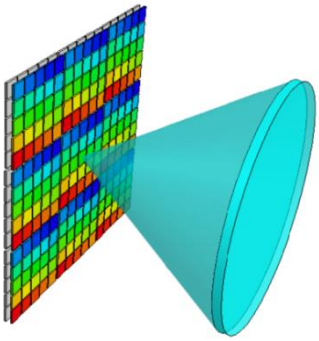


Figure 42 - IMEC capteur Snapshot Mosaic

1.1.4.2 Spectrally Resolving Detector Arrays (SRDA)

La caméra SRDA (Figure 42) consiste en une lentille, une matrice de filtres, et un capteur. Chaque pixel dudit capteur est recouvert par un filtre passe-bande et reçoit la lumière réfléchie par la portion de la scène observée correspondant à la projection optique.

Le filtre est composé d'un motif de base, répété autant de fois que nécessaire pour couvrir le capteur. Ce principe de filtre est décrit plus précisément dans la suite de ce chapitre, paragraphe 2.3.

En raison de la limitation en pixels du capteur, la résolution spatiale de l'image spectrale snapshot est limitée et fixée à XxY tandis que pour la solution par balayage de lignes, la dimension Y dépend du

nombre de lignes balayées. De même le nombre de fréquences présentes sur les filtres des caméras matricielles sans balayage est réduit.

Les filtres de type Multispectral Filtre Array (MSFA) font partie des filtres SRDA. Leur fonctionnement est développé au paragraphe 2.3.1 « Multispectral Filter Array (MSFA) ». Ils sont basés sur l'interféromètre de Fabry-Pérot. Un exemple est donné en Figure 43.

1.1.4.3 Interféromètre de Fabry-Pérot

L'interféromètre de Fabry-Pérot est un interféromètre optique. Il doit son appellation à Charles Fabry et Alfred Pérot. Il tire parti des propriétés de superposition de la lumière.

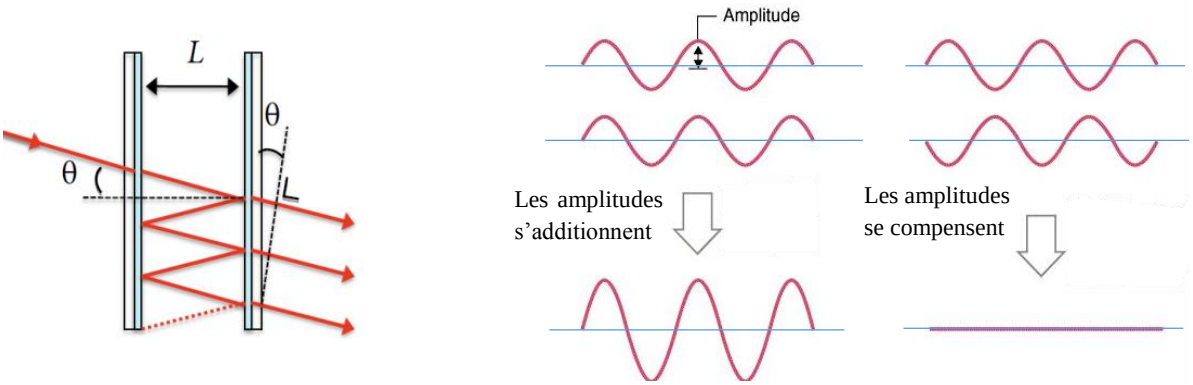


Figure 43 – Gauche : Fonctionnement d'un filtre de Fabry-Pérot, θ l'angle d'incidence, L la distance entre les deux miroirs. Droite : Interférences lumineuses constructives (gauche) et destructives (droite)

Rappelons que la lumière peut être considérée comme l'oscillation d'un champ électromagnétique, la luminosité étant directement reliée à l'amplitude de ce champ. Lorsque deux faisceaux lumineux se superposent, leurs champs s'ajoutent. Si les maxima des champs coïncident, le champ global a une amplitude double. On dit qu'il y a interférence constructive. En revanche, si les deux champs sont déphasés de π, ils s'annulent mutuellement. Il en résulte une interférence destructive (Figure 43). Dans tous les autres cas, l'intensité lumineuse varie selon le déphasage des rayons lumineux agrégés.

L'interféromètre de Fabry-Pérot se compose de deux miroirs M_1 et M_2, semi- réfléchissants parallèles, séparés d'une distance L. Le coefficient de réflexion R des miroirs est en général voisin de 95%. Plus le coefficient de réflexion des miroirs est important plus le nombre d'aller-retour dans la cavité est élevé et la finesse est importante. Ces deux miroirs sont traversés librement par la lumière. En utilisant les propriétés d'interférences lumineuses, l'interféromètre de Fabry-Pérot va agir sur la nature de la lumière qui le traverse.

Notons I un rayon incident. Lorsque le rayon I traverse M1 et entre dans l'appareil, il est divisé en deux parties. La première est transmise par le miroir M2 et sort de l'appareil avec une intensité plus faible que celle du rayon incident. La seconde partie est réfléchit entre M2 et M1 un très grand nombre de fois. A chaque réflexion r, une portion R_r de l'intensité est réfléchie et une portion $(R_{(r-1)} - R_r)$ est transmise où $R_{(r-1)}$ est l'intensité réfléchie à la réflexion précédente, si bien que l'intensité du rayon à l'intérieur de l'appareil s'estompe jusqu'à devenir négligeable.

Les rayons qui sortent du système interfèrent à l'infini ou dans le plan focal d'une lentille. Chaque rayon transmis est séparé du précédent par un aller-retour entre les deux miroirs. Ce retard introduit un déphasage plus ou moins important des deux ondes, dépendant de la distance parcourue, elle-même fonction de l'angle d'incidence du faisceau θ ainsi que l'espace L entre les deux miroirs. Si le déphasage

correspond à un nombre entier de périodes de l'onde transmise, les interférences seront constructives. A l'inverse, si le déphasage est égal à une demi-période π, les interférences sont destructives.

Par conséquent, certaines fréquences, interprétées comme des couleurs, sont libres de traverser l'interféromètre, tandis que d'autres sont détruites en sortie de l'appareil. L'interféromètre agit comme un filtre d'où l'appellation fréquente de filtre de Fabry-Pérot (FP).

Les caractéristiques de ce filtre dépendent de l'espace L séparant les miroirs, ainsi que du pouvoir réflecteur du verre argenté composant les miroirs. Plus les miroirs sont réfléchissants et plus le filtre est sélectif. Si l'espace L change, les couleurs filtrées sont différentes. Ce sont ces variations qui confèrent sa grande précision au Fabry-Pérot. En effet la période des oscillations de la lumière visible est de l'ordre du micromètre (480-750nm). Le Fabry-Pérot est donc sensible à des variations d'épaisseur de cet ordre de grandeur.

Pour résumer, en tant que filtre très sélectif, cet appareil permet de sélectionner différentes longueurs d'onde composant un rayon lumineux. A cet effet il peut être employé dans le domaine de la spectroscopie. Sa grande sensibilité aux variations d'espace permet d'autres utilisations comme la mesure des déplacements ou des longueurs.

1.2 Choix du capteur et système d'acquisition

Une étude sur les produits disponibles sur le marché nous a conduit à envisager deux types de caméra : les linéaires « push-broom » hyperspectrales et les matricielles « snapshot » multispectrales.

Tableau 4 - Synthèse de la comparaison des différents types de caméras spectrales

	Ponctuelle	Linéaire	Matricielle	Snapshot
Balayage	Oui 2 dimensions Spatiales	Oui 1 dimension Spatiale	Oui 1 dimension Spectrale	Non
Elément spectral	Interféromètre	Elément diffractant	Filtres individuels	Matrice de filtres
Nombre de bandes	+++ Ex :520	+++ Ex : 512 Dépend de la taille du capteur	-- Ex : 7 Dépend du nombre de filtres disponibles	- Ex : 25 Dépend de la matrice de filtres

Les caméras push-broom hyperspectrales disponibles sur le marché sont tout à fait adaptées à l'observation de cibles mobiles, comme c'est le cas du rail vis-à-vis du train. L'acquisition de l'information spectrale est instantanée grâce à l'utilisation d'un élément dispersif (exemple : prisme). En revanche, un balayage longitudinal est nécessaire pour l'acquisition de l'information spatiale. Ce balayage implique un banc de mesure spécifique, autant du point de vue matériel que logiciel pour permettre le mouvement relatif maîtrisé de la caméra par rapport au rail. De plus ces caméras ont des prix très élevés. Enfin, les discussions avec un constructeur, en début de travaux, ont fait ressortir

l'incapacité d'embarquer ce type de capteur dans un environnement vibratoire aussi contraignant qu'un train en mouvement et pour des vitesses de fonctionnement de 100km/h ou plus.

Prenant en compte ces différents points, c'est la solution de capteurs multispectraux snapshot de la société IMEC, disponibles sur le marché, que nous avons retenue pour l'étude. Nous avons alors fait l'achat d'une caméra snapshot pour l'acquisition de 25 fréquences entre 600 et 975nm.

Le choix de cette bande de fréquence a été justifié dans le Chapitre 2« Spectroscopie et caractérisation de matériaux », par l'analyse des caractéristiques spectrales des polluants. Nous rappelons que le polluant au cœur de cette thèse est la végétation. Celle-ci *signe* dans le *red edge*, généralement dans la bande de fréquence 700-800nm.

Pour rappel, nous considérons qu'un matériau signe à une certaine fréquence lorsqu'il adopte un comportement spécifique à sa nature en ce point donné du spectre. Le red edge renvoie à la région de changement rapide de réflectance de la chlorophylle dans le proche infrarouge

Le dispositif d'acquisition est rapidement présenté : le capteur CMOS utilisé puis les deux éléments filtrants, l'optique et la matrice de filtres.

1.2.1 Capteur CMOS

Le CMV2000 est le capteur CMOS utilisé par IMEC pour la pose de ses filtres nanométriques FP. Il s'agit d'un capteur d'image de dimension 1088x2048 pixels. Ses photodétecteurs sont des photodiodes, comme c'est le cas de la plupart des capteurs CMOS. Le mode d'obturation pour ce capteur est le mode « global shutter ».

Dans ce mode, les deux phases de fonctionnement (acquisition et transfert de données) sont bien distinctes. L'acquisition est stoppée et l'ensemble des données est transféré, ce qui laisse le capteur "obturé" durant le transfert du contenu de l'ensemble des photodiodes.
Cela s'oppose au mode « rolling shutter ». Le transfert s'y fait ligne par ligne ; ainsi il n'y a jamais qu'une ligne qui est "obturée" pendant le transfert. Le temps perdu durant le transfert est ainsi réduit, les photodiodes sont exposées plus longtemps. En revanche, les distorsions introduites sont plus nombreuses et beaucoup plus fortes, notamment en mouvement. Dans ce cas, un capteur de type global shutter est préféré car il permet une acquisition plus rapide sans flou de bouger.

1.2.2 Matériels spectraux

La lumière étant une onde électromagnétique, elle est susceptible d'avoir, pour chacune des longueurs d'ondes la caractérisant, des harmoniques d'ordre 2 ou plus. Des fréquences parasites peuvent aussi apparaître, liées au processus de fabrication de la matrice de filtres multispectraux. Par exemple en sortie du Fabry Perot, aux fréquences non désirées, les amplitudes ne se compensent pas totalement (Figure 43). Elles sont aussi appelées harmoniques par le constructeur. Ces harmoniques ne sont pas souhaitées dans notre application qui vise la classification de matériaux. Elles doivent donc être supprimées par filtrage pour que chaque photodétecteur ne reçoivent qu'une unique fréquence (ou bande fréquence).

1.2.2.1 L'optique

L'optique est le premier élément que va rencontrer la lumière réfléchie par la scène. C'est aussi le premier élément permettant de filtrer le signal lumineux reçu. L'objectif Edmund Optic fourni avec la caméra est traité antireflet à large bande (en : BroadBand Anti-Reflection, BBAR). Ce traitement vise notamment à maximiser la transmission de la lumière vers le capteur.

Cet objectif permet de laisser passer la lumière entre 425 et 1000nm (visible et proche infrarouge). Cette bande de fréquence est adaptée au capteur IMEC et à la caractérisation des polluants. Ses caractéristiques sont les suivantes :

- Dimensions adaptées aux capteurs de taille 2/3"

Cette mesure se réfère directement au diamètre du cercle dans lequel s'inscrit le capteur sans pour autant en occuper la totalité.

- Distance focale fixe : 35mm

Comparée à une focale variable, l'avantage théorique d'une focale fixe est d'offrir une meilleure qualité et une ouverture de diaphragme plus importante.
La distance focale sélectionnée permet d'approcher un objet jusqu'à 165mm de l'objectif pour un bon fonctionnement.

Notons que la focale, le diaphragme et la distance de l'objet conditionnent la profondeur de champ, qui correspond à la largeur de la zone comprise entre le premier et le dernier plan net de l'image.

1.2.2.2 Géométrie du système d'acquisition en laboratoire

La longueur focale correspond à la distance entre le capteur et le foyer optique de l'objectif. C'est elle qui va définir les champs de vision (horizontal et vertical) de l'objectif et donc les dimensions de la scène observée. On les retrouve mathématiquement avec les équations suivantes :

$$L_{scène} = L_{capteur} \times \frac{d}{f} \qquad 3.1$$

$$l_{scène} = l_{capteur} \times \frac{d}{f} \qquad 3.2$$

avec $L_{scène}$: largeur observée de la scène
$l_{scène}$: longueur observée de la scène
$L_{capteur}$: largeur du capteur
$l_{capteur}$: longueur du capteur
d : distance de la scène au capteur
f : distance focale

Les dimensions du capteur étant invariantes et la focale étant fixe, la largeur et la longueur observées de la scène varient en fonction de la distance d de la caméra à l'objet.

Le capteur utilisé possède 1088 pixels de long et 2048 pixels de large. Ils sont carrés de taille 5,5*5,5µm. La longueur du capteur est donc $l_{capteur} = 1088 \times 5{,}5.10^{-6} = 0{,}5984\ cm$ et la largeur $L_{capteur} = 2048 \times 5{,}5.10^{-6} = 1{,}1264\ cm$. La distance focale de l'objectif est de f = 35mm = 3,5cm.

Dans les conditions de laboratoires, la caméra est placée au-dessus du rail, entre 20 et 40cm de distance. Prenons par exemple la valeur d=25,5cm. Les dimensions observées de la scène sont :

$$L_{scène} = 1{,}1264 \times \frac{25}{3{,}5} = 8{,}0457\ cm$$

$$l_{scène} = 0{,}5984 \times \frac{25}{3{,}5} = 4{,}2742\ cm$$

La largeur du champignon de rail UIC60 est de 72mm (7,2cm). En faisant varier la distance de la caméra au rail, sa largeur sur l'image va varier, modifiant ainsi la zone d'intérêt. Le **Tableau 5** donne des largeurs de rails pour différentes distances. On remarque que la décroissance de la largeur n'est pas linéaire.

Tableau 5 – Exemple de l'impact de la géométrie d'observation sur la largeur de l'objet observé, en nombre de pixels et en centimètres.

Distance capteur/rail (cm)	Nombre de pixel rail sur l'image	Largeur rail observée (cm)
23cm	1837	7,36
25,5cm	1656	6,64
27cm	1621	6,49
35cm	1273	5,10
38cm	1183	4,74

1.2.2.3 Le filtre Multispectral

Les filtres utilisés par IMEC sont des « Multispectral Filter Array » (MSFA), c'est-à-dire des matrices de filtres. Ils sont basés sur la répétition spatiale d'un motif carré de N longueurs d'ondes, et utilisent des interféromètres de Fabry-Pérot.

La caméra snapshot choisie utilise un MSFA, de motif 5x5, soit 25 longueurs d'ondes. Elle permet, et limite, l'acquisition spectrale à la gamme spectrale 600-975nm. Le processus de construction de tels filtres peut conduire à l'obtention de deux longueurs d'onde au lieu d'une seule dans la gamme spectrale choisie. Cette seconde fréquence, non souhaitée, est appelée « harmonique » par le constructeur. Pour supprimer ces harmoniques, le constructeur propose de scinder et réduire la gamme spectrale d'acquisition grâce à des filtres (passe-haut ou passe-bas) ajoutés devant l'optique. Ainsi les gammes d'acquisition deviennent 600-875nm et 675-975nm ; il n'y a plus de phénomène de superposition de fréquences en sortie des Fabry-Pérot.

Notons que dans le cas du MSFA utilisé, les filtres du motif ne sont pas ordonnés par ordre croissant dans le motif. Nous donnerons un exemple Figure 53, paragraphe 2.2.2. Il est fortement conseillé, durant la phase de construction du cube spectral, de classer les images du cube par ordre croissant de longueurs d'onde afin d'obtenir en chaque pixel des spectres ayant un sens physique.

1.2.2.4 La source lumineuse

La source d'illumination est un élément majeur dans un système d'imagerie spectrale. Elle doit donc respecter certains critères, notamment concernant la distribution spectrale de la source : celle-ci doit coïncider avec la gamme de fonctionnement de la caméra, de façon à maximiser le rapport signal sur bruit des mesures et pour ne pas perdre d'information (Figure 44).

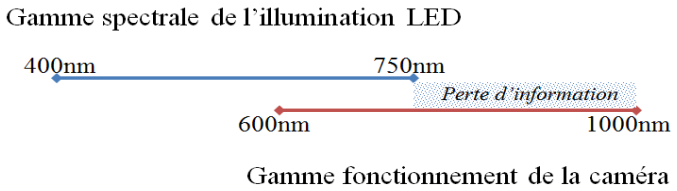


Figure 44 - Cas de figure où la gamme spectrale de l'illumination ne correspond pas à la gamme de fonctionnement du capteur. La caméra ne reçoit aucune information entre 750 et 1000nm diminuant drastiquement l'information disponible sur les images acquises.

La luminance d'une surface dépend de l'illumination reçue. Ceci implique que si l'éclairage ne varie pas, il est possible de comparer les luminances de chaque bande de différents cubes spectraux puisque acquis sous les même conditions. S'il y a des changements d'intensité dans la distribution spectrale de l'illumination, des facteurs d'échelle peuvent être choisis pour l'ajustement de ces valeurs sur chacun

des canaux. Nous avons monté un système d'éclairage qui nous permet de considérer qu'il n'y a pas de variation d'intensité lumineuse au cours du temps et donc entre les différentes trames.

Lors du montage de notre système en laboratoire, une attention particulière a été portée à l'alimentation de l'éclairage. L'offre EDF fournit un courant de 220V alternatif, avec une fréquence d'oscillation de 50Hz. Si l'œil nu est incapable de voir ces oscillations, la caméra les perçoit. Cela se traduit par une alternance d'images sombres et claires.

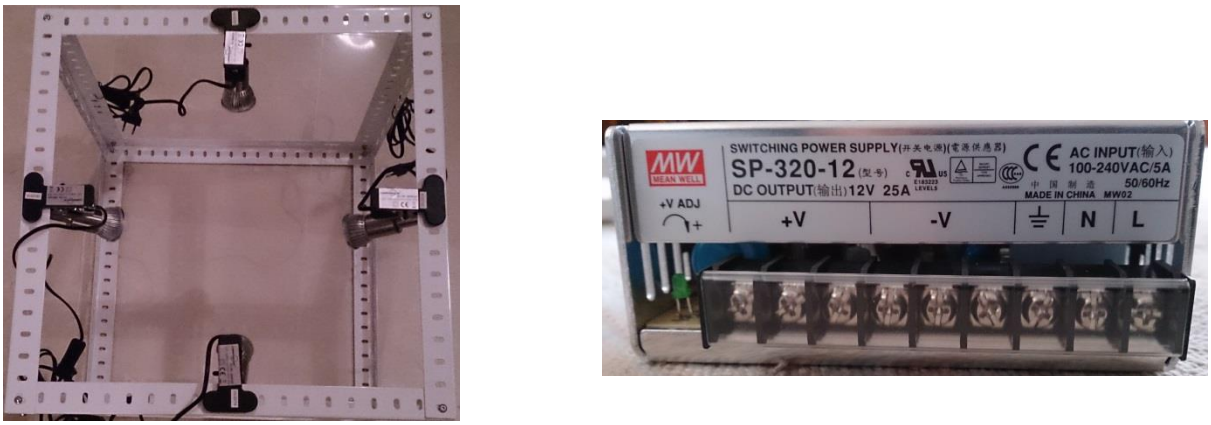


Figure 45 - Gauche : Potence et positionnement des lampes halogènes pour l'éclairage des objets. Droite : convertisseur de courant 220V AC vers 12V DC

Pour ne plus être soumis à ces variations, nous avons utilisé un convertisseur de façon à passer à un courant 12V continu (Figure 45). Le courant continu est un courant électrique dont la tension est indépendante du temps. Il n'y a plus d'oscillation ou, dans le cas du courant redressé, elles sont trop faibles pour introduire des erreurs d'illumination. Une tension de 12V est choisie pour des raisons de sécurité (limitation du risque électrique).

Nous avons utilisé une alimentation à commutation (300W et 25A).

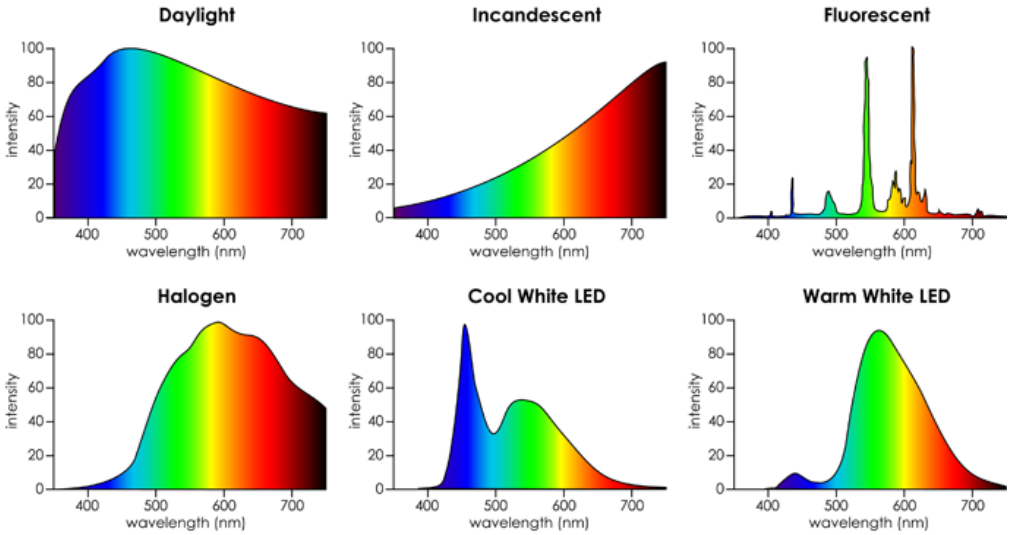


Figure 46 - Exemples de distributions spectrales pour plusieurs technologies de source d'illumination. de haut en bas, de gauche à droite : lumière du jour, lampe incandescente, fluorescente, halogène, LED blanc (froid), LED blanc (chaud).

En ce qui concerne la source elle-même, plusieurs technologies ont été étudiées (Figure 46) notamment les lampes halogènes et les LED du commerce.

La grande distinction entre les sources LED et halogènes est leur distribution spectrale. Par exemple les lampes à LED sont connues pour être plus économiques ; ceci est dû en partie à la limitation de leur spectre au visible (380-750nm). Les lampes halogène sont des lampes à incandescence. Le spectre de ces lampes est continu et beaucoup plus étalé, sur des gammes spectrales commençant à 350nm et passant largement les 1000nm.

La Figure 47 montre les différences de distributions spectrales de lampes halogènes 50W dichroïque pour deux températures de couleur respectivement 2900K et 4100K. On appelle dichroïques les lampes qui ont un traitement de surface spécial sur leur réflecteur. Ceci a pour effet de projeter la lumière (le rayonnement visible) vers l'avant et la chaleur (le rayonnement infrarouge) vers l'arrière.

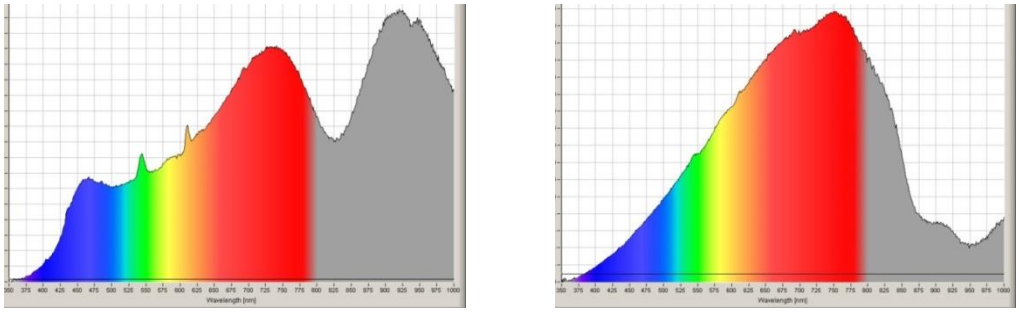


Figure 47 - Distribution spectrale pour deux ampoules halogènes. Gauche : 4100K. Droite: 2900K. Les spectres de source dépendent de la température de couleur. (EZRATI s.d.)

1.2.2.5 Le montage en laboratoire

En synthèse, nous utilisons une caméra multispectrale snapshot, fournissant une image mosaïque où sont entrelacées 25 longueurs d'onde, dans la gamme spectrale 675-975nm. L'illumination est assurée par quatre ampoules halogènes 12V/35W, à 3000K, 320 Lumens, alimentées par un redresseur (300W, 25A, 12V).

Chaque pixel est codé sur 8 bits, soit 1 octet. La liaison de la caméra au PC d'acquisition se fait par USB 3.0 permettant un débit théorique de 5Gbit/s.

Le montage en laboratoire est explicité sur les Figure 45 et Figure 48.

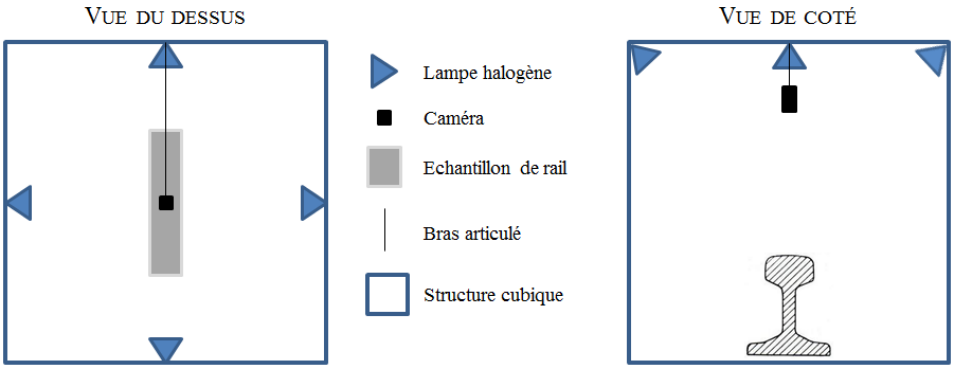


Figure 48 - Montage laboratoire du système d'acquisition multispectral.

La Figure 49 montre les photos d'un exemple de tronçon de rail disponible pour l'étude. Au total, sept tronçons ont été utilisés. La caméra et son optique sont présentées ainsi que le montage complet du système.

Figure 49 - Gauche : Exemple d'échantillon de rail disponible, à étudier propre ou pollué. Centre : caméra et son optique utilisés pour les mesures. Droite : photo du montage du système d'acquisition.

Les travaux de thèse ont mené au dépôt d'un brevet (N° FR1659727 - 2016-10-10). Il concerne le procédé de détection d'une adhérence du contact rail-roue réduite sur une voie ferrée ainsi que le système mettant en œuvre un tel procédé, et une voie ferrée équipée d'un tel système. A l'instar du montage laboratoire, il comprend un banc d'éclairage, une caméra et une unité de calcul UC (Figure 50). Une nappe en caoutchouc pourra être utilisée pour protéger le système des salissures et projection de ballast.

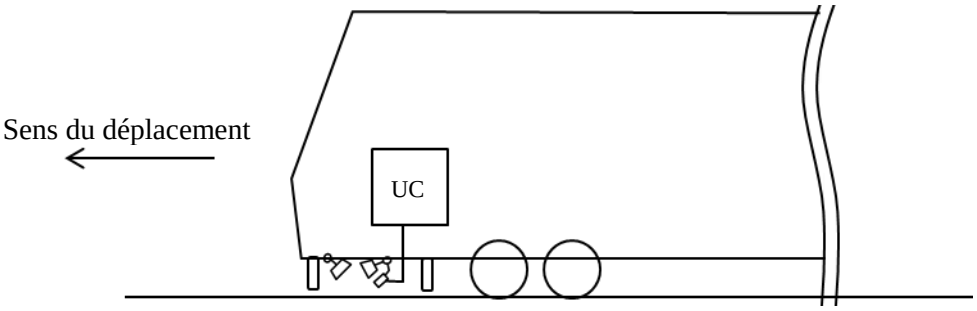


Figure 50 - Schéma du montage du système d'acquisition spectral sur un boggie en tête de train.

2 Calibration

L'image brute en sortie de la caméra est une mosaïque. Elle contient l'information spectrale entrelacée de 25 bandes de fréquences dans une image 2D de dimensions XxY. Le but de l'étape que l'on appelle ici *calibration* est l'obtention d'un cube multispectral reconstruit, caractérisé et corrigé. Le cube sera de dimensions X'xY'xN, où N=25 est le nombre d'image correspondant aux N longueurs d'onde du filtre et (X',Y') les nouvelles dimensions spatiales.

Dans un premier temps, la calibration consiste à sélectionner la zone active du filtre sur les images brutes en sortie de la caméra, en prenant en compte les offsets et les caractéristiques des longueurs d'onde. Dans un second temps, elle permet la construction du cube spectral. Enfin, des corrections sont apportées aux données afin de pouvoir les traiter.

2.1 Offset

Le filtre snapshot mosaïque utilisé a un motif de 5x5 soit 25 éléments ; il est répété autant de fois que nécessaire pour recouvrir la surface du capteur. Ce dernier est de taille 1088x2048. Ces dimensions ne sont pas multiples de 5 et ne permettent pas de respecter les impératifs de consistance spectrale et l'uniformité spatiale décrits au paragraphe 2.3.1 « Multispectral Filter Array (MSFA) ». Les dimensions choisies par le constructeur pour la taille du filtre sont donc 1080x2045 ; 8 lignes et 3 colonnes ne sont pas couvertes par la matrice de filtre et ne portent pas d'information spatiale maîtrisée.

Le constructeur donne les dimensions d'images suivantes, après prise en compte des offset (Figure 51) :

- Offset colonne : 0
- Offset ligne : 3
- Largeur de l'image utile : 2045
- Longueur de l'image utile : 1080

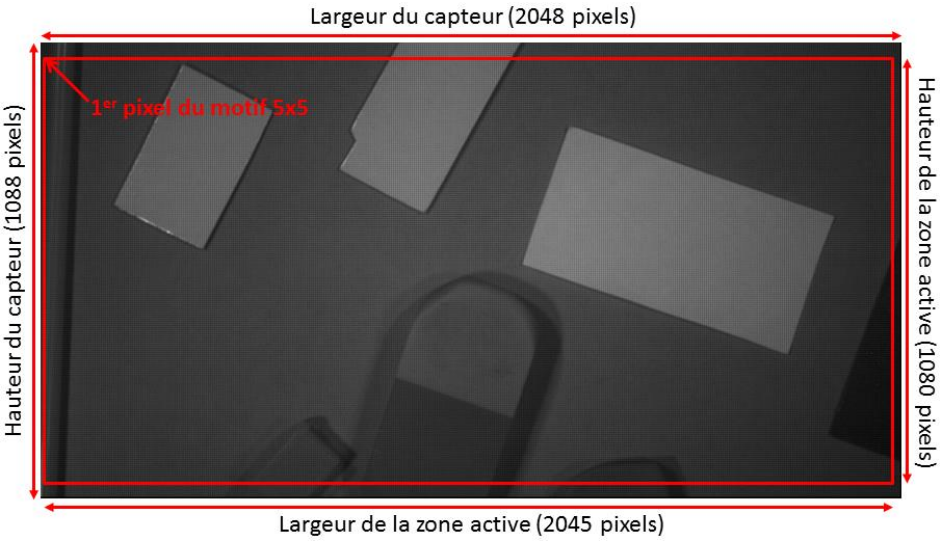


Figure 51 - Offset constructeur sur l'image mosaïque

2.2 Caractérisation des fréquences d'acquisition

Suite à la sélection de la zone active de l'image, nous continuons la calibration par la caractérisation des filtres et les bandes fréquentielles associées.

2.2.1 Réponse des filtres

On s'intéresse dans un premier temps à l'efficacité de transmission des filtres de Fabry-Pérot par l'étude de l'intensité de la lumière transmise. Les termes efficacité de transmission et efficacité quantique désignent parfois le même phénomène. On qualifie ici d'efficacité de transmission d'un filtre le ratio de l'intensité du rayon transmis par l'intensité du rayon incident.

L'intensité transmise I_T en sortie des filtres de Fabry Pérot, en prenant en compte le coefficient de réflectance R, est donné par :

$$I_T = \frac{1}{1 + \left(\frac{4R}{(1-R)^2}\right)\sin^2\left(\frac{\varphi}{2}\right)} \qquad 3.3$$

Les filtres présentent une haute efficacité de transmission (proche de 100%, Figure 52). L'intensité de la lumière en sortie de la caméra dépend alors de l'efficacité quantique du capteur CMOS. Ils ont pour la plupart des bandes passantes étroites ; cette sélectivité décroît avec la fréquence. Cette décroissance est illustrée par la hausse de la largeur à mi-hauteur des réponses des filtres. Usuellement lorsque la bande passante est en dessous d'un certain seuil (filtre très sélectif) on parle de fréquence. Si la finesse ne permet plus de considérer l'acquisition d'une unique fréquence, on parle de bande de fréquence. Dans ce chapitre, nous parlons indistinctement de fréquence et de bande de fréquence.

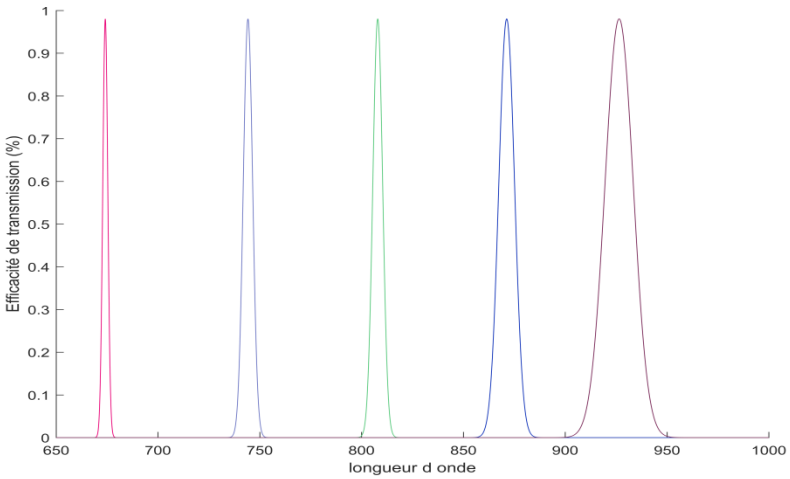
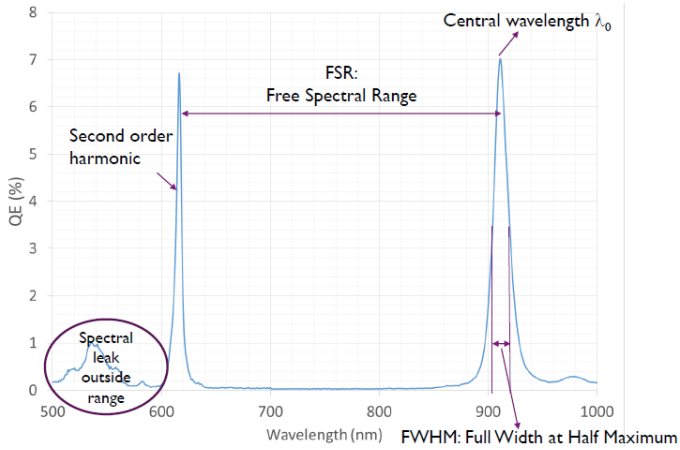


Figure 52 - Efficacité de transmission pour cinq fréquences : 674nm, 744nm, 807nm, 871nm et 926nm.

2.2.2 Efficacité quantique et harmonique d'ordre 2

L'efficacité quantique (QE) d'un capteur est le rapport entre le nombre de charges électroniques collectées et le nombre de photons reçus par une surface photoréactive (dans notre cas, photodiodes du CMOS). Ce paramètre permet de caractériser un composant photosensible en termes de sensibilité électrique à la lumière. L'énergie d'un photon dépend de sa longueur d'onde c'est pourquoi l'efficacité quantique est généralement représentée sous la forme d'un spectre (spectre quantique), en fonction d'une gamme spectrale pour un capteur donné. Dans notre cas, puisqu'une matrice de filtre est positionnée devant le capteur, l'efficacité quantique est limitée à celle d'une fréquence (ou bande de fréquence) ; son spectre doit correspondre à un pic.

Une note technique fournie par le constructeur nous indique que pour certaines longueurs d'onde, le filtre permet à une fréquence « harmonique » de passer. Cela se traduit par un second pic sur le « spectre quantique » (Figure 53). Ce phénomène serait dû à une limitation du processus de fabrication des filtres IMEC.



0 904 613	1 913 621	2 895 604	3 885 603	4 971
5 713	6 813	7 825	8 801	9 788
10 763	11 776	12 750	13 737	14 713
15 944 651	16 949 660	17 934 644	18 926 635	19 966 677
20 865	21 875	22 854	23 842	24 961 668

Figure 53 – Gauche : Efficacité quantique des pixels associés à la longueur d'onde 913nm. Un "harmonique" de second ordre est présent à 621nm (extrait document interne IMEC). Droite : Exemple de motif de base des filtres IMEC. Plusieurs fréquences peuvent être simultanément acquises en certains pixels.

Pour une application de classification, ce second pic dans le spectre est considéré comme une pollution du signal puisqu'il détériore l'information portée par la fréquence principale. Il est donc nécessaire de le supprimer. Des filtres (passe-bas ou passe-haut) sont proposés, permettant l'observation spectrale dans les domaines 600-875nm ou 675-975nm. Le constructeur a fourni une caméra pré-calibrée pour la

gamme spectrale 675-975nm. C'est donc les résultats de cette gamme que nous discutons dans ces travaux.

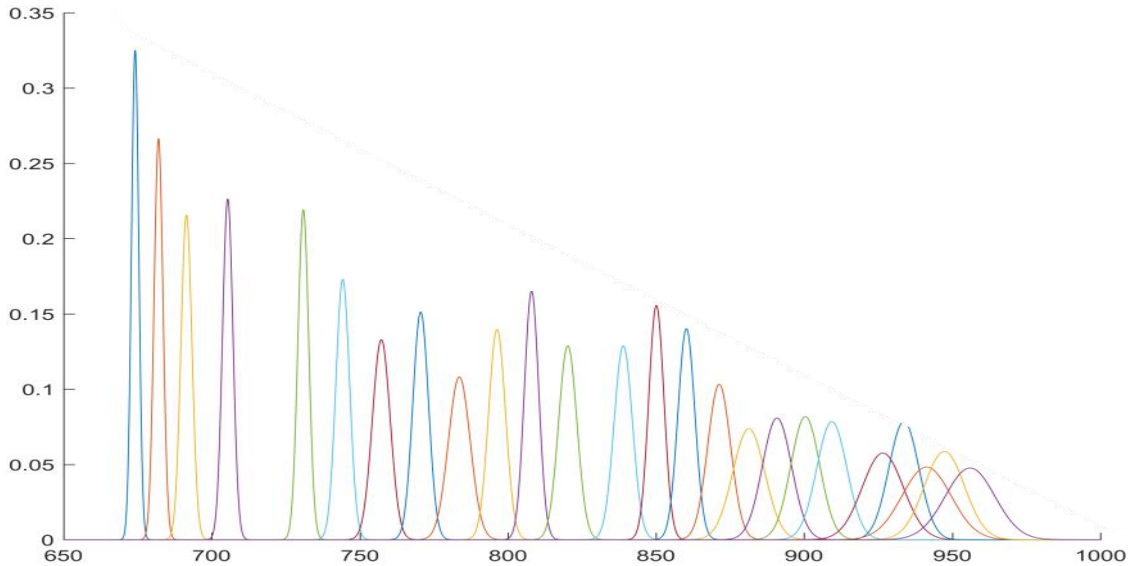


Figure 54 - Modèle gaussien de l'efficacité de transmission en fonction de la longueur d'onde (nm)

Une fois les fréquences parasites filtrées, et l'efficacité de transmission prise en compte, la sensibilité électrique de chaque photodiode (en fonction de la longueur d'onde) est illustrée sur la Figure 54. L'efficacité quantique du capteur décroît avec la longueur d'onde et la largeur de bande augmente, réduisant la sélectivité des filtres.

Les offset sont pris en compte et les caractéristiques des fréquences d'acquisition sont connues. Il faut maintenant construire le cube spectral.

2.3 Construction des cubes images et dématriçage

Les images multispectrales peuvent être acquises bande à bande, en *définition* maximale, en sélectionnant les filtres optiques adaptés à chaque longueur d'onde. Rappelons que la définition d'une image numérique correspond au nombre de pixels qui la compose. On parle ici de définition maximale lorsque l'image obtenue à la même taille que le filtre.

Les technologies permettant ces acquisitions sont disponibles depuis une vingtaine d'années et sont listées dans le rapport de (VAGNI 2007). On peut citer pour l'exemple les caméras à éléments dispersifs (prismes tournants ou Image Multispectral Sensing IMSS) ou les caméras à filtres.

Une nouvelle technologie d'imagerie multispectrale s'est développée ces dernières années. Elle utilise des filtres matriciels dits Multispectral Filter Array (MSFA) selon l'appellation de (MIAO, et al. 2006) pour la capture instantanée (snapshot) d'images multispectrales mosaïques. L'information spectrale est entrelacée dans une image 2D. Chaque pixel est recouvert d'un filtre ne laissant passer qu'une seule composante fréquentielle, dépendante du motif MSFA utilisé (Figure 55). Les pixels correspondant aux autres canaux doivent être estimés afin de reconstruire l'image en définition maximale.

Ce processus de reconstruction des bandes à partir d'une image mosaïque est connu sous le nom de dématriçage (en : demosaicing). Il est similaire, dans le principe, à la reconstruction (par interpolation) des images RGB obtenus par l'utilisation de filtres couleur matriciels de Bayer (Color Filter Array, cf. Annexe).

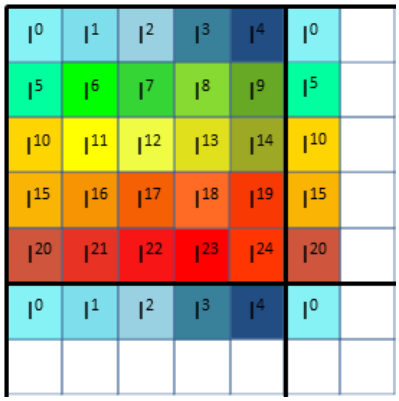


Figure 55 - Principe des filtre multispectraux MsFA

L'article de (MIHOUBI, et al. 2015) nous a servi de référence sur le principe du demosaicing et les principales méthodes existantes.

2.3.1 Multispectral Filter Array (MSFA)

Les filtres multispectraux matriciels sont toujours définis par un motif de base, répété sur toute la surface du capteur. La construction de ces filtres doit répondre à deux impératifs: la *consistance spectrale* et l'*uniformité spatiale*. La consistance spectrale est le besoin, pour un pixel donné, d'avoir toujours le même nombre de voisins d'une longueur d'onde donnée. L'uniformité spatiale correspond à une répartition égale de chaque longueur d'onde, c'est-à-dire que chaque fréquence doit avoir le même nombre de pixels sur le filtre. Enfin dans le motif de base, chaque fréquence ne doit apparaître qu'une seule fois. Les MSFAs qui ne respectent pas ce critère et ses deux impératifs ne présentent pas une bonne résolution spectrale.

Pour nos travaux, nous avons utilisé un filtre IMEC de N=25 longueurs d'onde. D'une part, les filtres mosaïques instantanés de la société IMEC sont les seules solutions « sur étagère » disponibles sur le marché au début de nos travaux. D'autre part, l'échantillonnage des canaux dans le motif de base de ces capteurs permet d'avoir des filtres compacts avec un nombre de bandes satisfaisant et des erreurs d'estimation limitées lors de la reconstruction d'images.

2.3.2 Dématriçage multispectral

Nous travaillons avec un capteur CMOS, équipé d'un filtre MSFA. Cet ensemble fournit une image mosaïque brute notée I^{mos}, de taille XxY pixels après calibration. Chaque pixel p(x,y) de I^{mos} est associé à la réponse d'une unique longueur d'onde λ^k où $k \in \{0,\ldots,N-1\}$, en fonction de sa place dans le motif du filtre MSFA. Les pixels d'une fréquence donnée sont donc disjoints, séparés de ($\sqrt{N}$-1) selon les lignes et colonnes de l'image (respectivement X et Y).

Un pixel correspond à une portion de la scène ou de l'objet observé. En assemblant ces pixels, l'image spatiale complète de la scène peut être reconstruite. Or dans notre cas d'application, chaque pixel est recouvert d'un filtre ne permettant l'acquisition que d'une unique bande de fréquence. L'information spatiale correspondant à une fréquence est donc éparse et l'information spectrale est enlacée dans une image 2D. Pour obtenir l'image spectrale, ou cube, de dimension XxYxN, il faut dématricer (en : demosaicing) l'image mosaïque.

Le demosaicing est la construction d'une estimation 3D du cube image $\hat{I}_{x,y}$ (ou image multispectrale complète), contenant N images (Figure 56) :

$$\hat{I}x, y = (\hat{I}x, y0, \ldots, \hat{I}x, yk, \ldots, \hat{I}x, yN - 1) \qquad 3.4$$

Dans le cas d'un filtre carré ($N=P^2$, P entier positif), les pixels p(x,y) de I^{mos} associés à la fréquence k doivent répondre à l'équation suivante :

$$k = x \pmod{\sqrt{N}} + \sqrt{N} \,.\, y \pmod{\sqrt{N}} \qquad 3.5$$

Une fois les pixels de la bande k reconnus, il faut reconstruire l'image spatiale de cette bande. Pour cela plusieurs méthodes de dématriçage ont été implémentées.

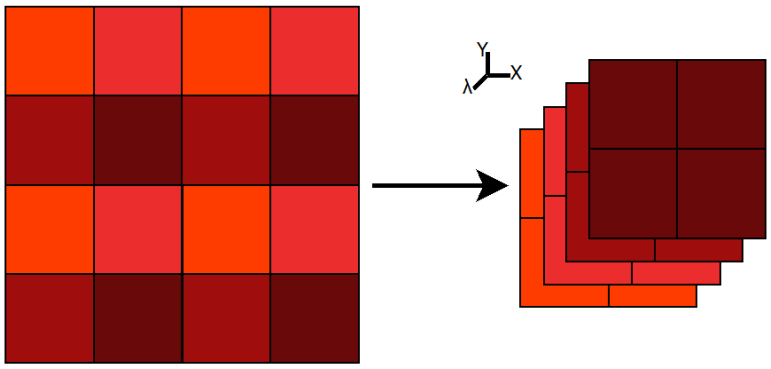


Figure 56 - Création du cube multispectral sans interpolation à partir d'une image mosaïque, k=4

2.3.3 Méthodes de dématriçage implémentées

Nous présentons dans cette partie trois méthodes de dématriçage pour des filtres à motif carré respectant les deux impératifs de conception (consistance spectrale & uniformité spatiale). La première est la méthode bilinéaire pondérée (Weighted Bilinear WB). La seconde est la méthode de différence spectrale (Spectral Difference SD). Ces deux méthodes sont proposées par Brauers et Aach dans (BRAUERS et AACH 2006). La troisième méthode que nous avons implémentée est notre méthode de reconstruction sans interpolation. D'autres méthodes existent, par exemple (MIHOUBI, et al. 2015) mais n'ont pas été explorées dans ces travaux car elles n'apportent pas d'avantage particulier.

Ces trois méthodes sont présentées pour un filtre 5x5 mais peuvent être généralisées pour toutes les tailles de filtre à motif carré.

2.3.3.1 Méthode Weighted Bilinear (WB)

La méthode d'interpolation bilinéaire pondérée de Brauers and Aach peut se diviser en deux étapes.

Dans un premier temps, on veut retrouver les images brutes clairsemées (en : sparse raw images) I^k, de taille XxY, correspondant à chaque fréquence k, avec $k \in \{0,1,\dots,24\}$. Cette image contient des niveaux de gris non nuls uniquement aux emplacements où des données de mesures réelles existent. Par exemple pour k=0, les valeurs non nulles se trouve en (x,y)=(1,1) modulo 5 ($\sqrt{N}$) sur x et sur y.

1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	...
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	...
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

Figure 57 - Exemple de masque binaire pour k=0, soit la première longueur d'onde du filtre.

Pour cela, on commence par créer N=25 masques représentés chacun par une matrice binaire ; on les appelle masques binaires (Figure 57). Ils sont associés à chacune des longueurs d'onde k et ils sont définis en chaque pixel p(x,y) par :

$$m^k(x,y) = \begin{cases} 1 & si\ k = [\,\mathrm{x} \pmod 5 + 5 \times (\mathrm{y} \pmod 5)] \\ 0 & sinon \end{cases} \qquad 3.6$$

L'image brute clairsemée est ensuite définie par le produit scalaire (élément à élément) de l'image brute mosaïque par le masque obtenu :

$$I^k = I^{mos} \cdot m^k \qquad 3.7$$

où · représente le produit élément à élément, I^{mos} l'image mosaïque brute et m^k le masque binaire associé à la fréquence k.

La seconde étape est la reconstruction d'une image estimée $\hat{I}^k_e$ à partir de I^k. Pour obtenir une bonne reconstruction, en temps de calcul et en précision mathématique, il faut créer un noyau de taille fini. Nous créons le noyau H, filtre passe bas, qui permet de reconstruire l'image par convolution de I^k par ce noyau. Cette étape fournit une image reconstruite lissée : les détails sont gommés (baisse de contraste) mais le bruit est filtré.

$$\hat{I}^k_e = I^k * H \qquad 3.8$$

Le filtre passe bas utilisé, H, de taille 9x9, est défini comme suit :

$$H = \frac{1}{5}\begin{bmatrix}1\\2\\3\\4\\5\\4\\3\\2\\1\end{bmatrix} \cdot \frac{1}{5}\begin{bmatrix}1\\2\\3\\4\\5\\4\\3\\2\\1\end{bmatrix}^T = \frac{1}{25}\begin{bmatrix}1&2&3&4&5&4&3&2&1\\2&4&6&8&10&8&6&4&2\\3&6&9&12&15&12&9&6&3\\4&8&12&16&20&16&12&8&4\\5&10&15&20&25&20&15&10&5\\4&8&12&16&20&16&12&8&4\\3&6&9&12&15&12&9&6&3\\2&4&6&8&10&8&6&4&2\\1&2&3&4&5&4&3&2&1\end{bmatrix} \qquad 3.9$$

Le poids de chaque voisin, représenté par le filtre de convolution H, décroît avec sa distance spatiale au pixel central. Ceci permet d'attribuer un poids plus ou moins important aux valeurs des pixels voisins lors de la reconstruction.

Le filtre H est de taille $(2x\sqrt{N}-1)^2$. Lors de la convolution, on place le centre du filtre sur le pixel à convoluer. Les $(\sqrt{N}-1)$ voisins du pixel, selon x et selon y, sont pris en compte pour calcul de la nouvelle valeur de x. Les pixels proches des bords de l'image n'ont pas assez de voisins pour appliquer la convolution ; on parle d'effet de bord. Pour les traiter, nous appliquons un remplissage (en : padding). Il s'agit d'élargir le voisinage autour de l'image considérée. Plusieurs méthodes existent pour traiter les bords d'une image : zeros-padding, duplication, symétrie, etc.

Dans le cas de notre masque clairsemé, ces trois méthodes sont identiques. Nous considérons que nous appliquons un zeros-padding. Il s'agit du cas le plus simple : le voisinage en dehors de l'image est considéré comme un ensemble de pixels à valeurs nulles.

Dans le cas d'un filtre MSFA de taille 5, nous ajoutons $2 \times (taille\ MSFA - 1)$ lignes et colonnes soit 8 lignes et 8 colonnes. Sur l'image résultant de la convolution, ces lignes et colonnes supplémentaires sont supprimées pour ne conserver que l'image estimée, de la taille de l'image brute initiale I^{mos}.

Cette méthode d'interpolation est considérée comme la plus intuitive pour le demosaicing d'images obtenues avec un MSFA. Ses résultats servent de référence pour la comparaison d'autres méthodes. Ici nous la comparerons à la méthode de différence spectrale et la méthode sans interpolation pour ce qui est du temps de calcul et des résultats de l'analyse spectrale.

2.3.3.2 Méthode Spectral Difference (SD)

La méthode de différence spectrale, elle aussi proposée par Brauers et Aach, se base sur la méthode d'interpolation bilinéaire pondérée WB et y ajoute la prise en compte de la corrélation spectrale.

La première étape est la reconstruction du cube image $\hat{I}_{WB}$ par interpolation bilinéaire pondérée WB. Ce cube contient les images estimées I^k pour chaque fréquence :

$$\hat{I}_{WB} = \left\{\hat{I}_{WB}^{k}\right\}_{k=0}^{24} \qquad 3.10$$

La suite se divise en trois phases.

Pour commencer, pour chaque paire ordonnée de canaux spectraux (k,l), on calcule la « différence clairsemée » :

$$\Delta^{kl} = \hat{I}_{WB}^{k} \cdot m^{l} - I^{l} \qquad 3.11$$

où m^l est le masque binaire défini par l'équation (3.3) et I^l est l'image brute clairsemée définie par l'équation (3.4). La différence clairsemée est donc non nulle uniquement lorsque $m^l(x,y)=1$.

La seconde phase consiste à reconstruire la différence estimée en utilisant l'interpolation bilinéaire pondérée. A cette fin, nous convoluons chacune des différences clairsemées Δ^{kl} avec le filtre H défini dans la partie précédente (équation (3.6)).

$$\hat{\Delta}^{kl} = \Delta^{kl} * H \qquad 3.12$$

Enfin, pour chacun des canaux $l \in \{0,1, \dots ,24\}$, on calcule l'image estimée $\hat{I}^l$, en chaque pixel où $m^k(x,y)=1$:

$$\hat{I}^{l} = \sum_{k=0}^{24} \left(\hat{I}^{k} - \hat{\Delta}^{kl}\right) \cdot m^{k} \qquad 3.13$$

où · représente la multiplication élément à élément.

Les 25 canaux $\hat{I}^l$ sont en définition maximale, c'est-à-dire de la taille de l'image mosaïque I^{mos}.

2.3.3.3 Méthode sans interpolation

La méthode sans interpolation (SI) consiste à sélectionner les pixels correspondant à la fréquence k cherchée et à reconstruire le cube image. Il ne s'agit pas à proprement parler d'une méthode de dématriçage mais plutôt d'une méthode de sous-échantillonnage, qui permet tout de même de regrouper les pixels spectraux propres à chaque bande de fréquence. La première étape peut s'apparenter à la recherche de la solution de l'équation (3.4).

Pour k fixé, k ∈ {0, 1, …, 24}, on recherche les couples (x,y) tel que k = x (mod 5) + 5 . y (mod 5). En conservant l'ordre de chacun des pixels p(x,y), on construit une nouvelle image, plus petite, qui ne contient que des mesures réelles. Mathématiquement, cela peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\text{Cube}(i,j,k) = I_{mos}(x,y) \qquad \text{si } k = x \pmod 5 + 5 * y \pmod 5$$

où x ∈ {0, 1, …, X}, y ∈ {0, 1, …, Y} et i ∈ {0, 1, …, X/5}, j ∈ {0, 1, …, Y/5}.

Les 25 canaux ont une définition réduite, d'un rapport 5 par rapport à l'image mosaïque brute I^{mos}.

2.3.4 Comparaison des méthodes

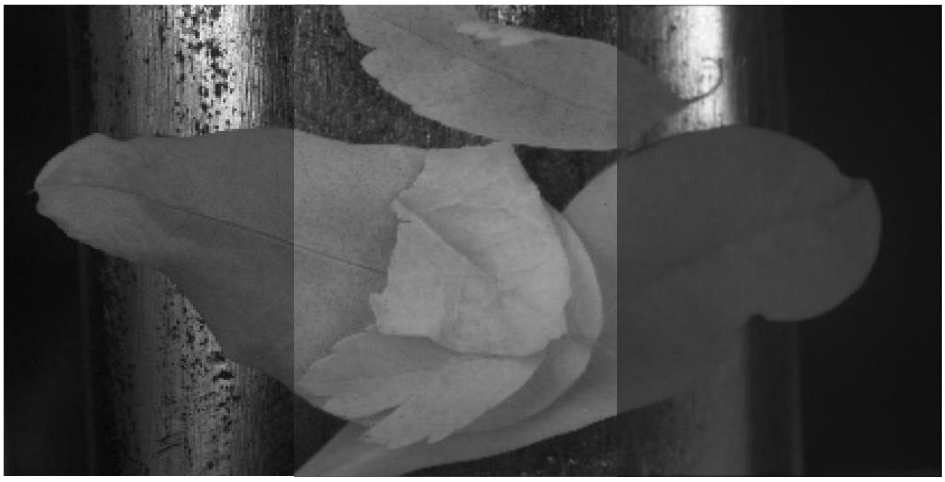
Les trois méthodes présentées permettent la conversion d'une image mosaïque vers un cube image. Cependant les résultats ne sont pas identiques. Rappelons que les images mosaïques brutes sont de taille 1088x2048. Après prise en compte des offsets du constructeur, l'image mosaïque est de taille 1080x2045 pixels. Les méthodes WB et SD fournissent des cubes image de taille spatiale identique à celle de la mosaïque. Notre méthode de sous-échantillonnage construit un cube de taille 1/5ème de l'image initiale soit 216x409.

Le tableau ci-dessous synthétise les rapports de taille d'image et temps de calcul de chacune sur le même terminal.

Tableau 6 - Dimensions spatiales après reconstruction d'un cube par divers méthodes. Le temps d'execution sur des images (de taille réduite pour les méthodes WB et SD) est donné à titre d'exemple.

	Taille cube complet (spatiale)	Comparaison : temps d'exécution **(taille réduite** 620x1075 pour WB et SD) (moyenne sur 5 tests)
Weighted Bilinear	1080x2045	3 secondes
Spectral Difference	1080x2045	13 secondes
No Interpolation	216x409	0,12 seconde

Cette valeur de temps de calcul est importante pour le système de mesure et de traitement : il faut un compromis entre le nombre d'images acquises lors de l'avancement du train et la quantité d'information disponible (nombre de pixels spectraux). La Figure 58 met en avant les différences entre les trois



Sans interpolation | Bilinéaire pondéré | Différence spectrale

Figure 58 - Comparaison des trois méthodes de reconstruction du cube multispectral. L'image résultat de la méthode SI a été agrandie pour être comparée à taille égale aux résultats des deux autres méthodes implémentée. Pour la mise à l'échelle, le logiciel utilisé (Word) interpole les images, l'analyse visuelle n'est donc pas suffisante pour comparer les résultats.

méthodes de reconstruction : sans interpolation, avec interpolation bilinéaire pondérée, avec interpolation de différences spectrales.

La méthode par sous-échantillonnage ne contient que des données réelles résultant de l'acquisition, malgré la réduction de dimension spatiale de l'image. Elle est notre référence pour évaluer l'impact de la reconstruction par interpolation.

Pour comprendre les différences de luminosité sur les résultats, nous avons observé les histogrammes de chacune des images (Figure 59).

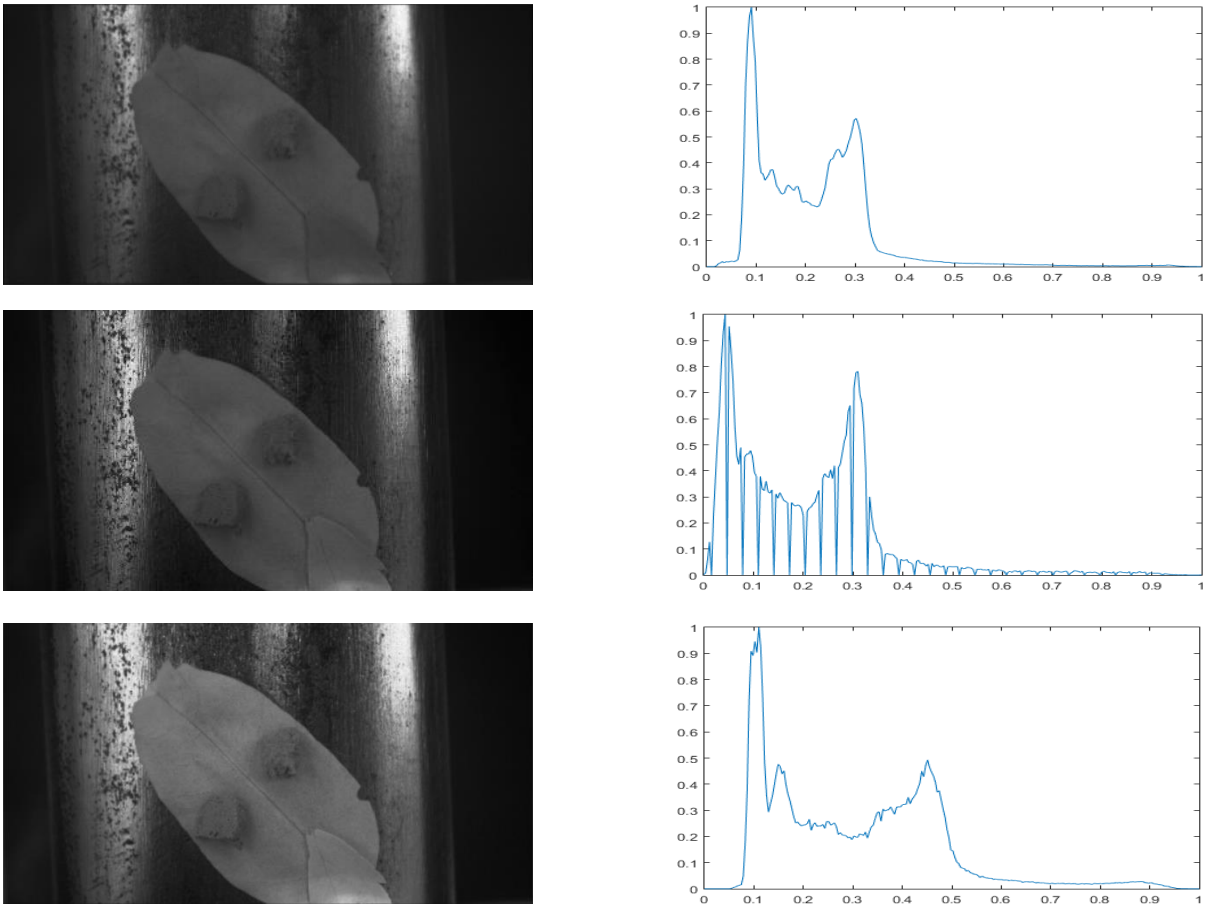


Figure 59 - Gauche, de haut en bas : interpolation SD, sous-échantillonnage SI, interpolation WB. Droite : l'enveloppe des histogrammes associés. Les amplitudes ont été normalisée pour que seules apparaissent les formes des enveloppes.

De cette étude, nous concluons que l'application d'une interpolation pour reconstruire ou agrandir l'image conduit à une modification des balances de blanc, ce qui permet d'expliquer en partie les différences de contrastes entre les résultats.

On observe aussi l'introduction d'un flou, ou lissage, dans les images issue de la reconstruction par interpolation, en particulier sur le résultat SD. Celui-ci peut avoir ses avantages mais peut aussi être source d'erreur à cause de la suppression de détails fins.

Enfin, l'apport des méthodes par interpolation sur les résultats des traitements décrits aux chapitres suivants, par rapport à la méthode SI, n'est pas suffisant pour justifier la différence de temps d'exécution. C'est donc ce dernier qui a tranché : pour notre application à visée temps réelle et dans le cadre de ces travaux de thèse, la méthode par sous-échantillonnage a été retenue.

Cette étape de dématriçage est suivie de deux corrections : la suppression de l'influence de la lumière et la correction du vignettage.

2.4 Suppression de l'influence de la lumière (SIL)

Comme indiqué au paragraphe 1.2.2 « Matériels spectraux », la distribution spectrale de l'éclairage a un impact fort sur la luminance des images spectrales obtenues (cf. Annexe 2, présentant les résultats principaux obtenus avec Hytech Imaging). Or chaque source lumineuse a sa propre distribution de spectre (distribution de l'énergie qui rayonne à différentes longueurs d'onde). Pour deux sources différentes, les réponses fréquentielles d'un même objet ne seront donc pas identiques.

Nous voulons réduire au maximum l'influence du spectre de la lumière sur nos images : nous choisissons alors de travailler en réflectance.

Nous rappelons que la réflectance, également nommée facteur de réflexion, est la proportion de lumière réfléchie par la surface d'un matériau. Elle s'exprime simplement comme le rapport entre le flux lumineux réfléchi Φ_r et le flux lumineux incident Φ_0 :

$$\rho = \frac{\phi_r}{\phi_0} \qquad 3.14$$

La réflectance d'une surface peut varier en fonction de la longueur des ondes qui la frappent. Elle s'exprime comme un pourcentage et de par son calcul, s'affranchit de l'influence de la source lumineuse. Théoriquement, on a alors les mêmes images en réflectance quelle que soit la source d'éclairage. Ceci n'est valable que si la gamme spectrale couverte par les sources est identique.

Nous mesurons la luminance de la source lumineuse. Pour cela, nous faisons l'acquisition de l'image d'un matériau blanc Lambertien (parfaitement diffusant) appelé tuile de calibration. Cette image contient la luminance de la source. Pour s'affranchir de son influence, chacune des images $im_{luminance}$ acquises par la caméra doit être normalisée par l'image de la tuile $im\_tuile_{luminance}$:

$$im_{réflectance} = \frac{im_{luminance}}{im\_tuile_{luminance}} \qquad 3.15$$

Le dématriçage ne dépend pas nécessairement de l'éclairage, mais les méthodes basées sur l'apprentissage y sont très sensibles, puisque leur efficacité dépend du type de données apprises. C'est pourquoi cette étape est nécessaire dans le cadre de nos travaux.

2.5 Correction du vignettage (CV)

La construction de l'objectif ou la modification du chemin optique des rayons lumineux (par utilisation d'accessoires) peuvent être la cause de perte de lumière (assombrissement) dans la périphérie du champ de l'image, voire l'apparition d'un anneau noir à ses bords. Ce phénomène porte le nom de vignettage. Il correspond à la diminution du niveau d'éclairement de l'image formée par un objectif, de sa périphérie vers son centre.

Le vignettage s'observe surtout à pleine ouverture du diaphragme. Il suffit généralement de fermer ce dernier d'un cran ou deux pour minimiser sensiblement cet effet. En contrepartie, réduire l'ouverture du diaphragme diminue la quantité de lumière qui parvient au détecteur. Le fabricant nous conseille ici le compromis d'une ouverture de f/2,8.

L'ouverture en photographie est le réglage qui permet d'ajuster le diamètre d'ouverture du diaphragme. Elle est caractérisée par le *nombre d'ouverture*, fréquemment notée « f / N ». Ce nombre sans dimension est défini comme le rapport de la focale f au diamètre d de la pupille d'entrée (ou diaphragme) :

$$N = f/d \qquad 3.16$$

L'utilisation d'une lentille VIS-NIR standard apporte un fort vignettage. Celui-ci a un impact important sur les spectres obtenus. Un exemple de vignettage est montré en Figure 60.

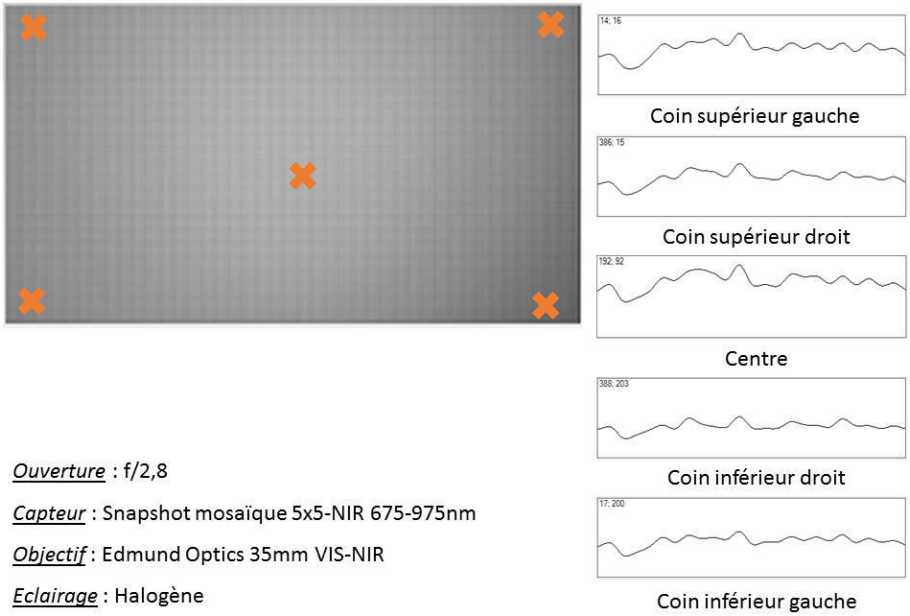


Figure 60 - Image mosaïque avec vignettage et courbes spectrales associées

Une fonction simple permet de corriger le vignettage. Il s'agit de créer une matrice de correction, contenant des coefficients propres à chaque pixel. Pour cela, nous faisons l'observation d'une tuile de calibration Lambertienne. L'intensité de la lumière réfléchie par le matériau est identique à l'intensité de la lumière émise par la source. Dans notre configuration (caméra perpendiculaire à la surface observée) cela veut dire que le spectre d'une tuile de calibration doit être constant sur toute sa surface.

La fonction prend une zone au centre de l'image (là où l'intensité lumineuse est la plus forte). Empiriquement, nous avons choisi une zone de 50x50 pixels. On fait ensuite la moyenne des valeurs de niveaux de gris dans la zone. La matrice de correction est créée en normalisant l'image de la tuile par la moyenne obtenue. La correction du vignettage, dans un premier temps sur les images de la tuile, se fait par division élément à élément de l'image par la matrice de correction (y compris sur la zone ayant servi à la définition du facteur de recalibration).

Le résultat est montré sur la Figure 61.

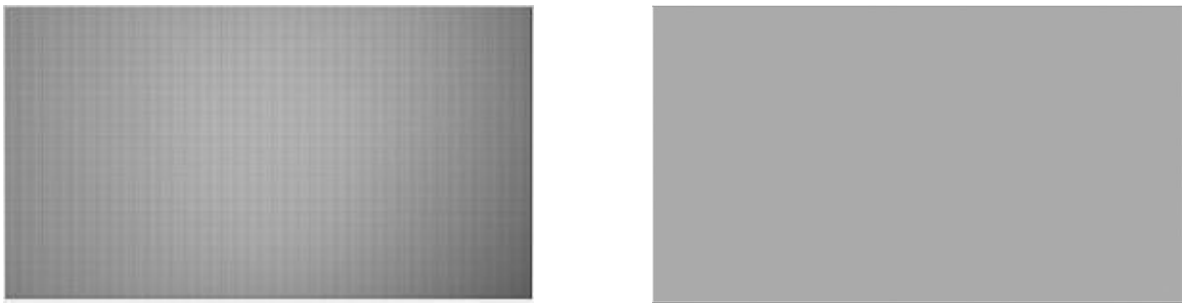


Figure 61 - Image mosaïque avec vignettage et première bande du cube corrigé

La matrice de correction obtenue grâce à la tuile de calibration est ensuite utilisée pour supprimer l'effet de vignettage sur toutes les images acquises lors de la session de mesure.

Les pixels de l'image mosaïque d'une tuile de calibration correspondent à des fréquences différentes. Cependant la tuile de calibration a un spectre uniforme de réflectance égale à 1. L'image corrigée doit donc avoir la même intensité en sortie de la correction, quelle que soit la fréquence correspondante.

Il se pose alors une question : faut-il appliquer la correction sur l'image mosaïque en réflectance ou sur le cube spectral, c'est-à-dire sur les N images correspondant aux fréquences du filtre ?

Le dévignettage sur le cube conduit au calcul de N matrices de correction. Si aucun autre ajustement n'est appliqué, les N images peuvent avoir des intensités différentes ce qui ne correspond pas à la réalité d'une tuile de calibration (réflectance identique en toute bande du spectre).

La correction du vignettage sur l'image mosaïque de la tuile conduit au calcul d'une unique matrice de correction. Elle ne prend pas en compte l'agencement des fréquences sur le filtre, augmentant le risque d'introduire un biais dans l'image. Cependant puisque chaque bande doit avoir une réflectance égale à 1, traiter tous les pixels (de fréquences variées) de façon équivalente permet d'obtenir simultanément la matrice de correction et les facteurs d'échelle.

2.6 Résultats

Les calibrations sont appliquées à la suite les unes des autres. L'application des offset doit impérativement être effectuée avant les autres corrections. Elle supprime les lignes et colonnes non couvertes par le filtre MSFA, réduisant la taille de l'image, de 1088x2048 pixels à 1080x2045 pixels.

La chaîne de calibration mise en place est la suivante :

- Offset
- Construction du cube spectral
- Suppression de l'influence de la lumière
- Correction du vignettage

Un exemple de résultat est présenté en Figure 62.

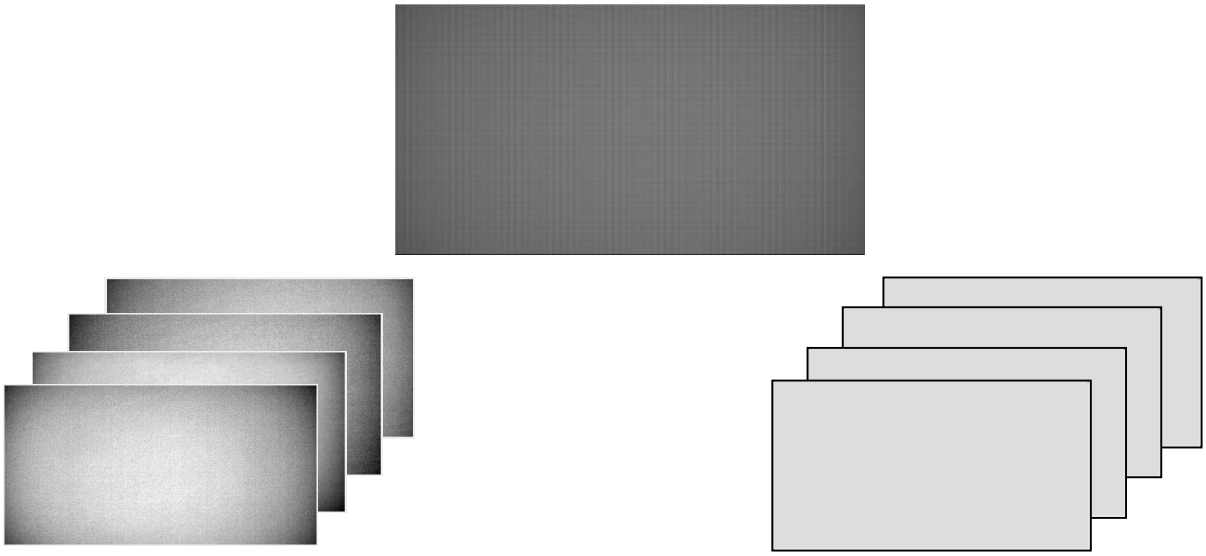


Figure 62 - Chaîne de calibration. Haut : Image mosaïque brute. Bas gauche : Cube multispectral brut. Bas droite : Cube multispectral corrigé

3 Conclusion

La première étape de ce travail exploratoire a été l'étude et la constitution d'une chaîne d'acquisition et la construction d'une base d'images, après l'achat d'une caméra spectrale.

L'étude des capteurs et caméras spectraux existants et la prise en compte des contraintes financières, de temps (durée de la thèse) et d'espace disponible, nous ont conduits à faire l'acquisition d'une caméra multispectrale. Elle est basée sur la technologie IMEC qui utilise des matrices de filtres Fabry-Pérot pour l'acquisition de 25 longueurs d'ondes, dans le domaine VIS-NIR 600-975nm.

La caméra fournit des images brutes qu'il faut calibrer afin de corriger les erreurs potentielles introduites par le capteur et limiter l'influence de la source avant de pouvoir pré-traiter les images.

La première étape consiste à ne garder que les pixels utiles de l'image, c'est-à-dire ceux qui sont recouverts de filtres Fabry-Pérot. Nous avons donc commencé par appliquer l'offset constructeur pour ne conserver que l'image de la zone active du filtre MSFA. Il faut ensuite construire le cube spectral à partir de l'image « offset ». Nous appliquons pour finir la suppression de l'influence de la lumière (SIL) suivie de la correction du vignettage.

La donnée est maintenant prête pour être traitée, aussi bien sur l'information spatiale que spectrale.

CHAPITRE 4 :
ANALYSE DANS L'ESPACE IMAGE : PREMIERE APPROCHE

Ce chapitre présente un ensemble de méthodes de traitement de l'information spatiale sur des images spectrales. Ceci a pour but de préparer une extension des travaux en cours et permettra au lecteur d'être renseigné sur les techniques existantes.

N'étant pas au cœur de la thèse, ce chapitre ne se prétend pas exhaustif. Il présente dans un premier temps les techniques de bases utilisables puis, partiellement, les applications à nos données. Il est réalisé à titre de synthèse de l'état de l'art, en tant qu'illustration des travaux de recherche entrepris.

1 Espace de représentation

1.1 Présentation

Contrairement aux images classiques RGB qui possèdent trois canaux, les images spectrales sont constituées de nombreuses bandes spectrales. Selon l'information à extraire, il est nécessaire de rechercher l'espace de représentation des données le plus adapté en vue de leur traitement informatique. Il existe par exemple quatre espaces couramment employés pour la représentation et la visualisation des données :

- Espace cube (3D) : représente le cube par une image volumique à trois dimensions, deux dimensions spatiales et une dimension spectrale. Ceci permet de visualiser la structure spatiale de la scène et les variations spectrale des matériaux présents. Cet espace est peu intéressant pour l'analyse de données puisque celles-ci ne sont pas homogènes et ne portent pas le même type d'information.
- Espace spectral (1D) : représente le cube comme un ensemble de spectres ponctuels. Cet espace peut être utilisé pour extraire des caractéristiques spectrales. Il ne permet pas de prendre en compte la variabilité spectrale ni la structure spatiale de l'image.
- Espace image (2D) : représente le cube comme un ensemble d'images spatiales en niveau de gris. Ceci permet la visualisation de la structure spatiale de l'image. L'information spectrale n'y est pas accessible.
- Espace vecteur (nD) : représente l'ensemble des pixels dans un espace vectoriel de dimension égale au nombre de bandes spectrales du cube. Il est possible de repérer des régions de concentration spectrale ou des vecteurs plus dispersés et de se rendre compte des relations inter-bandes et de leurs corrélations. La représentation visuelle de cet espace est limitée à une dimension inférieure ou égale à 3.

La thèse de (LENNON 2002) décrit plus en profondeur les avantages et inconvénients de chacun d'eux.

Le cadre de cette thèse est la discrimination de pollution par l'utilisation de l'information spectrale, soit un travail conjoint dans les espaces « spectral » et « vecteur ». Un état de l'art et l'application dans le domaine « spectral » sur nos données sont présentés aux chapitres 5 et 6 de ce manuscrit. Il ne faut néanmoins pas négliger l'apport potentiel de l'information spatiale.

Dans ce chapitre, nous présentons alors les traitements possibles dans l'espace image, c'est à dire l'analyse de chaque image fréquentielle du cube. Il s'agit ici d'une première approche de l'étude de l'existant pour donner les bases théoriques et ouvrir de nouvelles perspectives pour compléter les travaux actuels.

1.2 Espace image

Le traitement des images spectrales dans l'espace image permet l'extraction de l'information structurelle de l'image en exploitant les relations spatiales de voisinages entre vecteurs. Il est généralement intéressant de l'utiliser conjointement à la représentation dans l'espace spectral pour une meilleure interprétation.

Dans cet espace image, il est possible d'appréhender le problème sous deux angles différents. Dans le premier cas, les traitements classiques d'analyse d'images s'appliquent :

- soit sur chaque image fréquentielle suivi d'une transformation vers un espace de dimension un
- soit sur l'image résultat de la transformation.

Dans le second cas, il faut mettre en place des méthodes d'analyse d'images vectorielles. La définition d'une norme est un des prérequis nécessaire à l'analyse vectorielle des images ; plusieurs exemples sont indiqués au paragraphe 1.3 « Normes ».

1.3 Normes

Le cube spectral, ou cube, de dimensions (X,Y,λ) est formé de N images spatiales. Chaque pixel du cube correspond à un vecteur selon la dimension des longueurs d'onde (λ). Le cube peut alors être considéré comme une image-vecteur et peut être analysé dans deux espaces distincts. L'espace image correspond à l'étude individuelle des bandes (X,Y) selon λ tandis que l'espace vecteur considère le cube dans son intégralité (X,Y,λ). L'application des pré-traitements spatiaux classiques à des images spectrales nécessite alors des ajustements.

L'analyse spatiale du cube revient à effectuer un traitement scalaire (application de la transformation sur chacune des images composantes) puis à utiliser une norme pour projeter le résultat dans un sous-espace de détection de dimension 1. En proposant une autre formulation, la norme nous fournit une unique image concaténant l'information de toutes les bandes du cube selon la dimension λ.

Nous définissons une norme générale pour la projection de R^N vers R, avec N le nombre de bandes. La norme L^p d'un vecteur x comprenant N échantillons est donnée par :

$$\|x\|_p = \left[\sum_{i=1}^{N} {x_i}^p\right]^{1/p} = \sqrt[p]{\left[\sum_{i=1}^{N} {x_i}^p\right]} \qquad 4.1$$

La norme L^2 classique que nous utilisons, représente l'énergie du vecteur. Elle traduit une quantité discriminante de la surface (énergie du vecteur, en luminance ou en réflectance), elle possède donc un sens physique en imagerie multispectrale.

Appliquée à une matrice M en trois dimensions, de coefficients $(m_{i,j})_{\lambda p}$, la norme L^2 s'exprime comme suit :

$$\|M\|_2 = \left[\sum_{\lambda_p, p=1}^{N} {(M)_{\lambda_p}}^2\right]^{1/2} = \left[\sum_{\lambda_p, p=1}^{N} {(m_{i,j})_{\lambda_p}}^2\right]^{1/2} \qquad 4.2$$

Notons que la norme L^2 peut être très sensible aux modulations d'éclairement.

La seconde méthode testée pour la projection dans un sous-espace de dimension 1 est une Factorisation en Matrice Non-Négative. Cet algorithme est décrit au Chapitre 5 ; son paramétrage est détaillé au Chapitre 6.

2 Réduction du bruit

Les capteurs spectraux pour l'acquisition d'images multispectrales fournissent des mesures qui présentent généralement un bon rapport signal sur bruit (en Signal to Noise Ratio, SNR). En revanche, ce SNR n'est pas toujours suffisant pour pouvoir extraire de l'information de façon optimale. Le bruit provient d'une part du capteur, mais aussi de l'environnement.

On se place alors dans l'espace image, qui correspond à l'image spatiale (X,Y), pour réduire le bruit et homogénéiser les images. On parle de filtrage. Les images spatiales, en niveaux de gris, correspondent à chacune des bandes de fréquences de cubes multispectraux (reconstruites par le dématriçage présenté au Chapitre 3).

2.1 Par morphologie mathématique

La morphologie mathématique repose sur le principe consistant à comparer l'image que l'on étudie de structure inconnue, à un ensemble de formes, les éléments structurants, dont on maîtrise toutes les caractéristiques. Dans cette optique, les images binaires sont décrites par l'ensemble des points où elles prennent la valeur 1 ; les images en niveau de gris sont modélisées par des fonctions.

La morphologie mathématique relève à l'origine de la théorie des ensembles. La théorie ensembliste a ensuite été étendue à une approche fonctionnelle notamment pour les images en niveau de gris. Ces méthodes de morphologie mathématique ont été largement utilisées dans le passé et elles sont présentées en détails en Annexe à partir du livre de (BLOCH 2003). Pour éviter une explosion combinatoire, nous utilisons une approche fonctionnelle sur nos images en niveaux de gris.

2.2 Par diffusion anisotrope

Une seconde approche mise en place pour le filtrage dans l'espace image consiste à faire la convolution de l'image X avec un opérateur gaussien G(x,y), de variance σ^2, donné par :

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\left[-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right]} \qquad 4.3$$

Cette opération de convolution équivaut au processus physique de diffusion de la chaleur. Ici l'intensité de l'image est « diffusée » sur les pixels voisins durant un temps t proportionnel à la variance du noyau gaussien ($t=\sigma^2$).

Cette méthode de diffusion est isotrope c'est-à-dire qu'elle lisse l'image de façon identique dans toutes les directions et dans toutes les zones de l'image. L'opérateur de diffusion lisse le bruit aussi bien que les contours d'intérêt de l'image, réduisant ainsi le contraste de l'image filtrée.

C'est pour cette raison qu'ont été introduits les processus de diffusion anisotrope qui permettent de réduire la diffusion aux alentours des contours, c'est-à-dire dans les zones à forts gradients.

Un coefficient c est introduit, variable en fonction du module du gradient local, dans l'équation aux dérivées partielles :

$$\begin{cases} \frac{\delta u(x,y,t)}{\delta t} = div\big(c\nabla u(x,y,t)\big) \\ u(x,y,0) = u_0(x,y) \end{cases} \qquad 4.4$$

où div est l'opérateur de divergence, ∇ est l'opérateur de gradient, $u_0(x,y)$ est la condition initiale.

Lorsque c est constant, on retrouve le schéma de diffusion isotrope qui correspond à un filtrage passe-bas linéaire. Lorsque c dépend du gradient local, le lissage est important dans les régions homogènes à faible gradient ; il est faible proche des contours c'est-à-dire dans les zones à gradient élevé. (PERONA et MALIK 1990) ont proposé une discrétisation de l'équation en utilisant les quatre plus proches voisins pour définir le voisinage local.

3 Détection de contours

L'extraction de contours ou de régions d'intérêts sur des images numériques est pertinente pour l'analyse d'une scène. Les contours permettent de représenter visuellement une partie importante de l'information structurelle de l'image et de guider le processus de segmentation ou de classification d'images.

Dans le cas des images à niveaux de gris (aussi appelée image en intensité ou image monochromatique), des phénomènes physiques, géométriques et photométriques dans la scène engendrent des variations dans l'image. Ces variations sont appelées contours. Les méthodes de détection de contours sont nombreuses, variées et largement utilisées pour le traitement d'image monochromatique. Ces méthodes sont pour la plupart basées sur l'étude de l'évolution d'un gradient local. En particulier, les méthodes basées sur l'analyse des passages par zéro d'opérateurs différentiel du second ordre (exemple : le Laplacien) sont largement exploitées.

Dans le cas des images spectrales, les contours sont cependant moins bien définis en raison du caractère vectoriel des données. L'extension de ces méthodes aux images spectrales n'est donc pas directe. Cependant, des travaux portant sur ce type d'images sont conduits depuis plusieurs années. Différentes approches existent et nous en listons quelques-unes ci-après.

Un premier type de méthode se base sur la dérivée directionnelle d'ordre 2, décrite par (CUMANI 1991). Il définit un opérateur du second ordre basé sur la dérivée directionnelle (dans la direction du gradient) d'une fonction de contraste calculée à partir de plusieurs bandes.

Il existe des détecteurs morphologiques, présentés par exemple par (DIZENZO 1986) ou (DREWNIOK 1994). Ce dernier étend un détecteur de contour monochromatique à des images multidimensionnelles. Son approche intègre l'information de contraste de chacun des canaux spectraux ; elle fait deux hypothèses. La première, que les informations dans les différentes bandes soient corrélées. La seconde que le niveau de bruit doit y être équivalent. Un nouveau Laplacien adapté aux images multispectrales a été présenté plus tard par (FORTIER, et al. 1999), en se basant sur les trois travaux déjà cités.

Depuis les années 2000, les méthodes de détection de contours dans les images spectrales se diversifient à l'instar des technologies d'imagerie. (YOUNAN, PONNALA et ALAPATI 2005) définissent l'estimation de l'entropie maximale pour l'extraction de contours, prenant en compte que leurs spectres sont concentrés dans les hautes fréquences. (VERZAKOV, PACLIK et DUIN 2006) ont utilisé des

méthodes statistiques de reconnaissance de forme pour approcher le problème de détection de contours en considérant les pixels de l'image spectrale comme des points dans un espace multidimensionnel.

(XU, et al. 2012) s'intéressent à l'algèbre de Clifford, qui peut être vue comme une généralisation possible des nombres complexes et des quaternions. Les auteurs proposent l'utilisation d'un gradient de Clifford dont les résultats semblent meilleurs que ceux obtenus par l'entropie maximale de (YOUNAN, PONNALA et ALAPATI 2005). Enfin (YOUN et LEE 2013) proposent un algorithme de détection de contours utilisant la distance de Battacharyya. Elle permet de mesurer la similarité entre deux distributions de probabilité discrète et est utilisée pour la mise en correspondance entre deux observations. Une étape préliminaire de réduction de dimension par Analyse en Composantes Principales (ACP, voir Chapitre 5) est appliquée aux images spectrales.

Cette rapide présentation de méthodes existantes de détection de contours donne un aperçu de la variété des techniques mises en œuvre pour la résolution de ce problème d'importance. Ce dernier suscite d'ailleurs toujours l'intérêt des chercheurs qui continuent à développer de nouvelles solutions.

Les différentes approches existantes travaillent soit dans l'espace image (application des traitements à chacune des images en niveau de gris suivis d'une norme) ou dans l'espace vecteur (application des traitements à une image vecteur, de dimension N). L'utilisation de l'un ou l'autre de ces espaces dépend des besoins de l'application traitée.

4 Détection d'anomalies

Le terme « anomalie » peut regrouper plusieurs phénomènes lorsqu'il s'applique à des images spectrales. En général il s'agit de détecter des pixels atypiques, des événements rares (« cibles ») qui se distinguent, par leur signature spectrale, du reste de l'image (« fond »). A titre d'exemple en agriculture une anomalie peut concerner un stress hydrique dans un champ. En médecine cela se traduit par la recherche de tumeurs. Enfin dans le domaine militaire, il s'agira de trouver des véhicules ou des objets manufacturés sur un fond de sol ou de ciel.

Pour notre application, nous sommes confrontés à la spécularité du rail qui peut perturber les étapes de segmentation, détection et classification. Il est donc intéressant de pouvoir les détecter, que ce soit pour corriger les zones « anormales » ou les utiliser pour extraire de l'information sur l'image.

La détection d'anomalie est une méthode de détection non-supervisée Elle utilise des algorithmes qui ne nécessitent pas de connaissances a priori de l'objet d'intérêt.

4.1 RX detector

Le détecteur RX (RXD) est l'algorithme RX référencé par exemple dans les articles (ASHTON et SCHAUM 1998) ou (STELLMAN, et al. 2000) et développé par (REED et YU 1990) sous deux hypothèses. La première modélise le « fond » comme une distribution gaussienne multivariée des paramètres, inconnus, estimés par maximum de vraisemblance. La deuxième modélise l'objet anormal comme une combinaison linéaire entre la signature de l'objet et le bruit du fond.

Supposons que L soit le nombre de bandes spectrales du cube et que r soit un pixel-vecteur de taille Lx1 dans l'image multispectrale ou hyperspectrale. Alors le RXD implémente un filtre spécifié par :

$$\delta_{RXD}(r) = (r-\mu)^T K_{L\times L}^{-1}(r-\mu) \qquad 4.5$$

où r est le pixel-vecteur, μ est le vecteur moyenne de l'échantillon global (vecteur Lx1), L est le nombre de bandes spectrales et K_{LxL} est l'échantillon de la matrice de covariance de l'image. La mesure d'anomalie $\delta_{RXD}(r)$ est une fonction scalaire qui donne « l'anormalité » du pixel r. Le résultat est ensuite comparé à un seuil τ : si $\delta_{RXD}(r) > \tau$, r est une anomalie.

La forme de $\delta_{RXD}(r)$ ainsi définie en Equation 4.5 correspond en fait à la distance de Mahalanobis. De façon à comprendre comment le RXD détecte les anomalies, nous explorons son fonctionnement.

Mathématiquement, la détection RX peut être considérée comme l'opération inverse à l'Analyse en Composantes Principales (ACP, développée au Chapitre 5). L'ACP décorrèle la matrice de données de sorte que l'information contenue dans l'image puisse être décrite par un nombre restreint de composantes principales majeures. Celles-ci sont spécifiées par les vecteurs propres de la matrice de covariance de l'échantillon correspondant à des valeurs propres élevées. Si les données d'image contiennent des cibles qui apparaissent dans les données avec de faibles probabilités (c'est-à-dire si la taille des anomalies est petite), les cibles ne seront pas représentées dans les composantes principales majeures, mais dans des composantes mineures spécifiées par des valeurs propres faibles (CHANG et HEINZ 2000). A l'inverse de l'ACP, l'équation RX recherche donc les anomalies dans les composantes mineures.

Un problème avec cette approche est de savoir comment séparer les valeurs propres faibles de la variance du bruit dans les données. Ceci est déterminé par la dimensionnalité intrinsèque des données et peut être calculé mathématiquement en utilisant la décomposition spectrale d'une matrice de covariance.

Cet algorithme est utilisé dans la plupart des applications de détection non-supervisée en imagerie spectrale et continue à faire l'objet de recherches pour alléger ses limitations. Par exemple, (VELASCO-FORERO et ANGULO 2012) proposent un détecteur d'anomalie RX sans estimation de la matrice de covariance. (J. FRONTERA-PONS, et al. 2014) présentent un nouvel estimateur pour l'algorithme RX plus adapté aux environnements non-Gaussiens. Ou encore, (IMANI 2017) qui propose une métrique basée sur la ligne médiane (en : Median-Mean Line, MML) pour une estimation plus stable des statistiques de l'information de « fond » (moyenne et matrice de covariance).

4.2 Gaussian Mixture Model (GMM)

Le modèle de mélange gaussien (en : Gaussian Mixture Model, GMM) est une fonction paramétrique de densité de probabilité représentée comme la somme pondérée de M composantes gaussiennes :

$$p(x|\lambda) = \sum_{i=1}^{M} w_i \, g(x|\mu_i, \Sigma_i) \qquad 4.6$$

Où x est un vecteur de données de dimension Lx1, w_i , $i = 1 \dots M$ sont les poids du mélange, μ_i est le vecteur moyenne, Σ_i est la matrice de covariance et $g(x|\mu_i, \Sigma_i)$ sont les densités des composantes gaussiennes. Les poids du mélange vérifient la condition $\sum_{i=1}^{M} w_i = 1$.

Le modèle de mélange gaussien complet est paramétré par les vecteurs moyens, les matrices de covariance et les poids de mélange de toutes les densités de composants. Les paramètres du GMM sont estimés à partir de données d'entraînement utilisant l'algorithme itératif Expectation-Maximisation (EM) ou une estimation Maximum A Posteriori (MAP) à partir d'un précédent modèle déjà entraîné.

L'algorithme EM tire son nom du fait qu'à chaque itération il opère deux étapes distinctes :

- la phase « Expectation » procède à l'estimation des données inconnues, sachant les données observées et les valeurs des paramètres déterminées à l'itération précédente;
- la phase « Maximisation » procède à la maximisation de la vraisemblance, rendue désormais possible en utilisant l'estimation des données inconnues effectuée à l'étape précédente, et met à jour la valeur du ou des paramètre(s) pour la prochaine itération.

L'algorithme garantit que la vraisemblance augmente à chaque itération, ce qui conduit à des estimateurs de plus en plus corrects.

En imagerie spectrale, il est souvent intéressant d'utiliser ce genre de modèle car la scène observée est susceptible de contenir plus d'un type de « fond ».

4.3 Cas particulier de la détection de spécularité

On parle de spécularités ou de réflexions spéculaires lorsque la lumière incidente est réfléchie dans une unique direction, ou dans un faisceau très fin. Certaines surfaces sont plus susceptibles d'être spéculaires que d'autres ; les angles d'illumination et d'observation jouent un rôle majeur dans leur apparition. La détection de spécularités est un processus complexe.

Pour notre cas d'application, la présence de réflexion spéculaire sur le champignon de rail est hautement probable quelle que soit la configuration du système. En fonction de l'application désirée, les spécularités présentent certains avantages et inconvénients.
Des études ont été réalisées afin de souligner les différentes informations pertinentes de la scène, comme la géométrie, pouvant être extraites à partir de ces réflexions spéculaires (BLAKE et BRELSTAFF 1988) (SAINT-PIERRE, et al. 2011).
Dans le domaine du traitement d'image, elles conduisent souvent à la perte de détails sur les images, par exemple au niveau des textures ou des spectres de la scène observée. Dans les deux cas, il est important de les détecter.

Gérer efficacement les variations de luminosité comme les forts contrastes, les images sombres ou légèrement surexposées sous différentes sources lumineuses d'intensités variables, est une problématique difficile. Ainsi, les méthodes de l'état de l'art se limitent à leur domaine d'application et sont spécifiques.

Il est à noter que du fait du nombre de bandes plus important qu'en imagerie RGB, les images spectrales contiennent plus de données et les techniques de détection d'anomalies doivent être adaptées sinon spécifiques.

(BOCHKO et PARKKINEN 2005) proposent une analyse probabiliste en composantes principales pour la détection de zones spéculaires et diffuses dans l'image. (FU, TAN et CAELLI 2006) présentent une projection orthogonale en sous-espace ainsi qu'un modèle dichromatique pour une représentation sans spécularité de l'image. Il est important de noter que cette méthode nécessite des informations sur le spectre de la source lumineuse.

La majeure partie de l'état de l'art consiste en la modélisation des effets des spécularités sur des surfaces lisses (plutôt brillantes) ou rugueuses. Par exemple, (BRELSTAFF et BLAKE 1988) ont utilisé une simple stratégie de seuillage pour détecter les spécularités sur des objets courbes (ex : une tasse). Une autre méthode tente de supprimer les spécularités en utilisant du matériel supplémentaire (NAYAR et BOLLE 1996). L'article de (GU et ROBLES-KELLY 2011) liste d'autres méthodes de l'état de l'art et présente un algorithme de suppression de spécularités par la minimisation de l'entropie.

5 Application aux images ferroviaires

L'information spatiale a donc été peu utilisée pour l'instant dans cette thèse mais porte une grande importance. Premièrement pour corriger les images de chaque bande du cube spectral. Ensuite, elle permet de limiter le traitement de l'image à la zone d'intérêt (bande de roulement) et de réduire le temps de calcul ; c'est un point intéressant pour une application temps réel. Enfin, l'information spatiale permet de mesurer l'étalement de la pollution et évaluer sa criticité : s'il y a 50cm de polluant sur le fil du rail l'effet est minime, en revanche à partir de 50m les conséquences peuvent être majeures, en particulier en fonction de la nature de la pollution. Les deux premiers points, filtrage de l'image et isolement de la zone d'intérêt par étude ou suppression des spécularités, ont été explorés et sont présentés aux paragraphes 5.1 et 5.3.

Au cours de ces travaux de thèse, l'information spatiale a été exploitée en qualité de pré-traitement sur les bandes des cubes multispectraux. Nous qualifions de pré-traitement les opérations qui sont appliquées avant l'analyse et l'extraction de l'information spectrale. Cette analyse spatiale se fait dans l'espace image, c'est-à-dire dans les différents plans (X,Y) des cubes multispectraux, en exploitant les relations spatiales de voisinages entre vecteurs.

5.1 Réduction du bruit

Les opérateurs morphologiques de base (dilatation, érosion, fermeture, ouverture) sont appliqués sur notre échantillon d'images soit, pour chaque cube multispectral corrigé, 25 images en niveaux de gris, de taille 216x409 pixels. L'élément structurant que nous avons utilisé pour les tests appliqués à nos images est de forme carrée et de taille 3x3. L'analyse des résultats confirment que les opérateurs morphologiques peuvent être utilisés pour le filtrage des images multispectrales.

La procédure de filtrage est appliquée sur des images multispectrales, acquise avec le capteur IMEC, comprenant 25 bandes spectrales dans la gamme spectrale 675 et 975nm. Les images ont été calibrées en réflectance par la méthode décrite au Chapitre 3, paragraphe 2.4, en normalisant par l'image d'une tuile de calibration.

La Figure 63 illustre les résultats des opérations. L'interprétation visuelle des résultats montre que les opérateurs sont efficaces pour réduire le bruit sur les images multispectrales. Nous remarquons aussi qu'à partir de ces opérateurs de base (érosion et dilatation), d'autres opérateurs plus complexes (exemple du gradient morphologique) peuvent être utilisés, par exemple à des fins de détection de contours.

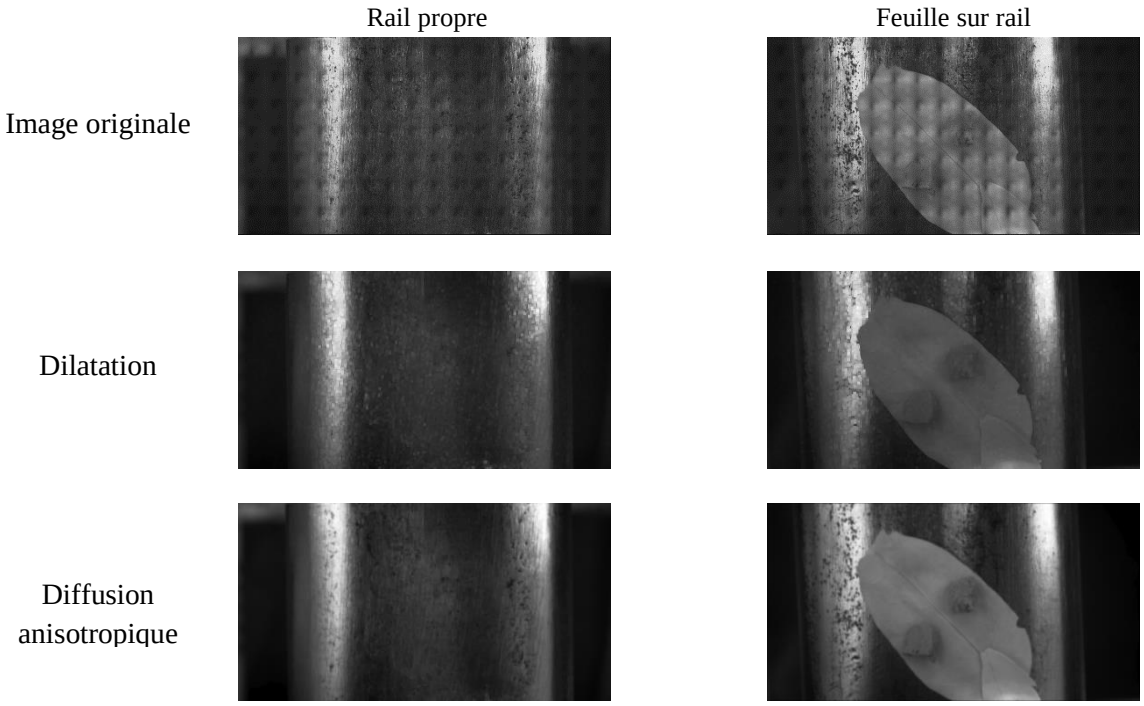


Figure 63 - Impact des différentes méthodes de filtrage (lissage) sur nos images (bande 1 du cube multispectral) pour les exemples de dilatation et de diffusion anisotropique.

5.2 Détection de contours

Dans la configuration d'observation laboratoire (proches des conditions du système SNCF SURVEILLE), l'angle de vue de la caméra permet l'acquisition d'information à une profondeur plus élevée que la profondeur de champ. Cette information manque donc de netteté et de contraste. De plus elle couvre une zone spatiale ne correspondant pas à la surface du champignon de rail (patin, couverture de ballast) et ses conditions d'illumination diffèrent de celle de la surface du rail. La largeur de cette zone sur l'image est déterminée par la distance d du capteur au champignon de rail. Il peut être intéressant de supprimer cette zone qui ne présente que peu d'intérêt pour notre application. La détection de bords de rail permet entre autre la restriction de l'image à la zone d'intérêt.

De plus, les contours permettent de représenter visuellement une partie importante de l'information structurelle de l'image ou encore de guider des processus de segmentation ou de classification. Cette étape, bien que simplement abordée dans le cadre de la thèse pourra conduire par la suite à l'amélioration de l'analyse de l'état de surface du rail.

Les méthodes existantes sont nombreuses et variées ; la plupart sont basées sur l'étude d'un gradient local. C'est le cas par exemple des méthodes utilisant des filtres linéaires (Sobel par exemple). Leur efficacité a largement été démontrée sur les images scalaires et permettent une bonne détection de contours sur des images peu bruitées.

5.3 Anomalie du rail : les spécularités

Appelons interface la zone de contact de l'éclairage incident sur l'objet d'intérêt. Lorsque la taille des défauts de l'interface est inférieure ou de l'ordre de grandeur de la longueur d'onde, l'interface tend à devenir parfaitement réfléchissante ou tout au moins très spéculaire. La force de la réflexion (et donc de la spécularité) dépend aussi de l'angle d'incidence et d'observation, comme nous l'avons présenté au chapitre « SPECTROSCOPIE ».

Le rail est un alliage métallique. Le passage des trains sur sa surface tend à le polir. Dans la configuration de mesure en laboratoire les lampes sont orientées de façon telle que les bords du rail (surface lisse et courbe) soient en configuration très spéculaires.

Ce phénomène introduit énormément d'erreur en analyse spectrale. En effet, les pixels de la spécularité ne contiennent pas d'information spectrale exploitable (saturation du capteur). De plus les rayons complétement réfléchis sont diffusés sur les pixels voisins et altèrent l'information qu'ils portent.

Il existe deux méthodes pour réduire ou supprimer les spécularités. La première est physique et intervient lors de l'acquisition. Il s'agit par exemple de modifier les géométries d'observation ou encore d'utiliser des filtres polarisants. Ces solutions peuvent cependant engendrer des perturbations dans les spectres.

La seconde méthode est algorithmique, elle consiste à corriger les spécularités. Nous en avons fait un rapide état de l'art dans la section précédente 4.3.

La correction des spécularités est en marge du travail de thèse, visant à fournir un Proof of Concept, et pourrait faire l'objet d'une étude complète. Les algorithmes de correction n'ont donc pas été implémentés dans ce cadre. En revanche, nous avons introduit une étape de réduction de dimension spatiale de l'image, grâce à la détection des spécularités. Cette réduction de dimensions spatiale de l'image n'a pas été utilisée dans le cadre de l'analyse spectrale des images mais ouvre la voie à de nouvelles perspectives d'études.

Pour notre application, les spécularités ont été détectées par seuillage par une méthode approchant celle de (BRELSTAFF et BLAKE 1988). Elles se situent sur les bords du rail et entourent la zone d'intérêt. Puisque la zone d'intérêt est la table de roulement du rail, il pourra être avantageux dans la suite de n'appliquer les traitements que sur cette zone restreinte de l'image. Pour gérer les spécularités et analyser

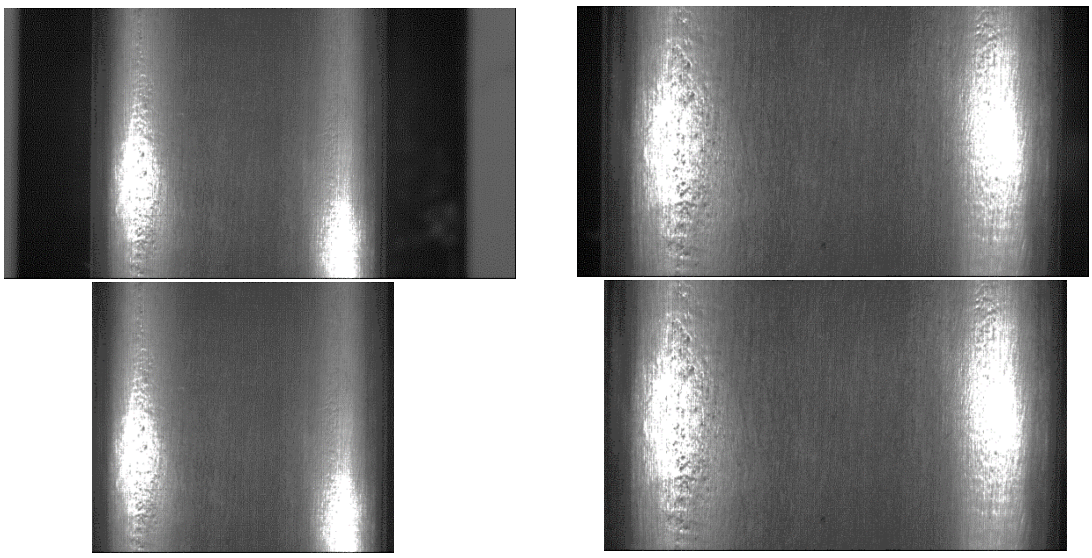


Figure 64 – Effet du rognage et de la distance caméra/rail sur la taille des images redimensionnées. Gauche : d=380mm. Droite : d=230mm.

la surface de roulement, nous avons décidé d'appliquer une méthode rapide conduisant à plusieurs avantages de calcul : le redimensionnement des images par rognage de l'information parasite.

Ce redimensionnement du cube permet d'une part de supprimer le défaut et d'autre part de réduire considérablement le temps de calcul en réduisant le nombre de pixels à traiter.

La détection des spécularités, de par la saturation du capteur, est facilement réalisable. Il s'agit des zones où l'intensité de la lumière reçue est la plus forte (souvent comprise entre 0,85 et 1 sur l'intervalle [0 1]). L'application d'un seuillage permet de détecter les spécularités et de trouver leurs limites spatiales (Figure 65). Le rognage des images autour des bords intérieurs des zones seuillées permet ensuite d'isoler la table de roulement du rail, i.e. la zone d'intérêt.

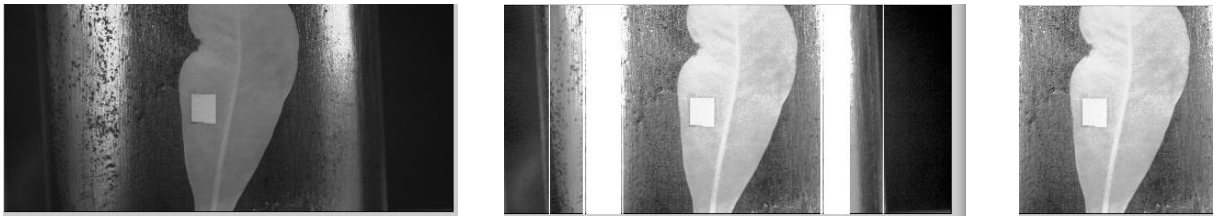


Figure 65 - Gauche : Image originale (bande 1 du cube). Milieu : seuillage des spécularités et détection de la bande de roulement du rail. Droite : image rognée pour ne conserver que la zone d'intérêt.

Si les spécularités ne sont pas détectées, il y a de forte chance pour qu'elles soient occultées, auquel cas, la pollution est indéniable et la réduction de la zone d'analyse risque de nous faire passer à côté d'une information importante. Il reste possible de limiter les traitements à une zone donnée. Pour cela, l'utilisation de la géométrie du système d'acquisition peut être utilisée (tableau Chapitre 3, paragraphe 1.2.2.2). Pour une distance caméra-rail de 25,5cm, le rail occupe 82% de l'image. Pour une distance caméra-rail de 35cm, le rail correspond à 59% de l'image. A partir de ces données, il est donc possible d'estimer la taille de la surface d'intérêt (bande roulement) sur l'image.

La réduction de dimension spatiale de l'image conduit à l'isolement de la surface d'intérêt et permet de réduire significativement le temps de calcul. Elle doit cependant être effectuée avec précaution. En effet, l'analyse spectrale de nos images va se baser sur deux approches : un apprentissage supervisé et une classification non supervisée. Dans le cas non supervisé, la classification des pixels se fait en comparant les spectres entre eux et en regroupant les caractéristiques similaires. Il est alors nécessaire de s'assurer qu'il y ait suffisamment de pixels de la classe de référence (le rail propre dans notre cas) pour comparer ses caractéristiques avec les autres matériaux potentiellement présents sur la surface du champignon. Une solution peut être d'ajouter un bloc de pixel de rail propre à chaque image rognée.

6 Conclusion

Les méthodes d'analyse d'images numériques prenant en compte les dépendances spatiales entre niveaux de gris (espace image) sont étudiées. De nombreux algorithmes existent pour la détection de contours, le filtrage ou la restauration d'images pour n'en citer que quelques-uns.

Des travaux menés depuis quelques années ont permis d'étendre ces méthodes aux images vectorielles. Le problème qui se pose alors est de savoir si l'on souhaite traiter des images scalaires (image par image) ou des traitements vectoriels, c'est-à-dire en prenant en compte les relations entre composantes. Dans le cadre de ces travaux de thèse, les traitements ont été appliqués image par image puis une étape de Factorisation en Matrice Non-négative a été utilisée pour projeter le résultat dans un sous-espace de détection de dimension 1. Son principe est exposé au Chapitre 5, paragraphe 4 de ce manuscrit.

L'analyse spatiale dans le cadre de ces travaux de thèse a été limitée à une approche d'homogénéisation par filtrage de zones correspondant à un même objet et de détection des spécularités. Ceci conduit dans la suite à partiellement tenir compte de la disposition spatiale dans l'analyse spectrale.

L'extension de cette analyse spatiale permettrait de prendre en compte de façon active l'agencement des pixels dans l'analyse spectrale. Elle fournirait des informations sur les quantités et les longueurs de pollutions, visant à l'évaluation de la criticité de celles-ci. Pour cette étape il pourrait être intéressant d'avoir des recoupements d'images de façon à utiliser l'information spatiale pour calculer des distances.

CHAPITRE 5 :
CLASSIFICATION SPECTRALE DES DONNEES

1 Banque d'images

Dans le domaine ferroviaire et en particulier à la SNCF, il n'existait pas de données pour l'analyse d'images dans le but d'en déduire un coefficient d'adhérence. Le cas d'emploi n'ayant pas été traité, aucune recherche sur les caméras et capteurs existants n'était disponible. Il en était de même pour les algorithmes permettant l'analyse d'images spectrales de polluants sur des rails. Pour cette raison, il a fallu construire une chaîne d'acquisition d'images, faire l'approvisionnement d'une caméra adaptée et créer une banque d'images.

La banque d'image créée comprend des images mosaïques ainsi que les masques représentant la « vérité terrain ». On appelle vérité terrain la répartition réelle (variable selon l'opérateur humain qui étiquette les pixels), dans l'image, des polluants recherchés. Chaque image est analysée visuellement et étiquetée manuellement. Cette étape longue et fastidieuse est nécessaire pour pouvoir par la suite évaluer l'efficacité de nos algorithmes. Pour un gain de temps, les masques ont été élaborés à l'aide de l'outil Pixel Annotation Tool (BREHERET 2017).

Dans une première étape nous avons utilisé des spectromètres dans le cadre des deux collaborations décrites au chapitre « Spectroscopie et caractérisation des matériaux ». Ces instruments permettent de mesurer et d'analyser le comportement de différents matériaux en réponse à une illumination. Pour un éclairage donné, nous avons caractérisé chaque matériau et mis en avant leurs attributs discriminants. Grâce à ces caractérisations, nous avons déterminé la bande fréquentielle optimale pour la détection et la reconnaissance des polluants. Nous avons ainsi pu sélectionner un capteur adapté au besoin.

Il a été envisagé d'exploiter les données issues des courbes spectrales de référence, obtenues par spectroscopie, pour guider la reconnaissance de celles obtenues en chaque pixel par la caméra. Rapidement il est apparu que les données ne sont pas directement comparables. Plusieurs facteurs entrent en ligne de compte. Les données n'ont ni été acquises dans les mêmes conditions, ni réalisées avec les mêmes caractéristiques matérielles. Chacun des capteurs a une sensibilité et un niveau de bruit associé qui lui sont propres. La finesse, c'est-à-dire la largeur à mi-hauteur des gaussiennes de bande spectrales (voir le chapitre « Système et Calibration »), illustre le pouvoir de discrimination spectrale du capteur. Ce pouvoir de discrimination des fréquences est beaucoup plus performant pour un spectromètre que pour un filtre MSFA Fabry-Pérot (équipant notre caméra), ceux-ci étant utilisés avec un éclairage polychrome. Enfin, les lois de transformation intégrées par le constructeur sur les données brutes de la caméra diffèrent de celles du spectromètre.

A ces écarts bruts entre les données des deux capteurs s'ajoutent des prétraitements spécifiques qui éloignent encore les signaux à traiter. Les prétraitements appliqués aux différentes images du cube, peu échantillonnées spectralement, ne sont pas les mêmes que ceux employés pour les courbes du spectromètre. Lors de la calibration du capteur, étape visant à corriger l'image brute, nous souhaitons améliorer l'image pour faciliter l'extraction d'informations. Ce faisant elle est déformée par rapport au signal original, d'une façon spécifique à la correction appliquée. La chaîne de correction que l'on met en place dépend donc du type de données et de ce que l'on cherche à exploiter en sortie.

Puisque les traitements appliqués aux courbes obtenues en sortie du spectromètre (spectroscopie différentielle et suppression du continuum) ne sont pas adaptées aux données de la caméra, nous avons cherché des algorithmes ayant fait leur preuve sur ce type de données.

Pour ce faire, nous travaillons dans cette partie sur ces images multispectrales corrigées : après prise en compte des offset constructeurs, elles ont été reconstruites par demosaicing, le vignettage a été corrigé

et une étape de filtrage a été mise en œuvre. Chaque cube spectral contient 25 images, de taille 216x409 pixels, dans la bande fréquentielle 675-975nm.

Nos travaux ont pour objectif la détection de pollution sur les rails ; une étape complémentaire de reconnaissance est nécessaire. Il y a alors un besoin de pouvoir définir des classes d'appartenance pour chacun des pixels. Dans ce chapitre, nous avons recensé des méthodes existantes de traitement pour la classification supervisée et non supervisée, que nous avons ensuite couplées et évaluées en jouant sur les différentes associations. Nous présentons nos résultats et nos conclusions au Chapitre 6.

2 Méthode à vecteurs support

Souvent le nombre d'échantillons disponibles pour l'apprentissage est insuffisant pour que les estimateurs fournissent un modèle avec une bonne précision. D'un autre côté, l'acquisition d'un grand nombre d'exemples s'avère être souvent très coûteuse et peut même mener à des problèmes de sur-apprentissage. Pour ces deux raisons, il faut trouver un compromis entre le nombre d'échantillons et la précision recherchée. C'est ce que permettent les méthodes à vecteurs supports que nous présentons.

2.1 Introduction

Les méthodes à vecteurs supports ou séparateurs à vastes marges (en : Support Vector Machine, SVM) sont des méthodes d'apprentissage supervisé qui sont largement utilisées pour l'analyse de données. Elles sont basées sur la théorie de l'apprentissage statistique, développée par VAPNIK en 1963. Depuis l'idée initiale a été fortement étudiée et le standard actuel a été proposé par Corinna CORTES et Vladimir VAPNIK (CORTES et VAPNIK 1995).

L'algorithme consiste à chercher géométriquement la surface de séparation optimale entre les classes de données par détermination du sous-ensemble des échantillons d'entraînement le plus représentatif des frontières des classes. Les échantillons de ce sous-ensemble sont appelés les vecteurs supports.

Les méthodes par SVM possèdent des propriétés qui semblent adaptées à la classification d'images spectrales : elles sont robustes, insensibles à la dimension de l'espace et ne nécessitent qu'un nombre restreint d'échantillons d'apprentissage. Les techniques de SVM montrent aussi une meilleure capacité à généraliser et une plus grande probabilité de fournir une bonne classification. En cela elles offrent des avantages par rapport à d'autres algorithmes de classification.

Cependant les SVM ne prennent pas en compte l'information de structure spatiale de l'image pour guider la classification des pixels. Or, dans un cube multispectral, au sein d'une même classe, les variations spectrales peuvent être importantes. Les méthodes de classifications qui se basent uniquement sur les caractéristiques spectrales des données conduisent à des résultats bruités où des pixels isolés peuvent être mal étiquetés au sein d'un groupe homogène. Les méthodes implémentées, supervisées ou non, n'échappent pas à ce problème. Certaines méthodes de classification actuelles tirent parti de cette information spatiale mais elles sont lourdes en charge de calcul, ce qui les rend inadaptées à notre application.

Nous proposons ici de filtrer nos images au préalable de façon à prendre en compte l'information spatiale et réduire le bruit sur la classification résultante. Le filtrage vectoriel par diffusion anisotropique est utilisé ; il permet une homogénéisation importante des régions tout en conservant correctement les contours des régions. Le filtrage spatial des images modifie sensiblement les statistiques des classes ainsi que la topologie des données. Notons que le filtrage peut entraîner une chute importante de variance intra-classe qui peut réduire les performances des méthodes de classification statistique. A l'inverse, la

modification de la topologie augmente les performances des méthodes de classification géométrique, dont les SVM font partie.

Par leur construction, les SVM sont des classificateurs binaires. Néanmoins grâce aux nombreuses contributions sur le sujet, ils ont été adaptés à la classification multi-classes. Les deux approches les plus connues sont « un contre tous » et « un contre un ».

Nous rappelons dans ce chapitre les principes de base du SVM ; les résultats associés aux méthodes mises en place sont présentés au Chapitre 6. Les performances de notre méthode SVM seront évaluées et comparées aux approches de Séparation Aveugle de Sources, étudiées aux paragraphes suivants présentant en particulier la Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF).

2.2 Bases théoriques des SVM

Les séparateurs à vastes marges sont des algorithmes qui construisent un ou plusieurs hyperplans dans un espace de dimension élevée ou infinie. Ils peuvent être utilisés pour des tâches de classification, de régression et d'autres utilisations (GUNN 1998).

Le principe des SVM consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à deux classes distinctes) dans un espace de dimension égale ou plus grande de façon à ce que les données y soient linéairement séparables. Dans cet espace, on construit un hyperplan séparant les classes tel que :

- Les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de part et d'autre de l'hyperplan choisi.
- La plus petite distance entre les vecteurs supports de chaque classe et l'hyperplan est maximisée. Cette distance, appelée « marge » du classificateur est illustrée en Figure 66.

Cette approche garantit généralement que plus la marge est grande et plus l'erreur de généralisation est petite.

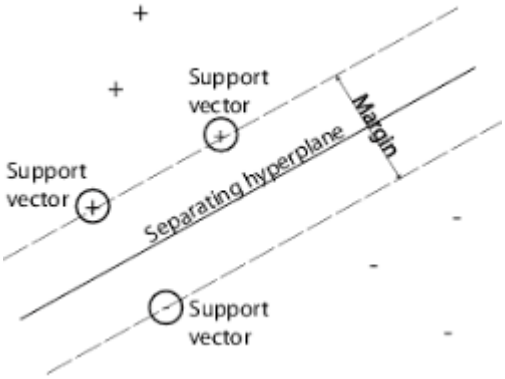


Figure 66 - Principe de base du SVM : séparation de deux classes de données par hyperplan. La marge correspond à la distance entre les vecteurs supports des deux classes. Image issue de Mathworks.

Si un tel hyperplan existe, il fournit la meilleure frontière entre deux classes ; il est appelé *hyperplan de marge maximale*, pour un *classificateur de marge maximale*. Son existence est discutée dans la suite, pour des mélanges linéairement séparables et des problèmes non-linéaires.

2.3 Classification linéaire

La séparation de deux classes A et B linéairement séparables peut être effectuée par n'importe quel hyperplan qui ne présente pas de mauvaise classification des données, que ce soit pour la classe A (étiquette « +1 ») ou la classe B (étiquette « -1 »). Pour cette approche appelée classification linéaire, plusieurs hyperplans peuvent séparer les données sans mauvaise classification. Les SVM visent à trouver

l'hyperplan optimal, c'est-à-dire celui qui maximise les marges entre les points les plus proches de chacune des deux classes.

Les données d'apprentissage consistent en un ensemble de vecteur x_j (de dimension 25 dans notre application) et leur catégorie y_j. Pour un espace de dimension *dim*, égale au nombre de bandes des spectres, les vecteurs x_j appartiennent à R^{dim} ($x_j \in R^{dim}$) et les étiquettes y_j ont pour valeurs -1 ou +1 ($y_j = \pm 1$) (classification binaire du SVM).

Le modèle de surface de séparation des données par SVM est l'hyperplan. Soient W et b respectivement le vecteur normal à l'hyperplan et sa distance à l'origine. L'équation de l'hyperplan de séparation est définie par :

$$Wx + b = 0 \qquad 5.1$$

où W : vecteur normal à l'hyperplan, x : point de l'hyperplan, b : distance de l'hyperplan à l'origine.

Les vecteurs supports sont situés sur deux hyperplans parallèles, de chaque côté de l'hyperplan optimal. Les équations de ces deux hyperplans sont fixées telles que :

$$Wx_j + b \geq \pm 1 \qquad 5.2$$

La marge doit être vide, c'est-à-dire qu'aucun échantillon ne doit se trouver entre les deux hyperplans supports. Cette contrainte s'exprime par :

$$\begin{aligned} Wx_j + b &\geq +1 \; pour \; y_j = +1 \\ Wx_j + b &\leq -1 \; pour \; y_j = -1 \end{aligned} \qquad 5.3$$

Ce qui équivaut à :

$$y_j\left(Wx_j + b\right) \geq 1 \qquad 5.4$$

Pour j=1,…,n ; n : nombre d'échantillons d'apprentissage.

En notant $D(x_i) = y_i$, la distance de x à l'hyperplan H est donnée par :

$$d(x, H) = \frac{D(x)}{\|W\|} \qquad 5.5$$

La méthode vise à trouver le couple (W,b) qui maximise la marge M ; elle représente la distance entre l'hyperplan optimal et les hyperplans « support » (au plus proche de chaque jeu de données), qui séparent correctement les deux familles de données. Le problème d'optimisation quadratique de l'hyperplan (trouver la meilleure frontière de séparation) est formulé comme suit :

Trouver W et b qui minimise	$(1/2) \times \|W\|^2$
Sous la contrainte :	$y_j D(x_j) \geq 1$

Il s'agit de la minimisation d'une fonction objective avec contraintes linéaires.

Les multiplicateurs de Lagrange $\lambda_j \geq 0$ (j=1,…,n) pour chacune des contraintes permettent d'exprimer le Lagrangien primal :

$$L_p(W,b,\lambda) = \frac{1}{2}\|W\|^2 - \sum_{j=1}^{N} \lambda_j y_j (W x_j + b) + \sum_{j=1}^{N} \lambda_j \qquad 5.6$$

Les conditions d'optimalité de Karush-Kuhn-Tucker et la nécessité d'annuler le gradient de $L_p(W,b,\lambda)$ par rapport à W et b, conduisent aux solutions suivantes :

$$W = \sum_{j=1}^{N} \lambda_j y_j x_j \qquad 5.7$$

$$\sum_{j=1}^{N} \lambda_j y_j = 0 \qquad 5.8$$

La prise en compte de ces conditions dans le Lagrangien conduit au Lagrangien dual :

$$L_D(\lambda) = \sum_{j=1}^{N} \lambda_j - \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{N} \lambda_j \lambda_i y_j y_i (x_j x_i) \qquad 5.9$$

Notons qu'il existe un multiplicateur de Lagrange pour chaque échantillon d'apprentissage, ce qui implique que la complexité de l'algorithme dépend du nombre total d'échantillons d'entraînement. D'autre part, la solution implique que les vecteurs supports correspondent à des multiplicateurs de Lagrange positifs ($\lambda_j > 0$), tandis que les vecteurs situés à l'extérieur des hyperplans « support » correspondent à des multiplicateurs de Lagrange nuls ($\lambda_j = 0$).

L'expression de l'hyperplan séparateur optimal devient alors :

$$h(x) = \sum_{j=1}^{N} \lambda_j y_j (x_j \cdot x) + \sum_{j=1}^{N} \lambda_j \qquad 5.10$$

Les deux formulations, primale et duale, sont équivalentes. Le choix de l'une ou de l'autre dépend essentiellement du problème à résoudre et des dimensions (taille des échantillons et nombre d'échantillons). Lorsque dim<N, la formulation primale est préférée tandis que lorsque dim>N, la formulation duale est généralement choisie.

2.4 Classification non-linéaire

L'approche originale de Vapnik a été établie pour un espace de dimension finie ; il est cependant fréquent que les données ne soient pas linéairement séparables dans l'espace d'analyse d'origine. Il a été proposé par (BOSER, GUYON et VAPNIK 1992) d'étendre l'espace original de dimension finie à un espace de dimension supérieure, facilitant théoriquement la classification binaire des données dans le nouvel espace (Figure 67).

Dans le cas où les données ne sont pas linéairement séparables, il est possible de suivre une démarche identique à celle du SVM linéaire. Pour cela, il est nécessaire de relâcher les contraintes lorsque cela s'impose.

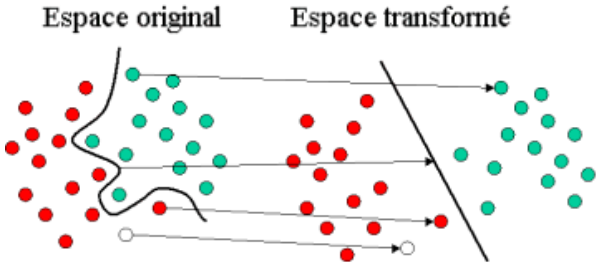


Figure 67 - Transformation du problème non-linéaire de l'espace d'origine vers un espace ou les données sont linéairement séparables

L'idée est de modéliser les erreurs potentielles par des variables d'écart positives ξ_j associées à chacune des observations (x_j, y_j) ; $j \in [1, n]$, telles que :

$$Wx_j + b \geq +1 - \xi_j \; pour \; y_i = +1$$

$$Wx_j + b \leq -1 + \xi_j \; pour \; y_i = -1 \qquad 5.11$$

$$\xi_j \geq 0 \;\; \forall j$$

Dans le cas où le point x_j vérifie la contrainte de marge, la variable d'écart est nulle. Si $\xi_j \geq 1$, l'échantillon d'entraînement x_j est considéré comme erroné. Le problème ici consiste à simultanément maximiser la marge et minimiser la somme des termes d'erreur. En introduisant un paramètre d'équilibrage C (choisi par l'opérateur), la fonction à minimiser devient :

$$\frac{1}{2}\|W\|^2 + C\left(\sum_j \xi_j\right)^k \qquad 5.12$$

Le paramètre k est généralement choisi égal à 1, ce qui conduit à la même fonction $L_D(\lambda)$ à minimiser que dans le cas des classes séparables sous les contraintes $\sum_{j=1}^{N} \lambda_j y_j = 0$ et $0 \leq \lambda_j \leq C, \forall j$. La solution est la même que dans le cas séparable, à la différence de la borne supérieure C appliquée aux λ_j.

Une autre méthode propose d'étendre les SVM linéaires aux cas non linéaires par la projection Φ des données dans un espace transformé H de dimension supérieure à l'espace initial, appelé espace de redescription. Cette projection peut être simulée en utilisant une fonction noyau K. Son intérêt est double : le calcul de l'hyperplan se fait dans l'espace d'origine, ce qui est moins coûteux qu'un produit scalaire en grande dimension et la fonction Φ n'a pas besoin d'être connue, seule la fonction noyau intervient dans le calcul. L'expression de l'hyperplan séparateur optimal devient alors :

$$h(x) = \sum_{j=1}^{N} \lambda_j y_j K(x_j, x) + \sum_{j=1}^{N} \lambda_j \qquad 5.13$$

La fonction noyau doit respecter certaines conditions : elle doit correspondre au produit scalaire dans un espace de grande dimension, être symétrique et définie positive. Les exemples ci-après sont des fonctions noyaux utilisées fréquemment dans le cadre de la reconnaissance de forme :

Noyau linéaire : $K(x,y)=(x.y+1)^p$
Noyau gaussien : $K(x,y)=\exp(-\|x-y\|^2/2\sigma^2)$
Noyau tangente hyperbolique : $K(x,y)=\tanh(P_1(x.y) - P_2)$

2.5 Classification multi-classes

Les SVM multi-classes tachent d'assigner des étiquettes à un nombre fini de familles d'échantillons basées sur l'utilisation de modèles linéaires ou non. L'approche la plus courante dans la littérature est de réduire le problème multi-classes à de multiples problèmes binaires. Chacun des problèmes peut être perçu comme une classification binaire, qui est supposée produire une fonction de sortie dont les valeurs sont relativement grandes pour les exemples de la classe A et relativement petites pour les exemples de la classe B.

Deux méthodes courantes existent pour construire de tels classificateurs binaires.
« *Un contre un* » : la méthode SVM est utilisée pour chaque paire de classes. Elle construit un classificateur binaire pour chaque paire de famille. Pour M classes, M*(M-1)/2 classificateurs sont construits. Pour chaque vecteur à classer, l'étiquette retenue est celle qui a été calculée le plus souvent.
« *Un contre tous* » : la méthode SVM est utilisée pour chaque classe contre toutes les autres, assimilées en une famille. Un hyperplan séparant la classe A des (M-1) autres classes est déterminé en prenant des échantillons d'entraînement appartenant d'une part à la classe considérée et d'autre part à toutes les autres.

Nous utilisons la seconde approche qui nécessite de travailler avec un nombre d'échantillons d'entraînement plus grand mais qui permet d'avoir moins de classifications à effectuer (M classifications pour un problème comprenant M classes, contre M*(M-1)/2 pour l'approche « un contre un »).
« Un contre tous » fournit des classificateurs permettant de reconnaître une classe parmi toutes les autres (Figure 68). Cela ne garantit pas que le SVM multi-classe résultant soit bon. La limitation de la méthode est que tous les classificateurs binaires sont supposés égaux quant à la distinction de leur classe respective. En d'autres termes, il y a l'hypothèse que tous les classificateurs binaires sont totalement fiables et de façon égale, ce qui n'est pas toujours vrai (THOME 2012).

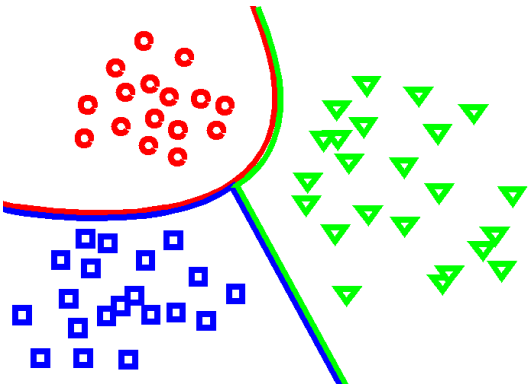


Figure 68 - SVM multiclasses One-against-all. Trois classes donc trois séparateurs : cercle contre carré et triangle, triangle contre cercle et carré, carré contre cercle et triangle.

3 Séparation aveugle de sources (SAS)

Les imageurs spectraux font l'acquisition de scènes dans lesquelles plusieurs objets de compositions disparates contribuent au spectre mesuré en un unique pixel. A partir de ces mélanges, nous voulons identifier chacun des signaux purs ainsi que leur proportion dans le mélange. La séparation aveugle de sources est une catégorie de méthodes utilisées notamment pour la classification non supervisée (sans information a priori). Il s'agit du processus par lequel le spectre mesuré d'un mélange est décomposé en un ensemble de spectres purs, appelés *endmembers* et les fractions associées, appelées *abondances*, qui indiquent la proportion de chaque *endmember* présent dans chaque pixel-vecteur (Figure 69). Les *endmember* correspondent dans notre application à des objets macroscopiques naturels ou créés par la main de l'homme (eau, terre, métaux, graisses, huiles,…).

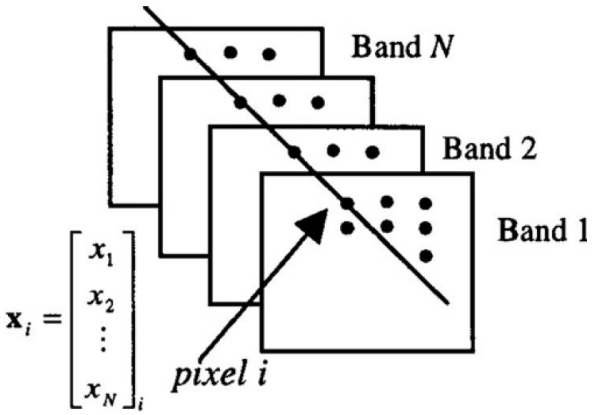


Figure 69 - Pixel i et vecteur spectral associé dans une image spectrale, i=1, …, M. (RODARMEL et SHAN 2002)

La classification pixel à pixel identifie la classe du composant pur dont le spectre du pixel est le plus proche mais n'apporte pas plus d'information sur les autres substances qui pourraient se trouver dans l'enceinte du pixel observé. Il y a deux raisons possibles à la présence d'un mélange spectral dans un pixel. La première est liée à la résolution spatiale du capteur. Si la taille du pixel est assez grande pour que deux matériaux contigus soient vus par le même pixel, alors la mesure spectrale résultante est une composition des deux *endmembers*. La seconde est liée à la nature du matériau observé. Le signal reçu par le capteur est un mélange lorsque des matériaux distincts sont combinés en un mélange homogène (exemple : grains de sable dans un parc). Ceci peut arriver quelle que soit la résolution spatiale du capteur.

Plus largement, on considère que la séparation de sources spectrales est un cas particulier de la généralisation du *problème inverse*. Un *problème inverse* est une situation dans laquelle on tente de déterminer les causes d'un phénomène à partir des observations expérimentales de ses effets. Ici, le *problème inverse* estime les paramètres d'un système en utilisant une ou plusieurs observations du signal, qui a interagi avec le système avant d'arriver au capteur. Dans le cas d'un capteur spectral en régime réflectif, le signal incident est une onde électromagnétique ayant pour source l'éclairage choisi. Il est mesuré par le capteur après avoir été réfléchi par les matériaux qui composent la scène observée.

3.1 Type de mélanges usuels

Quelle que soit l'approche choisie, pour une séparation aveugle de source efficace, il faut commencer par définir le modèle de mélange des signaux que l'on reçoit en chaque pixel. L'article de (KESHAVA 2003) présente une synthèse des méthodes de SAS existantes en 2003. Les modèles de mélanges tentent de représenter la physique sous-jacente et les algorithmes de séparation de sources utilisent ces modèles pour appliquer l'opération inverse, c'est-à-dire retrouver les *endmembers* et leur abondance à partir d'un spectre mélangé.

Notons m_i le signal observé. Il est la combinaison de signaux purs (signaux sources) notés s_j, par une fonction f multidimensionnelle qui dépend de l'application traitée.

$$m_i = f(s_1, \dots, s_N) \qquad 5.14$$

où N est le nombre de sources concernées (*endmembers*).

Dans le cas le plus simple, cette fonction est une combinaison linéaire des sources s_j. Nous rappelons que les signaux dont nous parlons sont des images, c'est-à-dire des signaux à plusieurs échantillons.

Le but de la séparation aveugle de sources est de retrouver les s_j, sans ou avec très peu d'informations a priori sur les sources ou la fonction de mélange f, d'où le terme « aveugle ». Les conditions d'utilisation de la SAS sont les suivantes :

- Les observations ainsi que le modèle de mélange sont connus,
- Les signaux sources sont totalement inconnus,
- Les paramètres de la fonction f sont aussi inconnus. Ils sont donc estimés.

3.1.1 Mélanges linéaires

Comme décrit dans (MEGANEM 2012), les mélanges linéaires sont généralement divisés en trois catégories.

La première concerne les mélanges linéaires instantanés. Ce sont les mélanges les plus simples et les plus répandus dans la littérature. Ce nom vient du fait que l'échantillon n de l'observation m_i ne dépend que de ses sources. Les observations s'écrivent comme une combinaison linéaire des sources :

$$m_i(n) = \sum_{j=1}^{N} a_{ij} s_j\,(n) \qquad 5.15$$

où m_i : i-ème observation, a_{ij} : coefficients de mélange, n : échantillon, pouvant représenter une longueur d'onde (signal spectral).

La seconde catégorie regroupe les mélanges linéaires à retard. Ils correspondent à la généralisation du cas précédent, où les observations sont une combinaison de sources à échantillons décalés (spectralement pour notre cas) :

$$m_i(n) = \sum_{j=1}^{N} a_{ij} s_j\left(n - n_{ij}\right) \qquad 5.16$$

Enfin on parle de mélange convolutif lorsqu'une observation s'écrit comme la somme des sources, chacune convoluée par un filtre qui lui est propre :

$$m_i = \sum_{j=1}^{N} a_{ij} * s_j \qquad 5.17$$

où * : opérateur de convolution, a_{ij} : réponse impulsionnelle du filtre, propre à l'observation i et à la source j.

Pour la suite, nous considérons que nous sommes dans le cas de mélanges linéaires instantanés. Ce modèle simplifie fortement les comportements réels mais a l'avantage de donner une approximation suffisamment pertinente et beaucoup plus simple à traiter.

3.1.2 Mélanges non-linéaires

Le modèle linéaire ne donne qu'une version simplifiée du problème, il ne parvient pas à décrire les données de cas réels d'applications. Des modèles non–linéaires sont proposés pour trouver des solutions à certaines problématiques. En reprenant l'équation générale 5.14 la fonction f peut être une fonction non-linéaire quelconque.

Nous pouvons citer par exemple deux modèles, le mélange post-linéaire, qui subit un mélange linéaire puis la non-linéarité d'une fonction g_i, et le mélange linéaire quadratique (ou bilinéaire).

3.1.3 Conclusion

Pour notre application nous nous sommes limités au cas de mélanges linéaires. Des tests d'autres modèles pourraient conduire à de nouveaux résultats mais ne changeraient pas significativement l'interprétation de ceux-ci.

Dans la suite du chapitre, nous nous intéressons uniquement aux méthodes associées aux modèles de type linéaire instantané. Nous présentons les classes de méthodes de SAS dans le cadre général. Le cas particulier de l'utilisation de l'imagerie spectrale où des hypothèses supplémentaires peuvent intervenir, sera présenté dans un paragraphe dédié.

3.2 Méthode pour les mélanges linéaires instantanés

3.2.1 Analyse en Composantes Indépendantes (ICA)

3.2.1.1 Définition

Les premiers algorithmes de séparation aveugle de sources, apparus dans les années 1980, étaient basés sur l'Analyse en Composantes Indépendantes (en : Independent Component Analysis, ICA). Il s'agit d'un cas particulier de la SAS, utilisé pour des mélanges linéaires instantanés surdéterminés et des sources aléatoires. Elle permet de décomposer un signal en composantes additives indépendantes dont une au maximum est gaussienne. La méthode exploite l'indépendance statistique des signaux sources entre eux.

Soient n signaux mélangés linéairement $x_1,\ldots,x_n$ constitués de n composantes indépendantes :

$$x_j = a_{j1}s_1 + \cdots + a_{jn}s_n \qquad 5.18$$

où j : le nombre d'éléments du signal observé xj, sk : les composantes indépendantes.

Plaçons-nous dans l'espace matriciel. Le modèle de mélange linéaire devient :

$$X = As \qquad 5.19$$

où X est la matrice d'observation, A la matrice de mélange et s la matrice des composantes indépendantes.

La technique ICA ne permet pas de séparer les signaux qui vérifient les trois propriétés suivantes :

- Le signal est identiquement distribué et donc stationnaire
- La loi de probabilité associée au signal est gaussienne
- Les variables aléatoires associées aux échantillons des signaux sources sont statistiquement indépendantes.

La technique ICA va donc pouvoir s'appliquer aux signaux sources ne remplissant que deux des propriétés susnommées.

3.2.1.2 Indépendance de deux variables aléatoires

Considérons deux variables scalaires aléatoires y_1 et y_2, nous notons $p(y_1,y_2)$ la densité de probabilité (DP) jointe de y_1 et y_2 et $p_i(y_i)$ la DP de y_i lorsqu'elle est seule. Les variables sont indépendantes si l'information contenue dans y_1 ne donne pas d'indications sur la composition de y_2, et inversement. La DP de y_i s'écrit :

$$p_i(y_i) = \int p(y_i, y_i) dy_j \qquad 5.20$$

où i ∈ {1,2} et j={1,2}-i.

Les variables y1 et y2 sont indépendantes ssi la DP jointe peut être factorisée de la façon suivante :

$$p(y_1, y_2) = \int p_1(y_1) p_2(y_2)\, dy_1 dy_2 \qquad 5.21$$

Cette définition peut être étendue à l'espérance de deux variables aléatoires indépendantes :

$$E\{h_1(y_1)h_2(y_2)\} = E\{h_1(y_1)\}E\{h_2(y_2)\} \qquad 5.22$$

La restriction fondamentale de l'Analyse en Composantes Principales est la suivante : les composantes indépendantes ne doivent pas être gaussiennes. La preuve est donnée par (HYVARINEN et OJA 2000) et nous la rappelons ici.

Considérons que la matrice de mélanges A soit orthogonale et que les composantes indépendantes soient gaussiennes. Alors les signaux mélangés linéairement x1 et x2 sont gaussiens, décorrélés et de variance unité. Leur DP jointe est donnée par :

$$p(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi} e^{\left(-\frac{x_1^2 + x_2^2}{2}\right)} \qquad 5.23$$

La densité de probabilité jointe est symétrique et ne contient aucune information sur les colonnes de A, qui ne peut donc pas être estimée. La matrice mélanges n'est identifiable que si au maximum une des composantes indépendantes est gaussienne

Dans notre application, les sources sont corrélées, les signaux correspondent à des mélanges no linéaires et chaque composante est gaussienne. Nous ne pourrons donc par appliquer cette méthode mais en tant que première solution au problème de SAS, il était important de la citer.

3.2.2 Analyse en Composantes Principales ACP (en : PCA)

L'ACP est une méthode d'analyse statistique multivariée, qui produit des facteurs (ou axes principaux) qui sont des combinaisons linéaires des variables initiales. Elle permet de réduire la dépendance des variables initiales à l'ordre 2 (covariance), mais contrairement à l'ACI, les variables ne sont pas indépendantes. Mathématiquement, l'analyse en composantes principales est un simple changement de base : passer d'une représentation dans la base canonique des variables initiales à une représentation dans la base des facteurs définis par les vecteurs propres de la matrice des corrélations.

L'ACP permet notamment de réduire la redondance de l'information dans la donnée. C'est le cas par exemple en analyse d'images spectrales pour laquelle elle est utilisée à des fins de réduction de dimension ou de visualisation d'images dans un espace transformé. Ceci est particulièrement intéressant dans le cas d'images hyperspectrales, pour réduire l'espace des λ à un nombre restreint de variables. Dans notre cas d'imagerie multispectrale avec 25 bandes, l'importance de cette étape est moindre voire non nécessaire.

La méthode fait l'hypothèse qu'il existe de fortes corrélations, c'est-à-dire des relations linéaires, entre les composantes, dans l'espace support. L'analyse en composante principale est la projection linéaire orthogonale qui vise à décorréler ces composantes dans le sous-espace de projection. Le processus identifie la combinaison linéaire optimum des bandes originales représentant la variation des valeurs de pixels dans l'image.

L'idée de base de la PCA est d'obtenir une famille de vecteurs (y_1, …, y_N) qui puisse expliquer la plus grande quantité possible de variance, en utilisant N éléments, linéairement transformés. Par exemple une famille (y_1, y_2, y_3) peut représenter 98% de variance.

La PCA a été largement utilisée dans la littérature et son principe se retrouve parfois sous d'autres noms tels que la transformation de Hotelling ou la transformation de Karhunen-Loeve. Toutes ces transformations sont basées sur le même principe : la décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance de l'image spectrale à traiter.

Bien que le but premier de la PCA soit la décorrelation de la donnée en lui appliquant une projection orthogonale, elle est aussi utilisée pour la réduction de dimension de cette donnée, passant d'une dimension N à une dimension p, telle que N>p. Ce faisant la PCA supprime les composantes non souhaitées ou parasites du signal.

Le calcul des composantes principales, v_i, peut se faire simplement en utilisant la matrice de covariance $C=X^TX$, ou X représente la donnée (dans notre cas une image). Les vecteurs vi sont les vecteurs propres de C (matrice carrée), associés aux N valeurs propres de C.

La méthode la plus simple pour déterminer ces valeurs est la méthode de décomposition en valeur singulière (en : Singular Value Decomposition, SVD). Elle est entièrement décrite dans (CLIFFORD 2008).

3.2.3 Analyse par méthode des K-moyennes (en : K-means)

L'algorithme de classification par K-moyennes est une méthode classique pour la segmentation d'image multidimensionnelles et plus particulièrement d'images multispectrales. D'après les travaux de (LEE et SEUNG, Algorithms for Non-negative Matrix Factorization 2001), elle est distincte de la Factorisation en Matrice Non-négatives (NMF), tout en ayant de nombreux points communs avec elle. Ainsi, nous l'avons étudiée brièvement avant de nous pencher sur la Factorisation en Matrice Non-négative. Cette dernière est décrite dans le paragraphe suivant.

L'algorithme des K-moyennes a été proposé dans sa version originale dès 1957. Une version à peu près similaire a été présentée en 1965 par E. W. Forgy ; il arrive alors qu'on retrouve la méthode sous le nom de méthode de « Lloyd-Forgy ».

Dans le cadre de la classification non supervisée, on cherche à partitionner l'espace en classes concentrées et isolées les unes des autres. K-means est une méthode de classification de données et un problème d'optimisation combinatoire. Le principe de la méthode est le suivant. Étant donnés un ensemble de points E et un entier k, l'algorithme vise à séparer les données de E en k groupes, appelés clusters, de façon à minimiser une certaine fonction. On considère la distance d'un point à la moyenne des points de son cluster c'est-à-dire la variance intra-classe, qui se traduit par la minimisation de l'énergie suivante :

$$E = \frac{1}{2}\sum_{c\in C}\sum_{x\in c}\|x - m_c\|^2 \qquad 5.24$$

où C est l'ensemble des clusters, m_c est le centre (moyenne) de chaque cluster c, x est un échantillon.

L'algorithme ainsi défini converge vers un minimum local de l'énergie, qui se traduit par une partition de l'espace des données en des classes séparées par des hyperplans.

Il existe deux principales versions à l'optimisation du K-means itératif (MOUYSSET 2010). La première version du K-means se décompose en deux étapes : assigner les points à leur centre le plus proche puis recalculer les centres des nouveaux ensembles de points jusqu'à satisfaire un critère d'arrêt (par exemple, l'invariance de la composition des clusters entre deux itérations). L'autre version de cette méthode utilise la *fonction* objectif *des moindres carrés* ordinaires pour permettre le réassignement des points. Seuls les points améliorant cette fonction objectif seront déplacés et leurs centres respectifs recalculés.

La méthode des moindres carrés permet de comparer un jeu de N données expérimentales y_i, $i\in \{1,\ldots N\}$ à un modèle mathématique $f(x,\theta)$ censé décrire ces données. Les paramètres θ sont optimaux au sens des moindres carrés s'ils minimisent :

$$S(\theta) = \sum_{i=1}^{N}\left(y_i - f(x_i\,;\theta)\right)^2 = \sum_{i=1}^{N} r_i^2(\theta) \qquad 5.25$$

où x_i est une variable muette, $r_i(\theta)$ est l'écart entre la mesure y_i et la prédiction $f(x,\theta)$. Les r_i sont appelés résidus du modèle et $S(\theta)$ est considéré comme une mesure de distance.

Pour ces deux principales versions, l'itération se construit comme suit. K centres sont choisis de façon empirique. Chaque vecteur est classé dans une des familles initiale puis les centres (moyennes) des familles sont recalculés et les vecteurs réassignés. A chaque itération, les distances séparant un vecteur aux centres des k familles sont calculées. La distance la plus petite est conservée et utilisée pour classer le pixel dans la famille la plus proche (au sens de la distance). Une fois tous les pixels classés, une nouvelle moyenne est calculée pour chaque famille et est utilisée pour l'itération suivante. Les conditions de fin de l'algorithme peuvent être la convergence (les moyennes ne bougent plus ou les vecteurs ne changent plus de famille) ou le nombre limité d'itération. Une fois terminé, l'algorithme donne l'image segmentée ainsi que les valeurs moyennes des clusters. Nous illustrons ceci par la Figure 70.

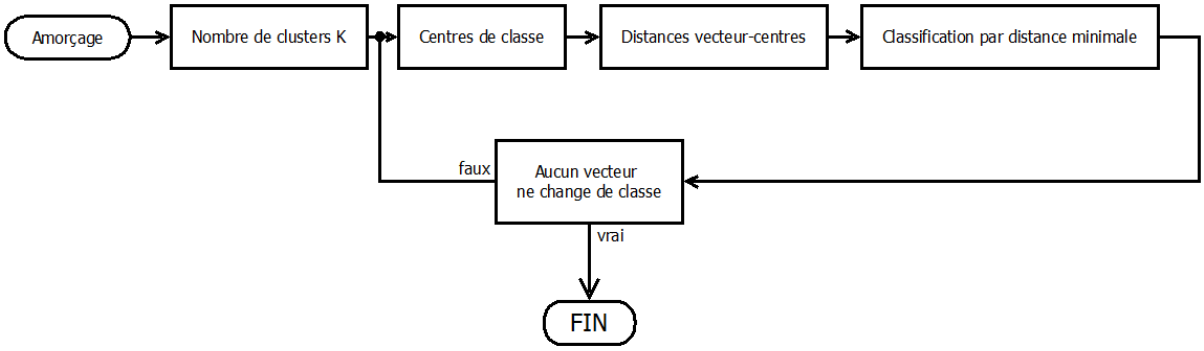


Figure 70 - Classification par k-moyennes

L'initialisation de l'algorithme des k-moyennes est un facteur déterminant dans la qualité des résultats. E. W. Forgy (FORGY 1965) (WANG et LEESER 2007) assignent les k points des moyennes initiales à k données d'entrée choisies aléatoirement. L'algorithme K-moyennes++ (ARTHUR et VASSILVITSKII 2007), utilisé lors de nos implémentations, est un algorithme d'amorçage des k points qui propose une initialisation améliorant la probabilité d'obtenir la solution optimale (minimum global). L'intuition derrière cette approche consiste à répartir les k points des moyennes initiales.

Par définition la méthode k-means est basée sur la séparation linéaire de endmembers. Ainsi, son efficacité est limitée pour la séparation de mélanges non linéaires. De plus, cette technique a une forte complexité calculatoire pour de grands jeux de données et n'est donc pas adaptée pour une application temps réel future.

3.2.4 Autres méthodes

D'autres méthodes de séparation de source pour des mélanges linéaires existent.

Les techniques de Factorisation en Matrice Non-négatives (NMF) sont basées sur la positivité ou non-négativité des données. Les deux termes sont équivalents et veulent dire positif ou nul. Un intérêt particulier est donné à ces méthodes que l'on détaillera au paragraphe suivant.

Nous pouvons citer par exemple les méthodes qui utilisent la « non-gaussianité » des signaux ou encore les méthodes qui exploitent la structure des signaux. Une liste non exhaustive de ces travaux est donnée dans la thèse de (MEGANEM 2012).

4 Etat de l'art NMF

La NMF (en : Non-negative Matrix Factorization) est apparue en 1994, dans l'article de (PAATERO et TAPPER 1994), sous le nom de Factorisation en Matrice Positive (en : Positive Matrix Factorization). Plusieurs types d'applications font appel à la PMF entre les années 1994 et 1999. C'est à ce moment que (LEE et SEUNG, Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization 1999) popularisent vraiment la méthode sous le nom de Non-negative Matrix Factorization. Ce nom devient définitif et de nombreuses applications basées sur la NMF se développent dans des domaines variés tels que le traitement d'images ou de textes, l'économie et la biologie.

Souvent les données à analyser sont non négatives (ou positives, ce qui est équivalent). Après réduction de dimension, les nouvelles données doivent aussi être positives de façon à ne pas être en contradiction avec les réalités physiques. Les outils classiques ne peuvent pas garantir cette contrainte. Pour l'estimation d'une matrice non négative, l'approche de réduction de dimensions par facteurs non-

négatifs est un choix naturel. C'est ce que l'on appelle la méthode de Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF), qui peut s'écrire sous la forme générique suivante.

Pour une matrice $X \in R^{MxN}$ a coefficients réels positifs ou nuls et pour un entier k<min(M,N), trouver deux matrices non-négatives $W \in R^{Mxk}$ et $H \in R^{kxN}$ qui minimisent la fonction coût choisie, par exemple :

$$f(W,H) = \frac{1}{2}\|X - WH\|^2 \qquad 5.26$$

Présenté autrement, la NMF est la détermination d'une factorisation approchée de la matrice X telle que $X \approx WH$.

Le produit WH est appelé NMF de X. X et WH ne sont pas nécessairement égaux, on dit que WH est une factorisation approchée de rang k. Le choix de k peut être critique et est dépendant du problème à traiter. Dans la plupart des cas, k ≪ min(M,N) tel que M*k + k*N ≪ MxN ce qui fait de la NMF une technique de réduction de données et de WH une forme compressée de X. Une autre caractéristique clé de la NMF est la capacité de la méthode à extraire des informations pour l'identification et la classification.

Un des challenges de la minimisation de la fonction coût est l'existence de minimaux locaux dus à la non convexité de la fonction f(H,W) en H et en W et l'absence d'une solution unique. En effet, les minima locaux peuvent introduire une solution qui ne minimise pas l'équation 5.26 et par conséquent les matrices obtenus W et H ne permettent pas une estimation optimale de X. Nous discutons de la non-unicité des solutions au paragraphe 4.1 « NMF : existence et unicité des solutions ».

4.1 NMF : existence et unicité des solutions

4.1.1 Solutions

Notons que la NMF est très sensible à l'initialisation. Le choix de celle-ci est donc un point important pour permettre la convergence et éviter que la NMF ne s'oriente vers une mauvaise solution.

L'existence de solution au problème d'optimisation de la NMF dépend de la définition de l'approximation. La recherche de solution se fait par la minimisation d'une fonction coût. Si la fonction coût est définie et continue sur R_+^2 et qu'elle tend vers l'infini lorsque les variables tendent vers l'infini, l'existence de la solution est garantie (BERTIN 2010).

L'existence d'une solution n'est donc pas une réelle préoccupation. Notons toutefois que l'existence ne garantit pas la pertinence de la solution par rapport à la nature des données et à l'application.

On s'interroge ensuite sur l'unicité de la solution. Soit (W,H) un couple de solutions répondant au problème de la NMF. Soient une matrice T et son inverse T^{-1}, il n'est pas même nécessaire qu'elles soient positives pour que les produits WT et $T^{-1}H$ soient à coefficient positifs et donc aussi solution du problème (MEGANEM 2012). La thèse de (BERTIN 2010) cite une méthode démontrant que la matrice T doit avoir un format type : elle est le produit d'une matrice de permutation et d'une matrice diagonale (facteur d'échelle).

Ces invariances, dites triviales, n'écartent pas une éventuelle unicité de la solution ; elle peut être définie à une permutation et un changement d'échelle près. (BERTIN 2010) fait aussi état d'invariances locales et développe les conditions d'unicité de la solution. Dans le cadre de notre application nous avons choisi de rester dans le cas où la solution n'est pas unique. Cela permet, en cas de solution défavorable, d'en utiliser d'autres avec un format plus intéressant ou d'appliquer des contraintes à la NMF.

4.1.2 Fonction coût

Les algorithmes de NMF sont des algorithmes itératifs qui consistent à minimiser une fonction coût choisie. Il s'agit donc de trouver les matrices produits W et H qui minimisent la distance entre la matrice d'observation X et le produits des facteurs estimés, sous contraintes de positivité :

$$\min_{W,H} D(X|WH) = \min_{W,H} \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} d(x_{mn}|(wh)_{mn}) \qquad 5.27$$

où $W \geq 0, H \geq 0$, M est le nombre de lignes de X, N est le nombre de colonnes de X et d(a|b) est une fonction de deux variables scalaires, nulle ssi a=b et qui désigne la mesure de distance (divergence, similarité,…) entre deux matrices.

Le choix de cette mesure dépend de la structure de données, de la distribution des signaux à estimer ou du bruit. La mesure la plus simple, et celle que nous utiliserons par la suite, est la norme de Frobenius (dite norme L_2 ou distance euclidienne et notée $\|X\|_F$) :

$$d_F(a|b) = \frac{1}{2}(a-b)^2 \qquad 5.28$$

Cette mesure est bien adaptée pour les données qui contiennent un bruit additif gaussien.

Pour les bruits non-gaussiens, tels que $\sum_{mn} X_{mn} = \sum_{mn}(WH)_{mn} = 1$ (distribution de probabilité normalisée), une mesure très utilisée est la divergence généralisée de Kullback-Leibler (KL) :

$$d_{KL}(a|b) = a \log\left(\frac{a}{b}\right) - a + b \qquad 5.29$$

Le choix de ce modèle est justifié par des considérations probabilistes par (LEE et SEUNG, Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization 1999).

La dernière fonction que nous présentons est la divergence de Itakura-Saito (IS) (ITAKURA et SAITO 1968) :

$$d_{IS}(X|WH) = \frac{a}{b} - \log\left(\frac{a}{b}\right) - 1 \qquad 5.30$$

Notons que les divergences de KL et de IS ne portent pas le nom de « distance » (LEE et SEUNG, Algorithms for Non-negative Matrix Factorization 2001). En effet, une distance est définie par trois propriétés obligatoires, que ne respectent pas ces deux méthodes :

- Symétrie : $\forall(a,b) \in E^2, d(a,b) = d(b,a)$
- Séparation : $\forall(a,b) \in E^2, d(a,b) = 0 \leftrightarrow a = b$
- Inégalité triangulaire : $\forall(a,b,c) \in E^3, d(a,c) \leq d(a,b) + d(b,c)$.

4.2 Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF) sans contrainte

Les algorithmes de NMF sont généralement divisés en trois classes : les algorithmes de descente de gradient, les algorithmes de mise à jour multiplicative (ou algorithme multiplicatif) et les algorithmes à moindres carrés alternés. Nous présentons ici les différentes classes d'algorithmes de NMF, telles qu'elles sont énoncées dans (BERRY, et al. 2007).

4.2.1 Algorithme de descente du gradient

La première classe d'algorithme est basée sur l'utilisation de gradient.

La mise à jour des matrices, pour un algorithme de descente de gradient, est exposée ci-dessous :

$$H \leftarrow H - \varepsilon_H \frac{\delta f}{dH}$$
$$W \leftarrow W - \varepsilon_W \frac{\delta f}{dW} \qquad 5.31$$

Les paramètres de pas ε_H et ε_W varient en fonction de l'algorithme. Cette méthode tend vers des gradients négatifs, dans la direction de la descente la plus raide.

Le point clé de cet algorithme est le choix des coefficients ε_H et ε_W Une pratique largement employée, permettant de conserver des matrices solutions à coefficients non-négatifs, est une étape de projection : après chaque mise à jour de W et H, toutes les valeurs négatives sont passées à zéro.

Le choix des pas ε_H et ε_W conditionne la convergence de la méthode de descente de gradient. Les méthodes qui utilisent des règles géométriques simples, comme une mise à l'échelle à chaque itération utilisant une fraction, donne des résultats de factorisation médiocres. Ces méthodes sont très sensibles à l'initialisation de W et H. Lorsque celle-ci est aléatoire, le résultat de la factorisation est très proche de la matrice initiale. Les méthodes qui choisissent les pas soigneusement offrent une meilleure factorisation mais sont très lentes à converger, lorsqu'elles convergent.

4.2.2 Algorithme à mise à jour multiplicative ou algorithme multiplicatif

C'est l'algorithme de (LEE et SEUNG, Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization 1999) qui est à l'origine de l'algorithme multiplicatif. Les facteurs W et H sont mis à jour par multiplications, ce qui assure la positivité des coefficients et la décroissance de la fonction coût.

La règle de mise à jour des matrices W et H, pour la fonction coût de distance Euclidienne, est donnée par:

$$H \leftarrow H *_H \frac{W^T X}{W^T W H}$$
$$W \leftarrow W *_H \frac{X H^T}{W H H^T} \qquad 5.32$$

où $*_H$ désigne le produit de Hadamard (élément par élément) et A/B représente la division élément à élément. L'initialisation de W et H est aléatoire, avec la contrainte de créer une matrice dense (non parcimonieuse). Généralement, on ajoute aux dénominateurs une constante, de faible valeur pour qu'elle ne vienne pas perturber le calcul, pour éviter les divisions par zéro qui pourraient arriver.

Des études ont prouvé que les algorithmes multiplicatifs se rapprochaient de cas particuliers des algorithmes de descente de gradient.

4.2.3 Algorithme des moindres carrés

La dernière classe d'algorithme que nous présentons est la classe des algorithmes par moindres carrés alternatifs (en : Alternating Least Square, ALS). Le principe est d'appliquer une étape de moindres carrés suivie d'une autre étape de moindres carrés en alternance pour trouver et mettre à jour H puis W.

Nous donnons le pseudo-code d'un algorithme ALS basique, tel que présenté par (BERRY, et al. 2007) :

W=rand(m, k) ; % Initialisation de W, matrice dense aléatoire
For i=1 :max_iteration
(Least Square) Résoudre l'équation pour trouver H : $\mathbf{W^TWH=W^TX}$
(Non Négativité) Mettre tous les éléments négatifs de **H à 0**
(Least Square) Résoudre l'équation pour trouver W : $\mathbf{HH^TW^T=HX^T}$
(Non Négativité) Mettre tous les éléments négatifs de **W à 0**
Fin

Une méthode simple pour assurer la positivité des matrices est l'étape de projection utilisée pour les algorithmes à descente de gradient : passer tous les éléments négatifs à zéro. Cela permet notamment d'avoir une plus grande flexibilité, qu'on ne retrouve pas dans les autres méthodes, comme l'algorithme multiplicatif. En effet, un de ses inconvénients est qu'une fois qu'un élément prend une valeur nulle dans la matrice W ou H, il n'est plus possible de le mettre à jour. Cet ancrage à zéro est restrictif et empêche l'algorithme, une fois sur un mauvais chemin, d'en sortir pour en essayer un nouveau. Les algorithmes ALS permettent de s'échapper d'un mauvais chemin.

Les algorithmes ALS demandent beaucoup moins de ressources de calcul que les autres algorithmes de NMF et sont donc plus rapides en temps de traitement.

4.3 Factorisation en Matrice Non-négative sous contrainte

La factorisation en matrice non-négative a prouvé son efficacité pour la résolution de problème de segmentation et de classification, notamment sur des images spectrales. Dans certains cas cependant, les résultats obtenus ne répondent pas, ou de façon inappropriée, au problème. Ceci peut être dû par exemple à une mauvaise initialisation de W et H, qui va introduire une instabilité (initialisation aléatoire) ou une mauvaise décomposition.

C'est pour cette raison que des méthodes ajoutant des contraintes à la NMF ont été mises en place, comme le rappellent (YOO et CHOI 2010) et les sources qu'ils citent. L'ajout de contraintes comme l'orthogonalité permet l'amélioration de la décomposition et une meilleure identification des caractéristiques locales de l'image.

La NMF fait une recherche de bases dans laquelle exprimer les vecteurs caractéristiques de chaque cluster. Néanmoins, les bases trouvées par NMF ne correspondent pas toujours aux classes recherchées. L'introduction de la NMF orthogonale permet de trouver la matrice de bases (endmembers) et la matrice d'encodage (abondance) avec une interprétation claire du problème. Chaque base indique la direction vers le centre de chaque cluster de la donnée et l'abondance qui permet de choisir la classe à laquelle appartient chaque pixel.

Il est à noter qu'une NMF orthogonale (O-NMF) est considérée équivalente à une classification par K-mean au sens de la fonction coût.

4.3.1 Unicité de la O-NMF

Nous avons vu précédemment qu'une NMF n'a pas de solution unique. En effet pour un couple solution (W,H) tel que X=WH, il existe de nombreuses matrices (R,Q) telle que :

$$RQ = I, \;\; WP \geq 0, \;\; QH \geq 0 \qquad 5.33$$

Ainsi, le couple (WR, QH) est aussi solution, avec le même reste que $\|X - WH\|$. En appliquant la contrainte d'orthogonalité, $W^T W = I$ ou $HH^T = I$, ce degré de liberté est supprimé.

La proposition faite dans (DING, et al. 2006) est la suivante :

En prenant en compte la contrainte d'orthogonalité $W^T W = I$ dans le calcul de la NMF, il n'existe pas de couple (R,Q) qui satisfasse à la fois l'équation 5.33 et la condition d'orthogonalité $(WR)^T(WR) = I$ sauf si les matrices R et Q sont des matrices de permutation, c'est-à-dire $R = P, \; Q = P^T, \; P^T P = I,$ $P_{i,j} = 0$ ou 1.

Nous présentons dans les paragraphes suivant (4.3.2 et 4.3.3) trois méthodes de contraintes par orthogonalisation : soit de la matrice W, soit de la matrice H, soit de ces deux matrices. Les résultats sont ensuite discutés et comparés au Chapitre 6.

4.3.2 O-NMF unilatérales

Les premiers à présenter la O-NMF sont (DING, et al. 2006). Dans un premier temps ils s'intéressent à la résolution de la NMF avec des contraintes d'orthogonalité sur une seule des deux matrices, soit W, soit H. Le problème d'une (H-orthogonale) NMF, avec minimisation de la norme Euclidienne, s'écrit comme suit :

$$\min_{W \geq 0, H \geq 0} \|X - WH\|^2, \;\; W^T W = I \qquad 5.34$$

Les équations de mise à jour, pour un algorithme itératif et une contrainte sur H, sont les suivantes :

$$H \leftarrow H \frac{W^T X}{W^T X H^T H}$$
$$W \leftarrow W \frac{X H^T}{H^T H W} \qquad 5.35$$

A l'inverse, si la contrainte d'orthogonalité est sur W, les équations sont :

$$H \leftarrow H \frac{W^T X}{W^T W H}$$
$$W \leftarrow W \frac{X H^T}{W W^T X H^T} \qquad 5.36$$

L'article de (CHOI 2008) donne une variante de cette orthogonalisation unilatérale. Leur méthode utilise le gradient naturel dans l'espace orthogonal de Stiefel alors que la méthode de Ding & al. Utilise une matrice multiplicative de Lagrange. Les équations minimisation de la fonction coût, pour une contrainte sur H, sont :

$$H \leftarrow H \frac{W^T X}{H X^T W H}$$
$$W \leftarrow W \frac{X H^T}{W H H^T} \qquad 5.37$$

A l'inverse, si la contrainte d'orthogonalité est sur W, les équations sont :

$$H \leftarrow H \frac{W^T X}{W^T W H}$$
$$W \leftarrow W \frac{X H^T}{W H X^T W} \qquad 5.38$$

Notons que les équations de la variable non contrainte dans l'application de CHOI sont identiques aux équations de la NMF classique.

4.3.3 O-NMF bilatérale ou tri-facteurs

(DING, et al. 2006) s'interrogent enfin sur une orthogonalisation à la fois de W et H. Cela n'est possible qu'à la condition d'ajouter un troisième terme dans la décomposition de la matrice X. Le problème d'optimisation s'écrit alors :

$$\min_{W \geq 0, H \geq 0, S \geq 0} \|X - WSH\|^2, \quad W^T W = I, H^T H = I \qquad 5.39$$

Les règles de mise à jour des matrices W, S et H sont :

$$H \leftarrow H \frac{S^T W^T X}{S^T W^T X H^T H}$$
$$W \leftarrow W \frac{X H^T S^T}{W W^T W H^T S^T} \qquad 5.40$$
$$S \leftarrow S \frac{W^T X H^T}{W^T W S H H^T}$$

La convergence de ces algorithmes a été prouvée théoriquement. Néanmoins, si le critère décroit et converge vers un minimum, cette dernière est bien moins rapide que l'algorithme non contraint de la NMF. Si les performances peuvent être bonnes pour la classification de mots, ces méthodes présentent des résultats décevant sur nos données.

4.4 Démixage et clustering

Les images spectrales contiennent en chaque pixel des spectres correspondant à des mélanges. La NMF est un algorithme de *démixage spectral* (en : unmixing) ; elle permet la décomposition de l'image spectrale et de ses spectres bruts en un ensemble de spectre purs et leur abondance respective en chaque pixel. Si l'on s'arrête à la décomposition, le NMF n'est pas un outil de classification. Pour segmenter

une image spectrale en fonction des résultats de la NMF, il faut alors introduire une norme de comparaison entre les spectres purs et les spectres réels. Le cas classique est l'utilisation de la matrice d'abondance, que l'on améliore pour stabiliser les résultats. Une méthode peu répandue est la cartographie par angles spectraux (en : Spectral Angle Mapper, SAM) pour classer les pixels. Ces deux méthodes sont décrites dans la suite.

4.4.1 Matrice d'abondance

Soit le couple (W,H) résultat de la NMF de rang 2 de la matrice X, de dimensions (MxN).Les matrices W et H sont respectivement de dimensions (Mx2) et (2xN). Une stratégie simple pour la classification des colonnes de X est de choisir les sous-ensembles comme suit :

$$C_1 = \{\, i \mid W(i,1) \geq W(i,2)\}$$
$$C_2 = \{\, i \mid W(i,1) < W(i,2)\} \qquad 5.41$$

Le sous-ensemble C_1 contient tous les pixels dont l'abondance du endmember H(1, ☺ est supérieure ou égale à l'abondance du endmember H(2, ☺. A l'inverse, le sous-ensemble C_2 contient tous les pixels dont l'abondance du endmember H(1, ☺ est inférieure à l'abondance du endmember H(2, ☺.

Si l'on définit un vecteur s ∈ [0,1], avec i∈ [1,N], tel que :

$$s(i) = \frac{W(i,1)}{W(i,1) + W(i,2)} \qquad 5.42$$

Les sous-ensembles C1 et C2 peuvent maintenant s'écrire :

$$C_1 = \{\, i \mid s_i \geq \delta\}$$
$$C_2 = \{\, i \mid s_i < \delta\} \qquad 5.43$$

La variable δ peut alors prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle [0 ; 1]. Dans un premier temps, nous avons utilisé δ=0,5. Cette valeur n'est pas optimale et mène à des erreurs de classification. Nous avons alors mis en place un réglage adaptatif du seuil δ∈ [0,1], qui permet d'obtenir des résultats significativement meilleur. Il est décrit au chapitre suivant.

Cette méthode de classification des pixels donne des résultats satisfaisants. En revanche, elle est très dépendante de l'éclairage de la scène. Ainsi pour deux acquisitions d'une même scène, si l'illumination varie, la classification par coefficients de la matrice d'abondance peut être fortement modifiée.

On s'intéresse alors à une classification utilisant l'angle spectral entre deux spectres. Cette technique, lorsqu'elle est utilisée sur des données de réflectance, est relativement insensible à l'illumination. Il s'agit de la cartographie par angles spectraux (SAM) que nous présentons au paragraphe suivant.

4.4.2 Spectral Angle Mapper (SAM)

Si la NMF permet de segmenter nos images multispectrales, c'est par l'intermédiaire d'une technique de comparaison de spectres que nous pouvons classer nos pixels dans différentes catégories.

La cartographie par angles spectraux (SAM) est un outil permettant une représentation rapide des similarités spectrales entre les spectres de pixels d'une image spectrale et des spectres de référence. Un spectre de référence peut être obtenu par mesures (laboratoire, terrain) ou extrait de l'image, comme c'est le cas par exemple avec la SAS. Le spectre de référence est alors le *endmember*. La méthode présentée par (KRUSE, et al. 1993) considère que les données ont été préalablement calibrées en réflectance et corrigées. L'algorithme détermine la similarité spectrale entre deux spectres en calculant l'angle entre ces deux spectres, les considérant comme des vecteurs dans un espace de dimension égale au nombre de bandes.

Nous présentons un exemple simplifié de la méthode (Figure 71). Considérons un spectre de référence et le spectre de test issu d'une image à deux bandes, représentés par deux vecteurs reliés à l'origine. Les demi-droites *directions* de chacun de ces vecteurs, à partir de l'origine, portent toutes les possibilités spectrales du matériau. Chaque point sur une demi-droite correspond aux illuminations possibles des objets. Un pixel faiblement éclairé aura un vecteur de plus courte norme que le pixel du même matériau avec une meilleure illumination. SAM n'utilise que la mesure d'angle entre deux vecteurs, leur norme n'impacte pas la mesure. Les résultats de cette technique sont donc indépendants de l'éclairement.

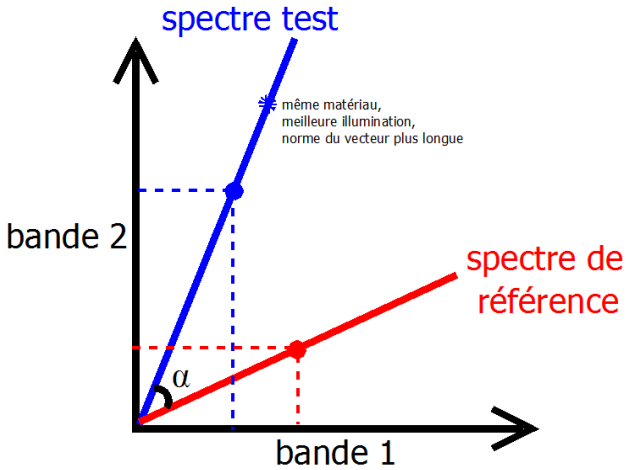


Figure 71 - Tracé des spectres test et référence pour une image spectrale à deux bandes. Les matériaux et leur illumination sont représentés par des vecteurs connectés à l'origine (équivaut à « pas d'illumination »). Le point sur l'axe correspond aux spectres étudiés. Une variation d'illumination fera varier le spectre et par conséquent la position du point sur l'axe.

Le calcul de l'angle spectral se fait en prenant l'arccosinus du produit scalaire de deux spectres. Nous déterminons la similarité d'un spectre test t et d'un spectre de référence r en appliquant :

$$\alpha = arcos\left(\frac{\vec{t}.\vec{r}}{\|\vec{t}\|\|\vec{r}\|}\right) = arcos\left(\frac{\sum_{i=1}^{N} t_i r_i}{\left(\sum_{i=1}^{N} {t_i}^2\right)^{1/2}\left(\sum_{i=1}^{N} {r_i}^2\right)^{1/2}}\right) \qquad 5.44$$

où N est le nombre de bande.
Cette mesure de similarité est insensible au facteur de gain : l'angle entre les vecteurs est invariant vis-à-vis de la longueur des vecteurs.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux types de méthode pour la classification des données : supervisée et non supervisée.

Pour les méthodes de classification supervisée nous nous sommes limités à la description des algorithmes de Support Vector Machine (SVM). Il s'agit de la méthode ayant la meilleure capacité de généralisation et elle est indiquée pour les applications où peu de données sont disponibles, comme dans notre cas.

Plusieurs méthodes de séparation aveugle de source (pour la classification non supervisée) ont été présentées. L'une d'elle, la Factorisation en Matrice Non-négative (NMF), permet à la fois un démixage (extraction de spectres purs) et une classification des données et ce avec la seule contrainte de positivité de la matrice initiale.

La NMF fournit une décomposition de l'image en deux matrices positives : la première contient le résultat du démixage (en : demixing) des spectres purs et la matrice des abondances qui contient la portion de chaque endmember dans les spectres enregistrés par la caméra. Classiquement, les données sont ensuite classées dans différents cluster grâce aux composantes de la matrice d'abondance. Nous décidons de coupler les résultats de la NMF avec un outil de classification spectral : le Spectral Angle Mapper. Ce couplage a été développé spécifiquement dans le cadre de cette thèse. Les performances de ces méthodes sont présentées et comparées au chapitre suivant.

CHAPITRE 6 :
SEGMENTATION D'IMAGES, DETECTION ET RECONNAISSANCE DE POLLUANTS POUR L'EVALUATION DE L'ADHERENCE

1 Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons présenté deux types de techniques permettant la classification des données de façon supervisée ou non supervisée.

Les méthodes de classification supervisées nécessitent un apprentissage préalable. Ceci ne correspond pas à notre situation première (pas de données disponibles). Nous avons alors choisi de nous limiter à l'étude d'une unique méthode, capable de bons résultats à partir d'un faible nombre d'échantillon d'apprentissage, à savoir les SVM. Cette méthode largement utilisée nous sert de référence pour la comparaison des résultats des méthodes sans apprentissage préalable.

En raison du nombre très limité de données (toutes créées au cours des années de thèse), la segmentation de l'image spectrale pour la détection de pollution doit se faire dans un premier temps sans étape d'apprentissage. Nous nous sommes tournés vers trois méthodes de séparation aveugle de sources (unmixing), qui retrouvent des endmembers décrivant aux mieux les spectres observés : la PCA, la K-moyenne, la NMF. Nous les avons implémentées et testées. L'application de ces trois techniques se fait sur des matrices en deux dimensions (concaténation du cube image, décrite au Chapitre 3). Elles sont ensuite couplées à une norme de classification (ex : SAM).

Le but d'implémenter trois méthodes de Séparation Aveugle de Source (SAS) est de conclure quant à celle qui présente les meilleurs résultats de segmentation sur nos images d'entrées. Nous avons donc procédé à une sélection.

L'analyse en composante principale est largement utilisée en traitement d'image hyperspectrale pour la réduction de dimension et l'aide à la classification. Elle cherche des projections orthogonales des données. Ceci implique que certains points, ayant la même projection, ne se distinguent plus. Les structures des groupes n'apparaissent pas. L'ACP occulte donc parfois des caractéristiques représentatives des données. De plus elle a des difficultés à traiter les mélanges non-linéaires, qui sont des cas fréquents de notre application. Malgré son utilisation fréquente dans ce domaine d'étude, nous n'avons pas plus développé cette méthode pour nos jeux de données.

L'analyse en K-moyenne suppose une répartition sphérique des données, ce qui n'est pas toujours vrai. Une fois la méthode implémentée et couplée à SAM, les résultats sont très proches, tant au niveau de la segmentation qu'en stabilité, de ceux obtenus par NMF. Nous donnons d'ailleurs ci-après deux exemples de résultats (Figure 72, Figure 73) obtenus par K-moyenne.

Figure 72 - Résultats de la segmentation par K-means. Gauche : bande 1 du cube corrigé. Centre : segmentation en 4 clusters. Droite : segmentation en 8 clusters

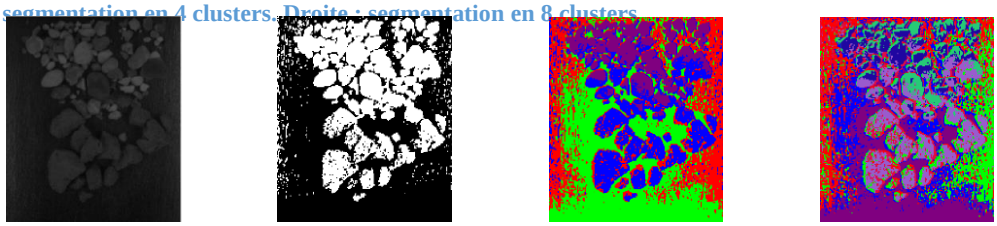


Figure 73 - Résultat des K-means sur des images sans spécularité (cf Chapitre 4). Gauche : bande 1 du cube corrigé. Centre gauche : segmentation 2 clusters. Centre droit : segmentation 4 clusters. Droite : segmentation 8 clusters

Parmi ces deux méthodes, nous nous sommes intéressés plus particulièrement à la Factorisation en Matrice Non-négative (non supervisée). Notre choix a été porté par la contrainte sur la NMF d'avoir en entrée comme en sortie des matrices à valeurs positives pour conserver le sens physique de nos données : dans une image, les intensités lumineuses sont positives ou nulles. De plus, l'étude de la NMF a été mise en avant en raison de son utilisation réussie dans un précédent projet au sein du laboratoire CAOR (imagerie médicale hyperspectrale). Les résultats obtenus sont encourageants, prouvent l'indépendance de la méthode par rapport au contexte applicatif et nous ont convaincu de continuer à explorer la méthode. Ce choix n'exclut pas l'utilisation de K-moyenne pour la classification de nos données mais a restreint l'étude que nous en avons faite.

Une synthèse des points forts et points faibles des méthodes testées est donnée en Figure 74.

Méthodes non supervisées		
ACP	• Peut traiter de large ensembles de données • Pas de supposition particulière sur les données	• Recherche de projections orthogonales des données (avec variance la plus élevée possible) • Difficulté à modéliser les structures non-linéaires
K-MOYENNE	• Simple d'implémentation et d'interprétation • Rapide et efficace en terme de coût de calcul	• Suppose une répartition sphérique • Sensible aux aberrations • Sensible à l'initialisation
NMF	• Convergence rapide • Initialisation d'une unique matrice • Pas d'élément bloqué à zéro	• Non-négativité des éléments • Matrices W et H ne peuvent pas être éparses

Figure 74 - Courte synthèse des points positifs (gauche) et négatifs (droite) des méthodes non supervisées étudiées. Sélection de la méthode par NMF.

Nous n'avons pas de connaissance a priori sur la décomposition possible de nos images et le rail propre n'a pas de marqueur spécifique sur sa surface. Pour faciliter la mise en place des traitements et les reconstructions des masques couleurs après classification des pixels (par inverse de la concaténation du cube), nous avons d'abord écrit et testé nos algorithmes sur une base d'images multispectrales existantes. Elle a été créée par le laboratoire CAVE de l'université de Colombia, NY, dont les travaux sont présentés dans le rapport (YASUMA, et al. 2008). Le nombre de bandes (32) ainsi que les dimensions spatiales (512*512 pixels) des cubes image CAVE diffèrent des nôtres, conduisant à la mise au point d'algorithmes génériques, au sens de l'application sur d'autres bases de données, et spécifiques à la tâche recherchée. Un exemple de résultats obtenus sur ces images est montré en Figure 75.

Figure 75 – Deux exemples d'images multispectrales tirées de la base de données CAVE et résultats de segmentation par nos algorithmes NMF-SAM. Gauche : image originale. Droite: segmentation en 8 clusters.

Le but de ce chapitre est donc de présenter nos algorithmes, supervisé (par SVM) et non-supervisé (par NMF), les résultats obtenus, une comparaison des performances de classification de ces deux familles de méthodes et enfin leur capacité à permettre l'évaluation de l'adhérence.

2 Mesures de performances

Évaluer les performances d'un système de classification est un enjeu de grande importance car ces performances peuvent être utilisées pour l'apprentissage en tant que tel ou pour optimiser les valeurs des hyperparamètres du classifieur. Pendant longtemps, le critère retenu pour évaluer ces performances a été le taux de bonne classification, c'est-à-dire le nombre d'éléments d'une base de test correctement classés. Le problème d'un tel critère est qu'il n'est pas adapté à des environnements plus complexes.

Nous nous intéresserons ici à deux méthodes couramment utilisées en tant que mesures de performances pour des algorithmes de classification.

2.1 Matrice de confusion

Prenons l'exemple d'un classifieur binaire, c'est-à-dire, qui prédit 2 classes notées classe 0 et classe 1. Pour mesurer les performances de ce classifieur, il est d'usage de distinguer 4 cas de figure :

- Vrai positif VP. Elément de la classe 1 correctement prédit
- Vrai négatif VN. Elément de la classe 0 correctement prédit
- Faux positif FP. Elément de la classe 1 mal prédit
- Faux négatif FN. Elément de la classe 0 mal prédit

Ces informations peuvent être rassemblés et visualisés sous forme de tableau dans une matrice de confusion (Figure 76). Dans le cas d'un classifieur binaire, on obtient :

		Classe prédite	
		Classe 0	Classe 1
Classe réelle	Classe 0	VN	FN
	Classe 1	FP	VP

Figure 76 - Illustration d'une matrice de confusion pour l'exemple d'un classifieur binaire.

Notons que dans le cas particulier d'une matrice de confusion diagonale (FP=0 et FN=0), le classifieur est parfait.

Cette matrice de confusion est aussi généralisable lorsqu'il y a k > 2 classes à prédire.

2.2 Précision/Rappel

Il est possible de calculer plusieurs indicateurs résumant la matrice de confusion.

On appelle *précision* (en : precision) le rapport entre le nombre de pixels correctement reconnus comme appartenant à la classe A (VP) et tous les pixels classés dans la famille A (VP+FP). Le *rappel* (en : recall) peut être défini comme le rapport entre le nombre de pixels correctement reconnus comme appartenant à la classe A (VP) et tous les pixels appartenant réellement à la famille A (VP+FN).

$$Precision = \frac{VP}{VP + FP}$$
$$Recall = \frac{VP}{VP + FN} \qquad 6.1$$

Pour notre application, notons GT_F l'ensemble des pixels de feuille sur l'image « vérité terrain » et $SAVM_F$ l'ensemble des pixels reconnus comme de la feuille sur les images résultats de nos algorithmes.

Si l'on note (GT_F) et ($SAVM_F$) les cardinaux de ces ensembles, on a alors :

$$Precision = \frac{(GT)_F \cap (SAVM)_F}{(SAVM)_F}$$
$$Recall = \frac{(GT)_F \cap (SAVM)_F}{(GT)_F} \qquad 6.2$$

Les mêmes valeurs sont calculées pour les images de rail propre, permettant de construire le Tableau 8, en paragraphe 6. Dans le cas où tous les pixels de la classe A sur l'image GT sont bien étiquetés après classification, la précision vaut 1. Une précision de 1 ne veut pas dire que tous les pixels de la classe A ont été retrouvés par l'algorithme mais que ceux qui ont reçu l'étiquette appartiennent bien à A. Si les pixels de la classe A sont les seuls à porter cette étiquettes après classification, le rappel vaut 1. Un rappel de 1 n'implique pas que seuls les pixels de A reçoivent cette étiquette pendant la classification.

Ainsi, il est possible d'avoir une très bonne précision et un mauvais rappel ou à l'inverse un très bon rappel et une mauvaise précision. On cherche à s'approcher le plus possible de la configuration [Precision, Recall] = [1,1].

Maintenant que nous avons défini les mesures d'évaluation de nos algorithmes de classification, nous présentons leurs paramétrages et les résultats obtenus.

3 Méthode de classification supervisée par SVM

La méthode à vecteurs supports est une méthode de classification supervisée : elle nécessite une connaissance a priori des données et par conséquent des échantillons d'apprentissage. Dans le but de créer une base de données suffisante, nous avons fait l'acquisition de plusieurs dizaines d'images (entre 50 et 100) pour chaque matériau à reconnaître : le rail nu, une feuille, du sable, la graisse noire. Etant donné le nombre restreint de coupons de rail et de matériaux à disposition, il n'était pas possible de faire plus tout en conservant une variation suffisante d'une image à l'autre.

Conscients du nombre limité d'images, ce n'est pas sur des images (cube spectral) que nous avons appliqué l'apprentissage mais sur des vecteurs (pixels spectraux). En effet, chaque pixel-vecteur du cube image contient un spectre fonction du matériau observé. Nous avons donc manuellement sélectionné et étiqueté des spectres pour chacune des pollutions en vue de l'apprentissage. Ce faisant, nous avons créé des fichiers contenant plusieurs centaines de millier de vecteurs spectraux (entre 300 000 et 400 000).

L'apprentissage n'a pas été appliqué sur la totalité des données disponibles. Nous avons fait différents tests avec 100, 1000, 10 000 et 100 000 échantillons d'apprentissage. Outre le temps de calcul, le nombre d'échantillons d'entraînement conditionne les performances de classification.

Avoir une large base d'apprentissage est à double tranchant. Il est intéressant de faire l'apprentissage sur un grand nombre de données pour permettre l'extraction de caractéristiques variées au sein d'une même famille, de façon à ne pas être trop restrictif. En revanche, une trop grande variance au sein des données d'apprentissage conduit à un manque de sélectivité qui peut nuire à la classification. Il est ainsi nécessaire de faire un compromis. Pour notre application, nous avons choisi de travailler avec 100 et 1000 échantillons de spectres.

Suite à l'apprentissage, nous avons réalisé une étape de test. Généralement 80% des données sont réservées à l'apprentissage et 20% aux tests. Dans notre cas, étant donné le volume d'informations disponibles, nous ne sommes pas limités par la quantité de données et nous avons pu choisir différentes quantités de données de test.

Les Méthodes à Vecteurs Supports sont des algorithmes paramétrables. Il est possible notamment de faire varier les seuils, de modifier la fonction noyau, ou de changer la méthode de recherche de l'hyperplan.

3.1 Fonctions noyaux expérimentées, linéaires et non-linéaires

La fonction noyau est utilisée pour cartographier les données d'entraînement dans l'espace noyau ou espace de redescription. Nous proposons l'utilisation de plusieurs noyaux :

- Ceux cités au chapitre 5 : linéaire, gaussien, tangente hyperbolique
- Le « gaussien hyperbolique », créé dans le cadre de la thèse :

$$K = exp\left(\frac{tanh(P1 * (u \cdot v) + P2)}{2 * \sigma^2}\right) \qquad 6.3$$

Dans le cadre de cette thèse, nous avons créé ce noyau « gaussien hyperbolique » en remarquant que les résultats du noyau tangente hyperbolique étaient satisfaisants. Le couplage avec un noyau gaussien, répandu et connu pour ses performances, cherche à améliorer encore ces résultats. Les noyaux quadratique et polynomial en revanche n'ont pas fourni d'informations acceptables et ont été écartés des possibilités dès le début de l'application (Figure 77).

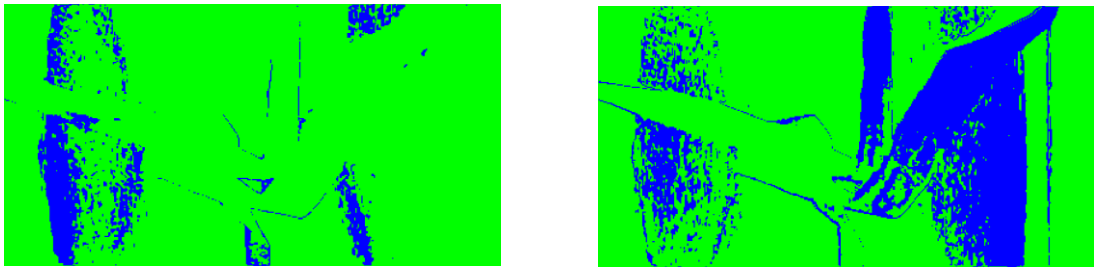


Figure 77 - Classification supervisée SVM par noyaux quadratique (gauche) et polynomial (droite) par méthode SMO, avec un seuil de 10^{-4}. Image de référence en Figure 80, gauche, bas.

3.2 Variation de l'équation de l'hyperplan

Le problème des SVM est de trouver l'hyperplan séparateur optimal à partir d'un ensemble d'apprentissage. Ceci est fait en formulant la recherche comme un problème d'optimisation quadratique. Des variantes de cette formulation sont testées.

<u>Méthode d'optimisation séquentielle minimale (SMO) :</u>

L'entraînement d'un SVM demande la résolution d'un large problème d'optimisation quadratique (Problème Quadratique PQ). Une amélioration de cette méthode a été proposée fin des années 90 sous le nom d'Optimisation Minimale Séquentielle (en : Sequential Minimal Optimization SMO). Elle divise le large problème d'optimisation quadratique en une série de PQ plus petits. La capacité de calcul nécessaire pour la SMO est linéairement liée à la taille de l'échantillon d'entraînement, ce qui permet de traiter des gros volumes de données et de réduire significativement les temps de calcul. C'est la première méthode de résolution testée.

Méthode d'optimisation par moindres carrées (LS) :

La seconde est le SVM par moindres carrés (en : Least-Square SVM). Il s'agit de modifier légèrement l'équation de l'hyperplan (Chapitre 5, équation 5.12) :

$$LS - SVM : \frac{1}{2}\|W\|^2 + \frac{1}{2}\gamma \sum_j {e_j}^2 \qquad 6.4$$

où la contrainte $y_j[W\Phi(x) + b] = 1 - e_j$ est respectée (Chapitre 5, équation 5.4), γ : un paramètre d'ajustement et e_j : un terme d'erreur.

La formulation ci-dessus est une conséquence implicite d'un problème de régression par moindres carrés, d'où son nom LS-SVM. Le SVM classique implique de résoudre un problème de programmation quadratique tandis que LS-SVM mène à la résolution d'un système linéaire.

Puisque la formulation des deux équations de l'hyperplan est différente, les résultats des deux méthodes peuvent donner des résultats différents, même si elles sont appliquées sur le même ensemble de données. Les résultats de ces différents tests sont montrés au paragraphe suivant.

3.3 Résultats de la classification supervisée

Les méthodes de classification avec apprentissage cherchent à classer les données en fonction de caractéristiques extraites de la base d'apprentissage (ou base d'entraînement). Dans le cas où les données à classer ne seraient pas acquises dans les mêmes conditions, les comportements varient, et par conséquent les caractéristiques des objets à classer aussi. Les résultats de ces méthodes sont donc très dépendants des données apprises. Dans notre application, ces variations peuvent être introduites par exemple par un changement d'illumination.

Nous illustrons dans les paragraphes suivants la sensibilité des résultats au paramétrage des SVM en modifiant l'équation de l'hyperplan (SMO ou moindres carrés), en faisant varier la fonction noyau (linéaire ou tanh) et le seuil.

Notons que pour une image donnée et un paramétrage de SVM fixé, les résultats sont toujours identiques quel que soit le nombre de fois où l'algorithme est appliqué aux données.

Changement d'équation de l'hyperplan :

Pour la comparaison des paramètres de description de l'hyperplan (SMO vs LS), nous fixons les autres entrées :

- le noyau est linéaire,
- le nombre de données autorisées à ne pas respecter les conditions de Karush–Kuhn–Tucker (avec une tolérance de 10^{-3}) est par défaut égal à 0,
- il y a une étape préalable de diffusion anisotropique (4 itérations).

Les résultats de ces différents paramétrages sont présentés en Figure 78 pour un rail propre et une pollution végétale.

La différence entre les deux résultats est de 0,9% soit 757 pixels (sur 88344) pour l'image « végétation » (image originale en Figure 80, bas gauche). Pour un rail propre les résultats diffèrent de 1,7% soit 1518 pixels (sur 88344).

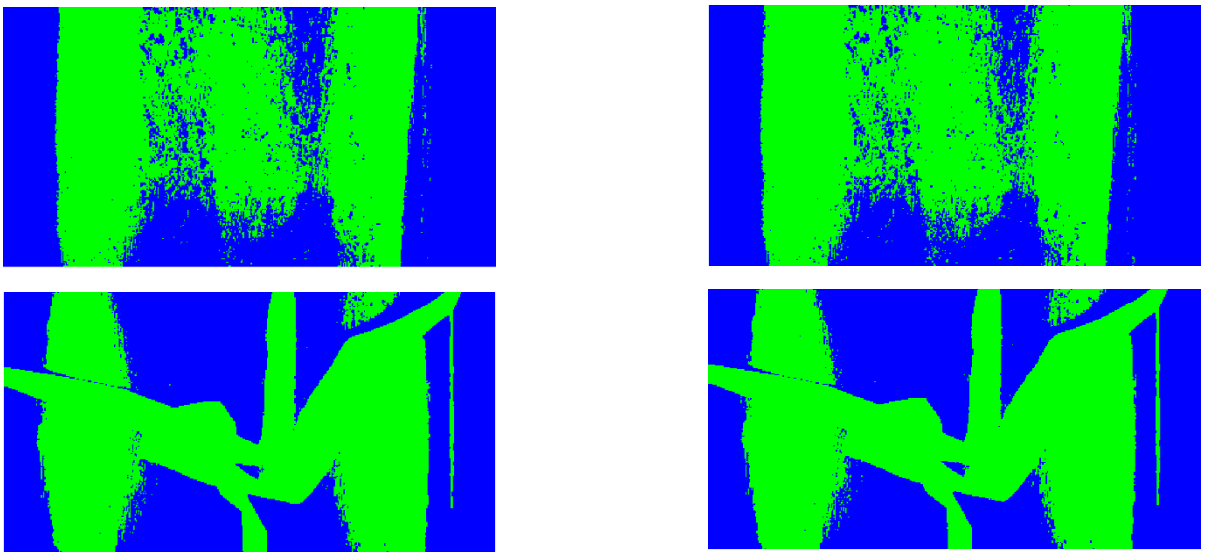


Figure 78 - Résultats d'un SVM binaire avec noyau linéaire, avec filtrage préalable.
Gauche : SMO. Droite : LS. Première ligne : rail propre. Deuxième ligne : rail pollué par un végétal. Les pixels verts sont attribués à la classe « feuille » tandis que la couleur bleue désigne les autres matériaux (ici le rail).

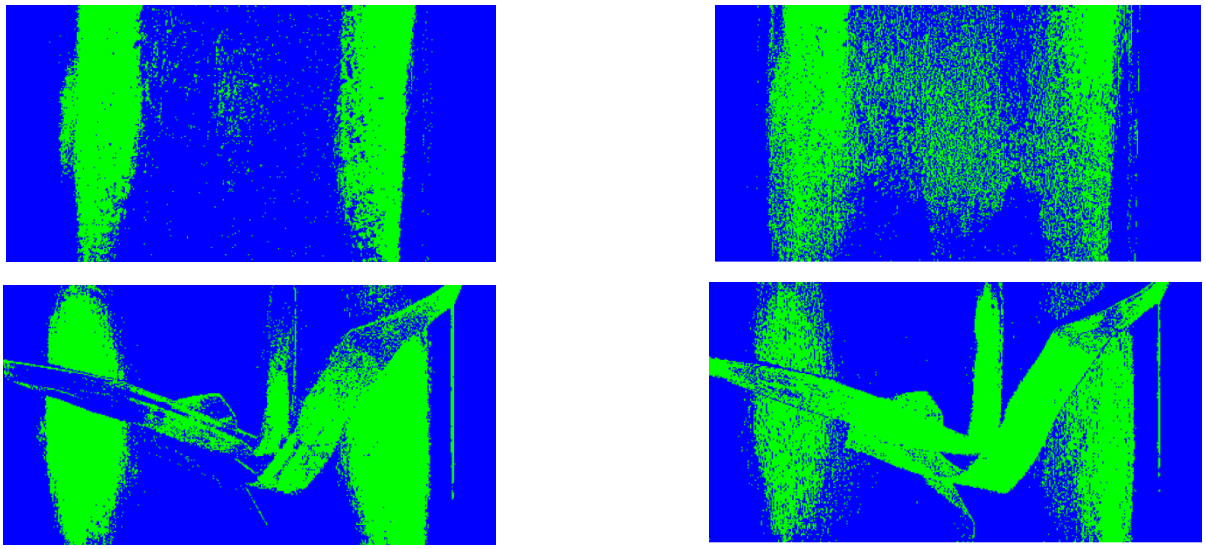


Figure 79 - Résultats d'un SVM binaire avec noyau TANH, sans filtrage préalable. Effet de la variation de l'équation de l'hyperplan. Gauche : SMO. Droite : LS. Première ligne : rail propre. Deuxième ligne : rail pollué par un végétal.

Variation de la fonction noyau :

Pour un noyau linéaire, l'utilisation de méthode SMO ou LS n'a que peu d'impact sur la classification. Le noyau tangente hyperbolique (TANH) en revanche donnera des résultats très différents pour ces deux cas (Figure 79). L'association du noyau TANH avec la SMO donne à l'interprétation visuelle une classification médiocre pour les pollutions végétales tandis que le couplage TANH avec le LS permet de classer correctement la grande majorité des pixels feuille.

Les Figure 78 et Figure 79 permettent de comparer les résultats des différents noyaux (linéaire et TANH-LS) pour un rail propre et une pollution végétale. Le noyau linéaire semble fournir un meilleur étiquetage des pixels feuille mais un plus grand nombre de pixels rail couverts par la spécularité sont mal classés. Le couple TANH-LS semble réduire le nombre de faux positifs pour la catégorie « feuille ».
L'application du noyau TANH pour la classification sur rail propre donne les résultats montrés Figure 79. L'optimisation minimale séquentielle fournit une segmentation plus proche de la réalité terrain que le résultat issu de la méthode des moindres carrés sur rail propre. Le noyau TANH-LS pour la classification de rail propre fournit tout de même une amélioration par rapport au noyau linéaire.

Le troisième noyau intéressant de notre point de vue est le noyau que l'on a créé dans le cadre de la thèse et appelé « gaussien hyperbolique » (gausH), défini en 3.1. La fusion entre le noyau tangent hyperbolique et gaussien donne de meilleurs résultats au niveau des spécularités : l'erreur d'étiquetage est moindre, une grande partie des spécularités étant étiquetées « rail » et non plus « végétaux ».

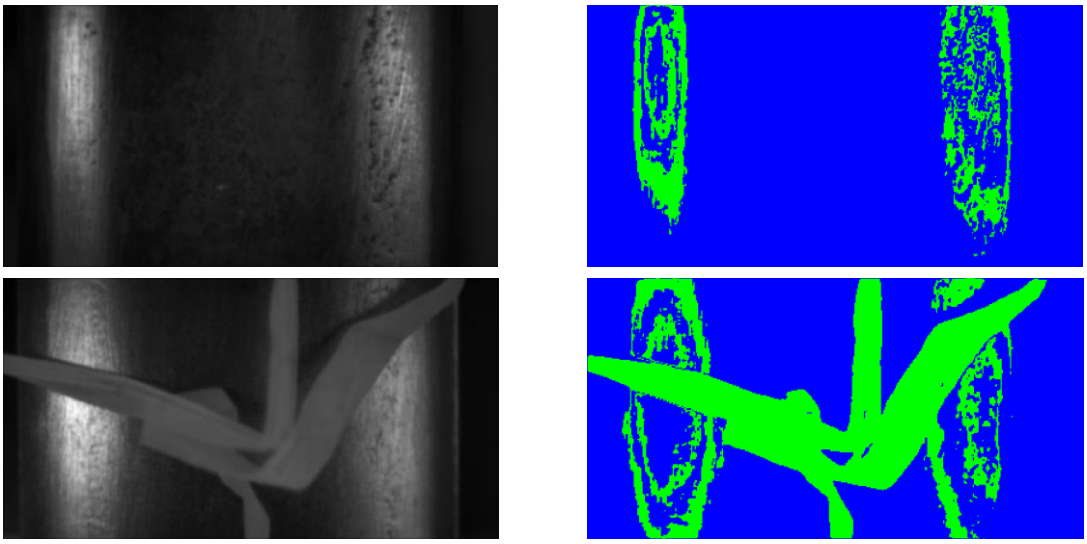


Figure 80 - Résultats d'un SVM avec noyau gausH par méthode SMO. Les paramètres choisis sont : P1=1, P2=7, σ=1. Haut : rail propre. Bas : rail pollué par un végétal.

Quel que soit le paramétrage, sur rail pollué ou rail propre, nous avons toujours de fausses détections de pixels étiquetés « polluant » (dans nos exemples « feuille »). Ces erreurs surviennent au niveau des spécularités. Au Chapitre 4, nous avons décrit un traitement spatial simple de redimensionnement de l'image pour supprimer les spécularités et ne conserver que l'image de la table de roulement. Il consiste à rogner l'image autour des spécularités pour réduire considérablement leur impact sur les résultats de classification (Figure 81). Ainsi il est possible de conclure quant à l'état de surface du rail.

Figure 81 - Impact de la restriction de l'étude à la bande de roulement du rail. Gauche : rail propre. Droite : rail pollué par de la végétation. Les erreurs de classification liées aux spécularités n'apparaissent plus.

Le rognage des images permet à la fois de s'affranchir des spécularités mais aussi de réduire la taille de l'image et ce faisant le temps de calcul. Cependant, cette restriction de l'analyse peut conduire à des non détection pour peu que la pollution ne soit pas précisément sur la bande de roulement. Il est alors imaginé comme perspective de corriger les spécularités, notamment pas la méthode des détecteurs Rx (J. FRONTERA-PONS, et al. 2014).

Des résultats chiffrés de synthèse de l'impact des différents paramètres sur la précision de la classification sont donnés au paragraphe 5.

4 Méthode de classification non supervisée par NMF-SAM

L'application de la NMF sur nos images spectrales n'est pas directe. En effet, elle considère en entrée une matrice à deux dimensions alors que le cube spectral est à trois dimensions. La première étape est donc le remodelage de nos données. Nous choisissons la concaténation verticale de la matrice image 3D, de dimensions LxPxN, pour l'obtention d'une matrice 2D, de dimensions MxN, où M=LxP (Figure 82). L'opération de *concaténation* de variables consiste à regrouper ces variables dans une seule. Ici chacune de nos images fréquentielles devient un vecteur colonne.

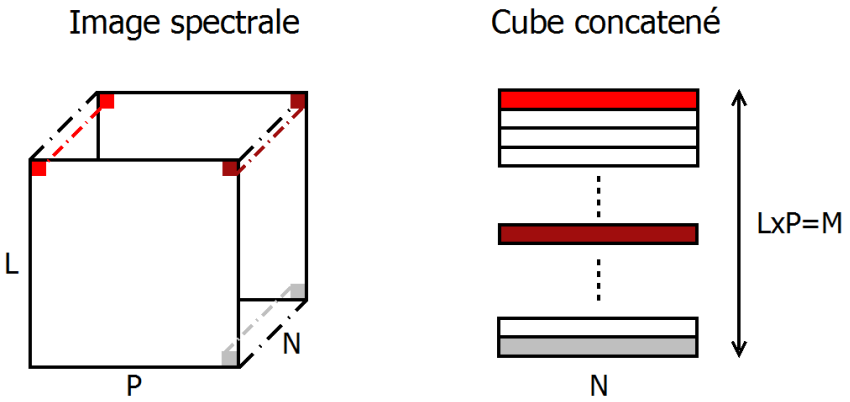


Figure 82 - Processus de concaténation des lignes en colonnes. Gauche : cube spectral LxPxN. Droite : cube concaténé en dimension 2, MxN.

Dans notre cas d'application, avec un dématriçage sans interpolation, L=216 est le nombre de lignes et P=409 est le nombre de colonnes d'une image spatiale, N=25 est le nombre de bandes du cube image. La NMF peut maintenant être appliquée.

4.1 NMF hiérarchique de rang 2

Dans ces travaux, nous cherchons à identifier puis à reconnaître les spectres purs de chacun des matériaux polluants que l'on retrouve fréquemment sur les fils de rail.

Comme indiqué au Chapitre 5, la Factorisation en Matrices Non-Négatives est la détermination d'une factorisation approchée de la matrice X telle que $X = W \times H$. Elle consiste à décomposer un spectre mesuré en un ensemble de vecteurs qui décrivent des classes de données appelé *endmembers*. C'est la matrice que nous appelons ici $H = [h_1, \ldots, h_k]$; les vecteurs h_i sont de dimension N. Les abondances associées indiquent la proportion de chaque *endmember* présente dans le spectre mesuré. Elles se trouvent dans la matrice $W = [w_1, \ldots, w_M]$; les vecteurs w_i sont de dimension k.

Habituellement, la NMF prend en entrée le nombre de classes souhaitées en sortie, c'est-à-dire le nombre de spectres purs que l'on attend sur l'image et qui correspond au rang k. Or depuis le démarrage de la thèse, l'utilisation de NMF hiérarchiques commence à se développer : au lieu d'une décomposition directe en un nombre donné de classes, il s'agit d'appliquer une segmentation dichotomique, avec un rang k=2, qui fournit un arbre de décomposition binaire. Ceci est particulièrement bien adapté au problème à traiter car il n'y a aucun moyen de prédire combien de matériaux seront présents sur l'image ni combien de spectres purs la composent.

Nous n'avons aucune information a priori sur l'état de surface des rails observés, nous ne savons pas s'ils sont propres ou pollués. Dans le second cas, la pollution peut être un polluant unique ou un groupement de plusieurs matériaux. Ceux-ci peuvent avoir des spectres relativement proches, ne permettant pas une bonne séparation en NMF classique. Puisque nous ne connaissons pas le nombre de clusters nécessaire ou le niveau de corrélation des spectres entre eux, la solution a été d'orienter les

travaux vers une NMF itérative de rang 2 (2-NMF), soit k=2 (Figure 83). Elle permet une classification hiérarchique en 2^i sous-groupe où i est le nombre d'itérations.

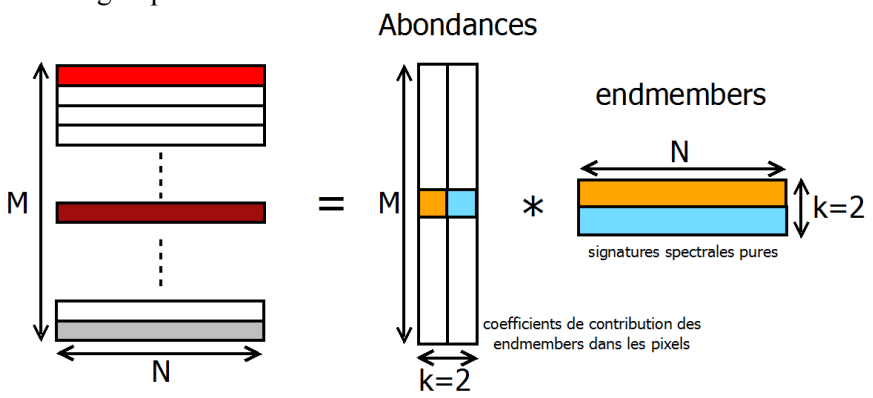


Figure 83 - Décomposition d'une matrice image concaténée (MxN) en deux matrices non négatives (Mx2)*(2xN)

Cette structure hiérarchique génère un arbre binaire, menant à une décomposition de plus en plus fine (Figure 84). Notre stratégie consiste à recueillir à chaque itération i les résultats de la 2-NMF puis de calculer pour chaque pixel-vecteur un score comparant son spectre à ceux des endmembers obtenus. Ainsi le score maximal indique la famille d'appartenance du pixel.Pour notre application, le score a été calculé de deux façons différentes : par utilisation de la matrice d'abondance et par calcul de l'angle spectral (SAM). Ces deux méthodes sont décrites au paragraphe intitulé « Méthode de classification suite au démixage : SAM ou matrice d'abondance ».

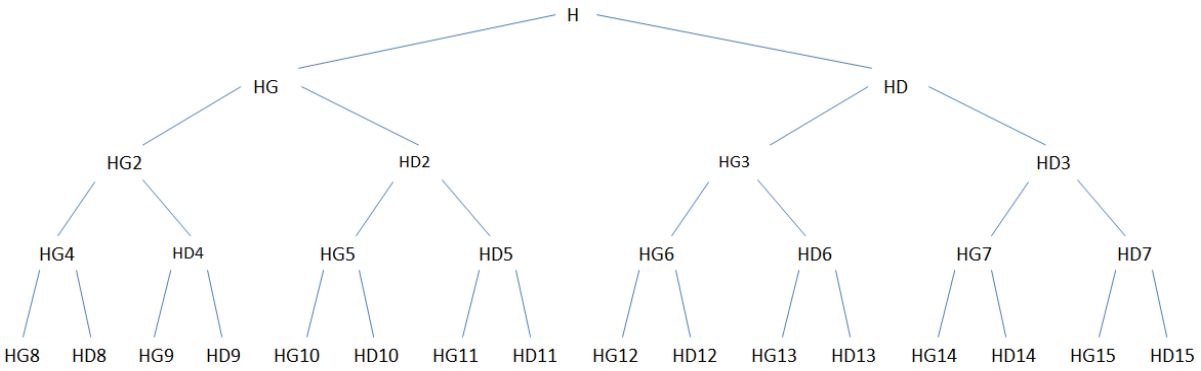


Figure 84 - Exemple d'arbre binaire, de niveau i=4. Le nombre de décomposition obtenue est 2^i=16. On dira d'un cluster qu'il est une feuille de l'arbe s'il n'est pas lui-même dépraré en deux classes. A l'inverse, s'il est soumis à la décomposition, on parlera de nœud. Une feuille de niveau i peut devenir un nœud au niveau de décomposition (i+1).

Critère d'arrêt :

Un paramètre d'importance dans la NMF itérative est son critère d'arrêt. Il correspond par exemple au nombre de clusters souhaités, à un niveau de décomposition fixé ou à un paramètre variable suivant la situation traitée. Il détermine la segmentation finale de l'image et joue un rôle important dans la détection des matériaux sur la surface des rails Les résultats présentés ont été obtenus en utilisant comme critère d'arrêt le niveau de décomposition souhaité.

Celui-ci est choisi de façon empirique, basée sur l'expérimentation, suite à l'analyse visuelle des résultats de classification, en fonction du matériau recherché. Nous donnons donc en entrée le niveau de décomposition souhaité (implicitement le nombre de classes souhaitées).

Les niveaux de décomposition i testés ont pris des valeurs entières dans l'intervalle [1,5] soit des segmentations en respectivement 2, 4, 8, 16 et 32 clusters. Le nombre de cluster nécessaire à la bonne

segmentation (tous les pixels d'un polluant sont isolés) peut varier en fonction de la matière observée. En effet, des matériaux qui ont des spectres proches sont plus difficiles à séparer et demandent une décomposition plus fine. Nous avons majoritairement utilisé des segmentations à 4 et 8 clusters. Cette démarche donne des résultats satisfaisants ; ils sont explicités au paragraphe 4.3 et sont illustrés par la Figure 87.

Le paramétrage fixé du niveau de segmentation n'est pas forcément optimal, il peut mener notamment à une sursegmentation. Par exemple, des pixels de feuilles de natures et de santés différentes pourraient être classés dans différents cluster alors qu'ils appartiennent tous à la famille des végétaux. Bien qu'ayant peu d'impact, la sursegmentation peut rendre plus complexe l'interprétation, notamment visuelle.

Une première correction possible est le réglage adaptatif du seuil δ introduit au chapitre 5, paragraphe 4.4.1, appliqué aussi bien à la matrice d'abondance qu'à l'angle spectral.
Soit s(i) la variable de classification (voir Chapitre 5). Définissons la fonction de distribution empirique F(δ) :

$$F(\delta) = \frac{1}{n}|\{\, i \mid s_i \leq \delta\}| \qquad 6.5$$

Elle correspond au nombre d'éléments i du cube concaténé tel que s(i) soit inférieur au seuil δ, divisé par l'ensemble des éléments (nombre de pixel) dans le cube concaténé. Ses valeurs sont comprises dans l'intervalle [0,1] et F(0)=0, F(1)=1.
Pour un δ donné, nous obtenons deux classes (C1,C2). Nous souhaitons éviter des déséquilibres trop importants lors de la classification (cluster presque vide ou au contraire contenant presque tous les pixels). Il faut alors que la valeur de δ permette d'avoir des classes de contenance approximativement égale. Mathématiquement, cela s'écrit : F(δ) ≈ 0,5, ce qui est équivalent à minimiser $|F(\delta) - 0{,}5|$. Cette contrainte offre aussi une légère amélioration de la stabilité de décomposition (Figure 85).

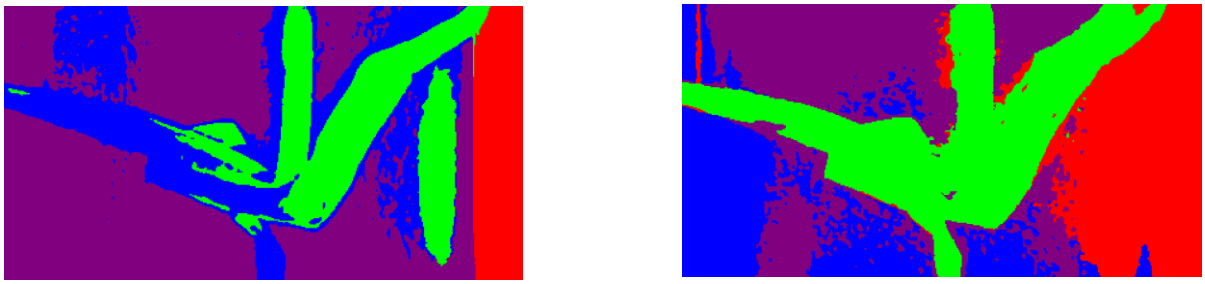


Figure 85 - Segmentation des images spectrales par matrice d'abondance. Gauche : sans contrainte. Droite : avec contrainte d'équilibre des clusters.

Ouverture pour l'optimisation du critère d'arrêt :

Une piste ultérieure d'optimisation de la classification non-supervisée des pixels est proposée ci-dessous à titre indicatif.

L'analyse des matrices H obtenues aux différents niveaux d'itération a permis de repérer des comportements susceptibles de conduire à l'amélioration significative de la décomposition hiérarchique et du critère d'arrêt :

- Les endmembers sont différents, quel que soit le niveau hiérarchique 2^i de comparaison,
- Certains endmember « feuilles » (même nœud ou nœud différent) ont des spectres relativement similaires,
- Certaines « feuilles » de niveau 2^i ont des spectres proches de ceux des nœuds du niveau 2^{i-1}.

Dans le premier cas, la segmentation peut être poursuivie sans plus d'analyse. Les deux suivants peuvent conduire à l'amélioration de la décomposition par calcul de la similarité entre les spectres.

Celle-ci (sans unité) est mesurée de la façon suivante :

$$similarité = 1 - \frac{1}{N} \times \sum |H_i - H_j| \qquad 6.6$$

où N est le nombre de fréquences de l'image (ici N=25), (i,j) deux indices dans l'arbre binaire pour la comparaison des endmembers. L'expérimentation (via l'observation des courbes spectrales et la mesure de similarité) a montré que des spectres très proches ont une similarité supérieure à 0,8.

Lorsque des spectres similaires sont détectés, plusieurs configurations sont possibles :

- Si deux clusters K^i_j et K^i_k du même nœud K^{i-1}_j ont des spectres très proches, la décomposition n'apporte pas d'information pertinente, elle n'est donc pas nécessaire. La séparation de cette branche est donc stoppée au nœud K^{i-1}_j.
- Si deux feuilles K^i_j et K^i_k issus de nœuds différents ont des spectres très proches, l'un voit sa décomposition stoppée tandis que l'autre est conservée.
- Si une feuille K^i_j a un spectre semblable à un nœud de niveau i-1, cette feuille n'apporte plus d'information, elle est tronquée. En d'autres termes, le sous-ensemble correspondant est vide.

L'algorithme de segmentation s'arrête lorsque:

Nombre de clusters niveau $2^i \leq$ 1+Nombre de cluster niveau 2^{i-1}

Cette optimisation de la décomposition devrait réduire la sursegmentation et permettre de stopper automatiquement l'algorithme après un nombre optimisé de décompositions.

4.2 Implémentation de l'algorithme de classification supervisée NMF-SAM

Nous présentons ici les grandes lignes de l'implémentation de l'algorithme décrit au paragraphe 4.1 et illustré par la Figure 86.

1) Algorithme 1 : Segmentation hiérarchique d'un cube multispectral basée sur la 2-NMF

DONNEES D'ENTREE : le cube concaténé (MxN), le niveau de décomposition souhaité r

DONNEES EN SORTIE : masques de couleurs illustrant la segmentation de X en K_i clusters, pour $i \in [1,2^r]$ et tels que $U_i K_i = \{1,2,\ldots,M\}$

% *Initialisation*

$K_1=\{1,2,\ldots,M\}$ % *cluster initial contenant l'ensemble des pixels*

$K_i= \emptyset$ pour $i \in [2,2^r]$

$(K^1_1, K^2_1) \leftarrow$ Décomposition (X, K_1) % *voir Algorithme 2*

$K^1_i = K^2_i = \emptyset$ pour $i \in [2, 2^r]$

Pour l de 2 jusqu'à r % *niveau de la décomposition*

  Pour j de 1 à 2^{l-1} % *indice du cluster à segmenter*

    % *Mise à jour des clusters*

    $K_j \leftarrow K^1_j$ et $K_k \leftarrow K^2_j$

    % *Segmentation des nouveaux clusters*

    $(K^1_j, K^2_j) \leftarrow$ Décomposition (X, K_j) et $(K^1_k, K^2_k) \leftarrow$ Décomposition (X, K_k)

  Fin Pour

  Affichage masque couleur de la décomposition l

Fin Pour

2) Algorithme 2 : Décomposition du cube en utilisant la 2-NMF (Figure 86)

DONNEES D'ENTREE : le cube (X,Y,λ), le cube concaténé (MxN), le sous-ensemble $K \subset \{1,2,\ldots,M\}$

DONNEES EN SORTIE : couple de sous-ensembles (K^1_i, K^2_i) tels que $K^1_i \cup K^2_i = K_i$, $i \in [2, 2^r]$

1 : [W,H]=2-NMF (X) % *calculé par ALS, décrit au chapitre 5, paragraphe 4.2.3*

2 : Calcul de l'angle spectral α_i % *définit équation 5.44*

3 : $K^1_i = \{p|\alpha^1_p \geq \alpha^2_p\}$ et $K^2_i = \{p|\alpha^1_p < \alpha^2_p\}$ avec $p \in \{1,2,\ldots,M\}$ % p : position du pixel dans le cube concaténé

4 : Reconstruction du masque couleur à partir des coordonnées initiale des $p_i \in K_i$

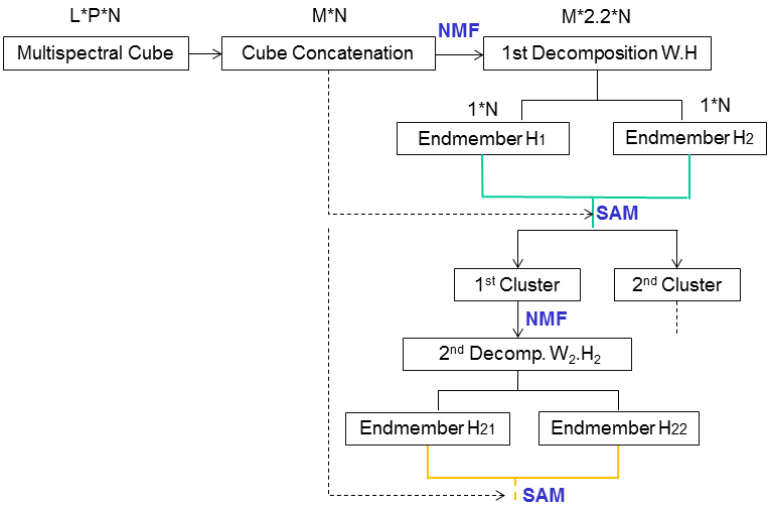


Figure 86 - Schéma de l'algorithme de segmentation hiérarchique par 2-NMF, avec deux niveaux de décomposition

4.3 Résultat de la classification non-supervisée

La méthode que nous avons développée est la Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF) par Alternating Least Square (ALS). Son implémentation avec initialisation aléatoire ne permet pas d'avoir une stabilité stricte des résultats. Néanmoins ceux-ci s'approchent de la *vérité terrain* (présentée au chapitre 5). Les résultats sont montrés sur la Figure 87.

Les résultats de segmentation par NMF-SAM montrent une bonne décomposition de l'image. En particulier, en présence d'un polluant celui-ci est caractérisé par une classe homogène (feuille et graisse). Les résultats sont moins facilement exploitables pour le sable. En effet, le sable a une texture granuleuse et ses grains ont un relief tendant à ombrager ou au contraire réfléchir la lumière sur leurs voisins. Les performances de classification sur des images de sable s'expliquent donc par sa nature de mélange non-linéaire et par le fait que la bande spectrale active de la caméra n'est pas la plus adaptée à l'observation de minéraux. Pour le rail propre, la table de roulement n'est pas homogène. La NMF sur-segmente le rail. Plusieurs raisons peuvent l'expliquer. Tout d'abord, le rail est semblable à la peau : il a des « pores », plus ou moins larges, plus ou moins profonds et tous n'ont pas le même contenu. De plus, à l'utilisation, des rayures ou sillons (peu profonds) se forment sur la surface de roulement.

Cette caractéristique de non-homogénéité du rail propre, décevante au premier abord, pourrait en réalité être discriminante. Sur notre base de données restreinte, en laboratoire, ce résultat ne permet pas une généralisation mais offre une piste pour la détection de matériaux sur la surface du rail.

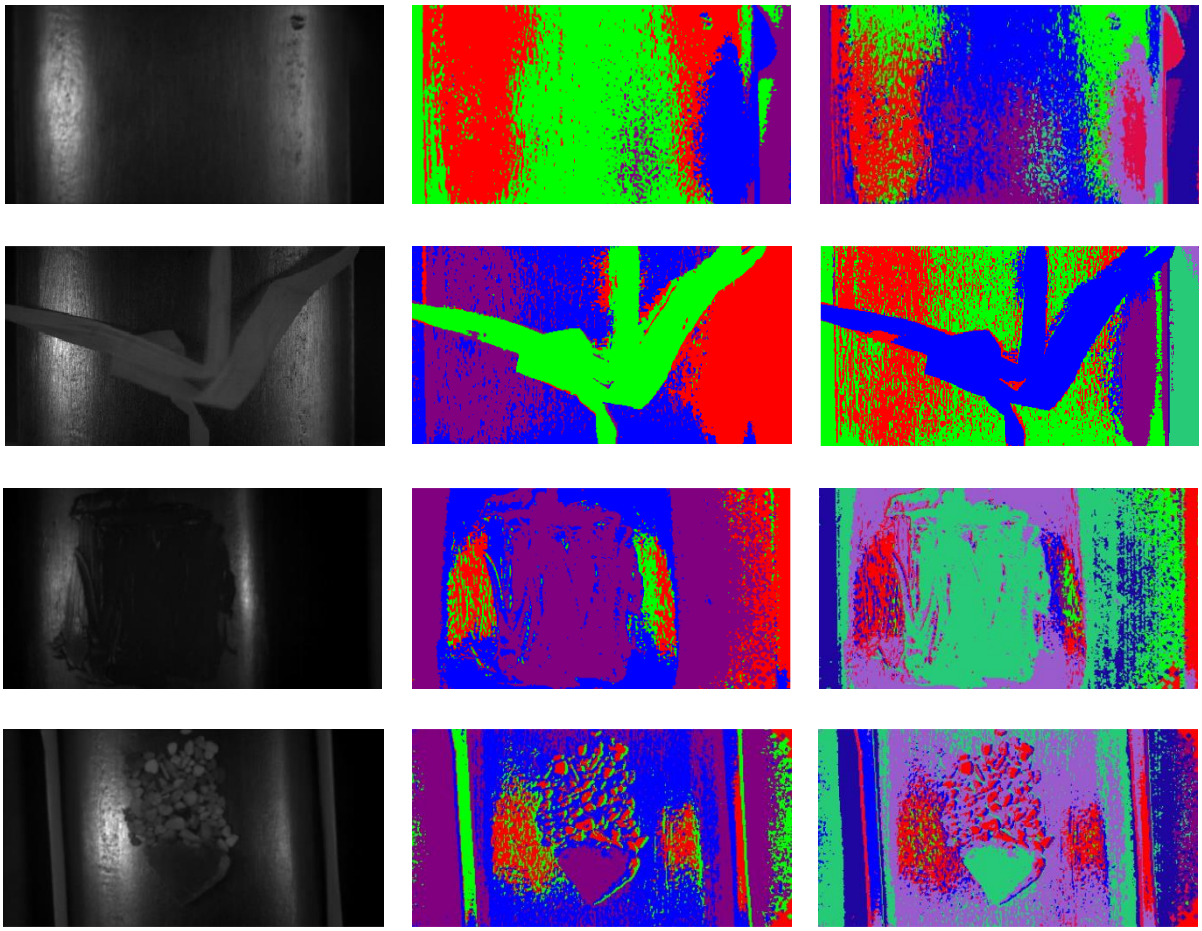


Figure 87 - Résultats de la segmentation par NMF ALS sans contrainte. Gauche : Image de la première bande du cube multispectral. Centre : Segmentation à 4 clusters. Droite : Segmentation à 8 clusters. 1ère ligne : rail propre. 2nde ligne : feuille sur le rail. 3ème ligne : Graisse sur le rail. 4ème ligne: Sable sur le rail.

Enfin, dans la configuration de montage du système choisie, les bords du rail sont très spéculaires. Ils renvoient la majorité de l'énergie qu'ils reçoivent dans une unique direction. Le reste de cette énergie est mélangée au spectre des pixels voisins. Ainsi les pixels proches de ces spécularités voient leur spectre modifié. L'information spectrale de ces pixels ne peut donc être exploitée puisqu'elle ne correspond pas à la réalité. Une ouverture pour ces travaux pourrait être de corriger les spécularités pour améliorer la classification globale.

Initialisation de la matrice H :

Nous avons essayé d'initialiser notre NMF, de façon à ce que la recherche de endmember soit moins aléatoire. Deux essais ont été fait :

- L'initialisation de H0 tel que H0(1)=H0(2)=spectre de rail propre
- L'initialisation de H0 tel que H0(1)= spectre de rail propre et H0(2)=spectre de feuille

L'introduction d'une initialisation non aléatoire de la NMF (W0,H0) apporte visuellement peu d'amélioration en terme de stabilité de décomposition. La contribution de l'initialisation est montrée au paragraphe 5.1.2.

Contraintes d'orthogonalité sur les matrice W ou H ou (W,H) :

Pour améliorer les résultats, tant en stabilité qu'en décomposition, nous avions pensé à contraindre la NMF en orthogonalisant la matrice H (ou la matrice W ou les deux), comme décrit au chapitre 5, paragraphe 4.3. Que ce soit par les méthodes de (DING, et al. 2006) ou (CHOI 2008), les résultats restent

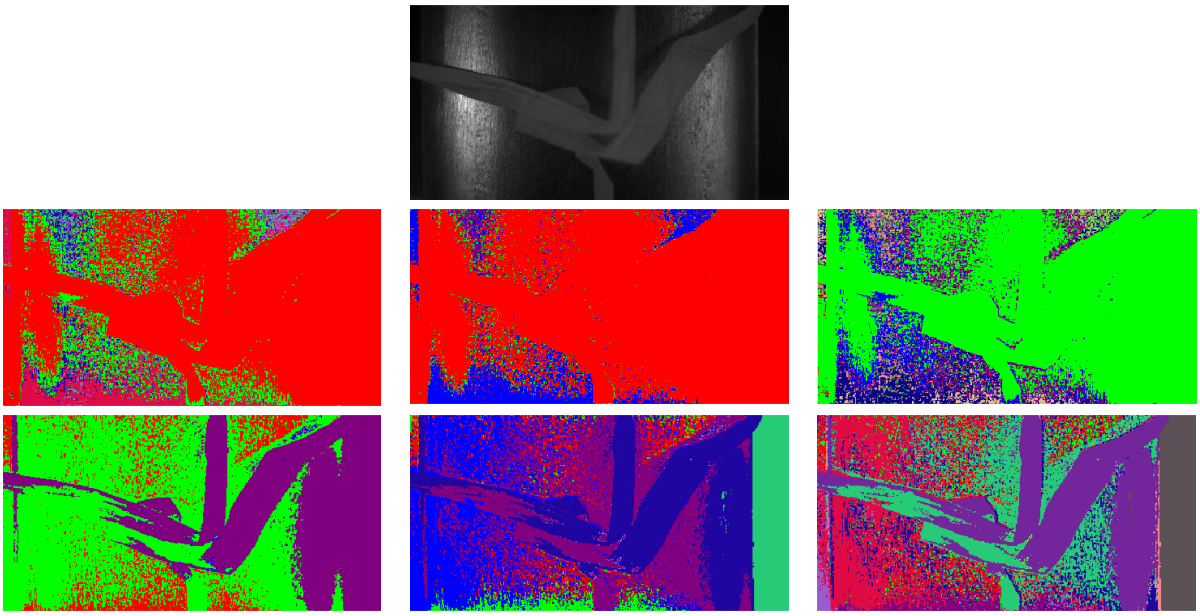


Figure 88 - Résultats de la segmentation par NMF orthogonale. 1ère ligne : Première image du cube multispectral. 2nd ligne : méthode de (DING, et al. 2006). Gauche : bande 1 du cube corrigé. Centre : segmentation en 4 clusters. Droite : segmentation en 8 clusters. 3ème ligne : méthode de (CHOI 2008)

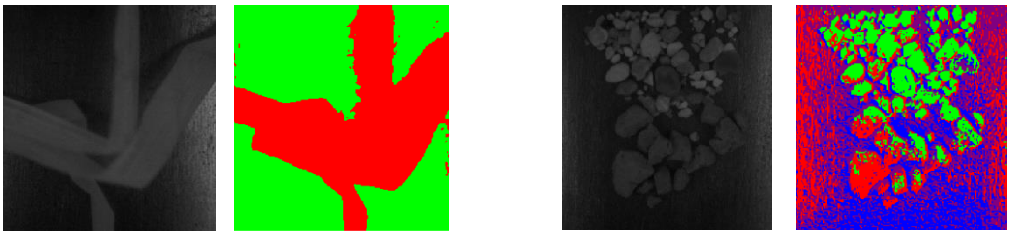


Figure 89 - Résultat de la NMF ALS sur des images redimensionnées. Couple d'images à gauche : végétal sur rail. Couple d'images à droite : sable sur rail. Segmentations en 4 clusters.

instables par orthogonalisation et sont beaucoup plus longs à converger vers une bonne segmentation de l'image qu'une NMF non contrainte. Sur ces deux méthodes, la stabilité est meilleure sur les résultats issus de la méthode de DING. La méthode de CHOI montre une décomposition spectrale plus rapide mais plus instable. Les résultats sont montrés sur la Figure 88.

Redimensionnement de l'image :
Au chapitre 4, nous avons défini un traitement spatial permettant notamment de redimensionner les images par rognage autour des spécularités. On montre ici que le redimensionnement de l'image, plus proche de la table de roulement, permet d'avoir une meilleure décomposition spectrale (Figure 89). Ceci s'explique par le fait que l'on ne prend plus en compte les pixels « entachés » du bruit spéculaire. Les résultats sont particulièrement démonstratifs pour des mélanges non-linéaires, comme le sable.

Méthode de classification suite au démixage : SAM ou matrice d'abondance
Les algorithmes de classification appliqués sont identiques pour les deux méthodes, NMF ALS et K-moyennes. Nous généralisons donc ici l'impact du choix de l'algorithme de classification.

Nous avons présenté les résultats de la classification par l'algorithme SAM. Son efficacité a été démontrée tant dans la littérature que pour notre application. Cette méthode fait un calcul d'angle utilisant la fonction arccosinus entre deux vecteurs dans un espace de dimension N, avec N le nombre de fréquences.

Replaçons-nous dans le cas de la 2-NMF. Elle fournit deux matrices W et H. La matrice des *abondances* W, contient la part de chaque *endmember* H_1 et H_2 dans tous les pixels de l'image. W est de dimension (nombre de pixels) x 2. L'utilisation de la matrice des *abondances* pour la classification des pixels, dans sa version simple, revient donc à comparer deux réels positifs et orienter le pixel dans la famille du *endmember* le plus présent.

L'utilisation de cette matrice « d'*abondance* » permet une classification simplifiée des pixels de l'image en fonction de leurs caractéristiques spectrales. En effet, au lieu de se placer dans un espace à N dimensions, ces deux matrices permettent une classification simplifiée dans un espace de dimension réduite égale à 1. De plus, les résultats de segmentation sont très proches, suivant que l'on utilise SAM ou l'abondance.

La comparaison de chacun des pixels avec les *endmember* en utilisant SAM prend en moyenne 3,5 secondes tandis que l'information des matrices « d'*abondances* » prend en moyenne moins de 0,1 seconde pour la NMF. Il y a un rapport 35 entre les deux temps d'exécution, ce qui n'est pas négligeable dans le cadre de notre application. Il faut cependant garder en mémoire que SAM est plus robuste, notamment au changement d'illumination. Etant données les variations des conditions d'acquisition des images en laboratoire, nous avons par la suite privilégié SAM.

5 Efficacité des algorithmes avec et sans apprentissage préalable

A des fins de comparaison, les résultats de deux types de classifieurs appliqués sur les images sont présentés : les classifieurs par angle spectral (SAM) et les méthodes à vecteurs support (SVM). Différents noyaux et méthodes de séparation d'hyperplan ont été utilisés pour la méthode SVM.

La comparaison des résultats avec la vérité terrain permet de juger de l'efficacité des algorithmes mis en place. Notons cependant que cette vérité terrain (en : ground truth) correspond à une labellisation manuelle de chaque pixel de l'image, basée sur l'interprétation visuelle de l'utilisateur. Elle n'est donc pas universelle et on admettra une certaine marge d'erreur, notamment proche des contours (changements de contraste) des objets.

Chaque classifieur est appliqué sur l'image originale et après filtrage (lissage). Pour évaluer l'efficacité de nos algorithmes de classification, nous utilisons la *précision* et le *rappel* définis en 0.

Dans un premier temps, nous caractérisons les images de la vérité terrain. Sur une photo de rail propre, elle comporte deux classes : la table de roulement et le pied du rail (hors champ). En ce qui concerne la classification, nous choisissons de regrouper ces deux clusters en un seul ensemble. En supplément, sur chacune des images de la vérité terrain, nous recensons le nombre de pixels correspondant à une pollution et ceux correspondant à un rail propre (1-nbre de pixels de la pollution). Un rail propre aura généralement un score de 100% rail propre (tous les pixels de l'image correspondent à du rail).

Nous pouvons maintenant comparer les résultats obtenus à la vérité terrain.

5.1 Performance des SVM

Nous commençons par étudier les performances des méthodes à vecteurs supports.

Dans le cas d'une configuration SVM SMO linéaire, nous faisons varier la valeur seuil (en : bias ou threshold) du modèle entre 0,001 et 25. Pour chaque image résultat, nous comptons le nombre de pixels étiquetés « feuille » pour le comparer à celui de la vérité terrain. A titre d'exemple, les chiffres sont donnés dans le Tableau 7.

Tableau 7 - Impact de la variation du seuil sur la classification par SVM binaire linéaire-SMO

	Nombre de pixels « feuille »	**Nombre de pixels « rail »**	**Pourcentage de pollution trouvée**
Vérité terrain	**26841**	**85668**	**24,8%**
SVM SMO L s=0,001	55322	57187	49,2%
SVM SMO L s=0,005	55323	57186	49,2%
SVM SMO L s=0,01	55326	57183	49,2%
SVM SMO L s=0,05	55338	57171	49,2%
SVM SMO L s=0,1	55361	57148	49,2%
SVM SMO L s=0,5	55553	56956	49,4%
SVM SMO L s=1	55835	56674	49,6%
SVM SMO L s=5	58003	54506	51,6%
SVM SMO L s=10	61594	50915	54,7%
SVM SMO L s=15	65523	46986	58,2%
SVM SMO L s=20	70554	41955	62,7%
SVM SMO L s=25	79450	33059	71,0%

Cette analyse indique que des variations du seuil dans l'intervalle [0,1] n'apportent pas de grands écarts dans les résultats. En sortant de l'intervalle [0,1] en revanche, les mauvaises classifications augmentent fortement (Figure 90).

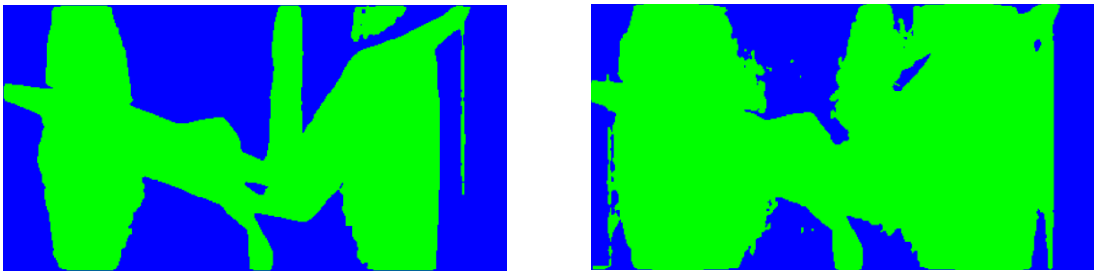


Figure 90 - Résultats obtenus par SVM-SMO avec un noyau linéaire après une étape de pré-filtrage spatial. Gauche : seuil à 0,001. Droite : seuil à 25. Image originale présentée en Figure 87, bas gauche.

Nous calculons les valeurs de précisions et rappels pour ces 12 classifications ainsi que pour le couple « Linéaire-LS ». Nous obtenons les courbes données en Figure 91.

La courbe de la Figure 91 peut être interprétée comme ceci. Lorsque le seuil augmente, le cluster étiqueté « feuille » voit sa tolérance augmenter, il grossit : le nombre de pixels mal classés augmente faisant diminuer fortement sa précision. En revanche, puisque le nombre de pixels reconnus comme de la feuille augmente, il y a plus de chance d'englober tous les pixels feuille de la vérité terrain. Voilà pourquoi le rappel augmente alors que la qualité de la segmentation paraît visuellement très détériorée.

Etant donnée la forte similarité des résultats « Linéaire-SMO » et « Linéaire-LS », nous choisissons arbitrairement le « Linéaire-SMO » pour la comparaison des performances avec les autres méthodes testées.

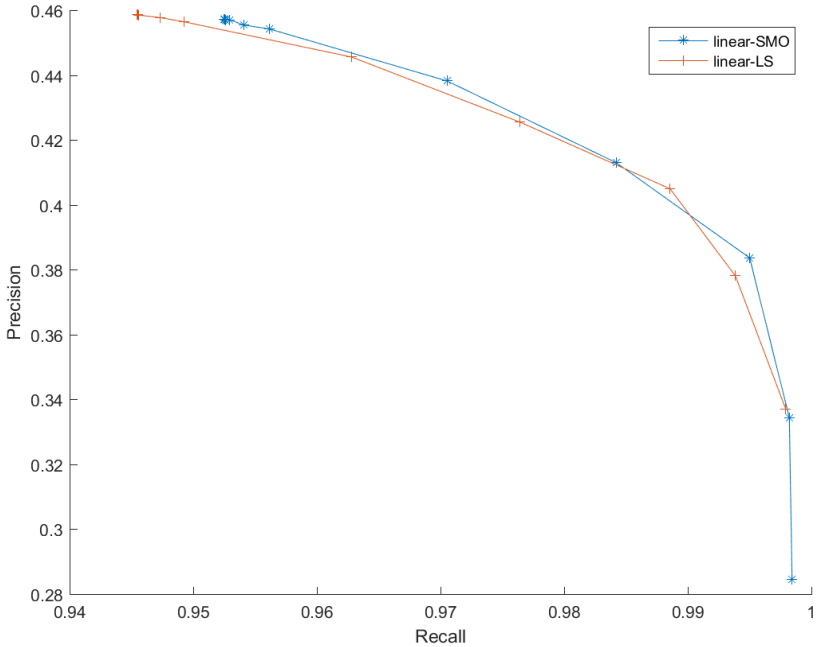


Figure 91 - Courbe Precision / Recall obtenue par variation du seuil d'un SVM SMO et d'un SVM LS avec noyau linéaire.

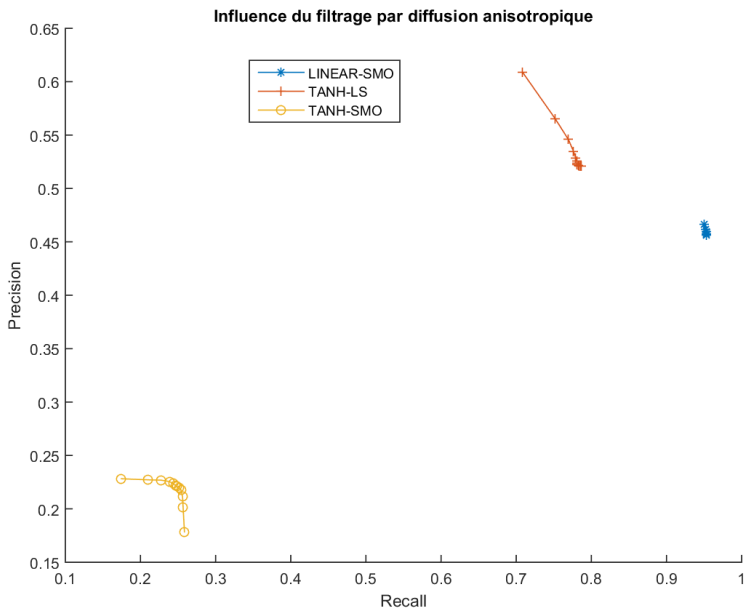


Figure 92 - Courbes P/R pour l'analyse de l'influence du filtrage par diffusion anisotropique. Deux noyaux ont été testés (linéaire et tangente hyperbolique)

Des courbes Precision/Recall (P/R) illustrant les performances de l'algorithme testé sont tracées pour différents noyaux du SVM et pour différente optimisation de l'hyperplan. Elles sont montrées en Figure 92 et Figure 93. La Figure 92 a été obtenue en faisant varier les niveaux de filtrage par diffusion anisotropique. Le nombre d'itérations varie de 1 à 12, kappa=4 fixé, lambda=0,1 fixé. Des trois combinaisons SVM testés, la tanh-SMO présente clairement les moins bons résultats avec une précision et un recall moyens de 0,2.

La Figure 93 a été obtenue pour différents seuils appliqués aux noyaux testés (linéaire et tangente hyperbolique). Dans le cas de tanh, le seuil correspond à P2. Les valeurs varient de 0,001, 0,005, 0,01, … à 1, 5, 10, 15, 20, 25. Les différents couplages noyau-équation font ressortir que le couple tanh-SMO fournit une précision très pauvre pour un recall identique aux autres méthodes testées. Cette méthode n'est donc pas poursuivie, menant à une classification que nous jugeons mauvaise.

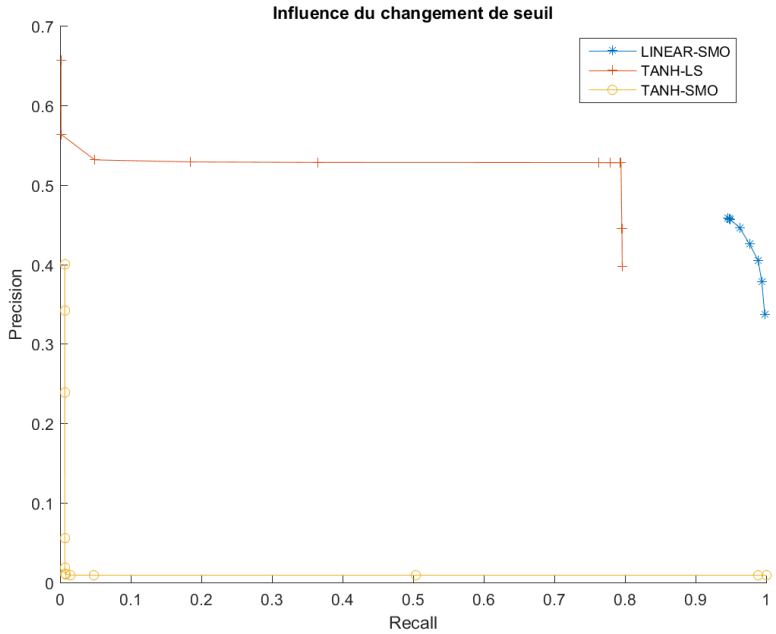


Figure 93 - Courbes P/R pour l'analyse de l'influence du changement de seuil. Deux noyaux ont été testés.

Les performances du noyau linéaire semble relativement constante, quel que soit le paramètre testé, avec un recall R > 0,9 et une précision aux alentours de P > 0,45.

5.2 Performances des NMF-SAM

Nous évaluons maintenant les résultats de NMF-SAM. Contrairement aux SVM que l'on a choisis en « 1 contre tous », soient deux clusters résultants après classification, la NMF-SAM hiérarchique présente autant de cluster que la demande qui est donnée en entrée de l'algorithme. Prenons l'exemple où k=4 dans le cas d'une image végétation. L'image résultat présente quatre classes dont une correspond à la pollution et trois correspondent au rail (surface, spécularité, pied). Par construction, la pollution végétale est affichée de couleur verte. Pour la comparaison avec les images vérité terrain et l'obtention des données P/R, sans reconnaissance supervisée sur les endmembers, un simple seuillage permettant de fusionner les classes n'étant pas de couleur verte est appliqué sur les masques NMF-SAM pour ne conserver que deux classes à l'instar du SVM.

Dans la suite de ces travaux de thèse, il pourra être intéressant de fusionner les clusters de caractéristiques communes dès leur création. De cette façon, la décomposition NMF sera plus précise et le rail propre, au lieu de présenter plusieurs clusters, sera uniformément segmenté (excepté peut-être au niveau des spécularités).

La NMF, de par son initialisation aléatoire, fournit des résultats qui ne sont pas parfaitement stables. Ceci est illustré sur la Figure 94. Malgré cela, les résultats sont tout de même bons puisque la précision est comprise entre 0,8 et 0,9 et le recall est supérieur à 0,9. Une initialisation fixée apporte une amélioration de la précision ; le recall reste inchangé. Une comparaison avec les courbes P/R obtenues pour le SVM TANH LS est donnée en Figure 95.

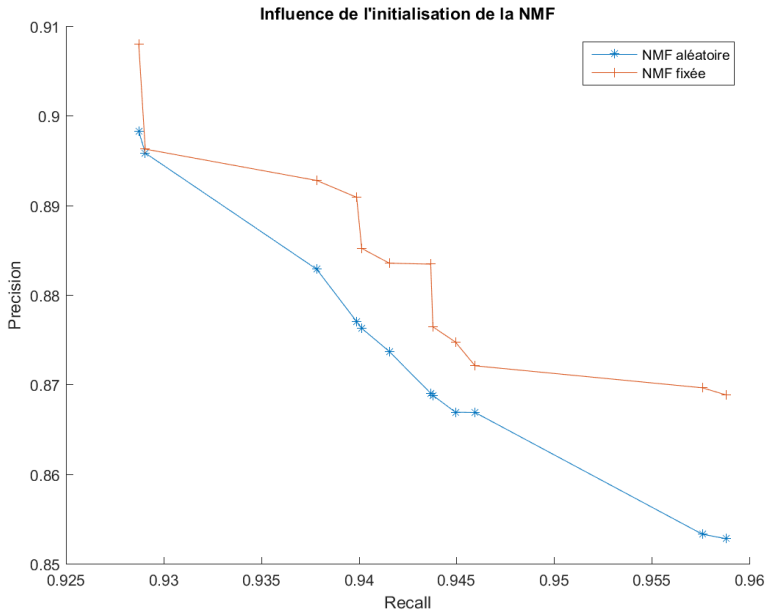


Figure 94 - Courbes P/R pour l'analyse de l'influence de l'initialisation de la NMF. Les différents points d'une même courbe ont été obtenus avec les mêmes paramètres d'entrée. L'instabilité de la classification est visible et l'amélioration liée à l'initialisation par spectres de référence de la NMF, bien que faible, est cependant notable.

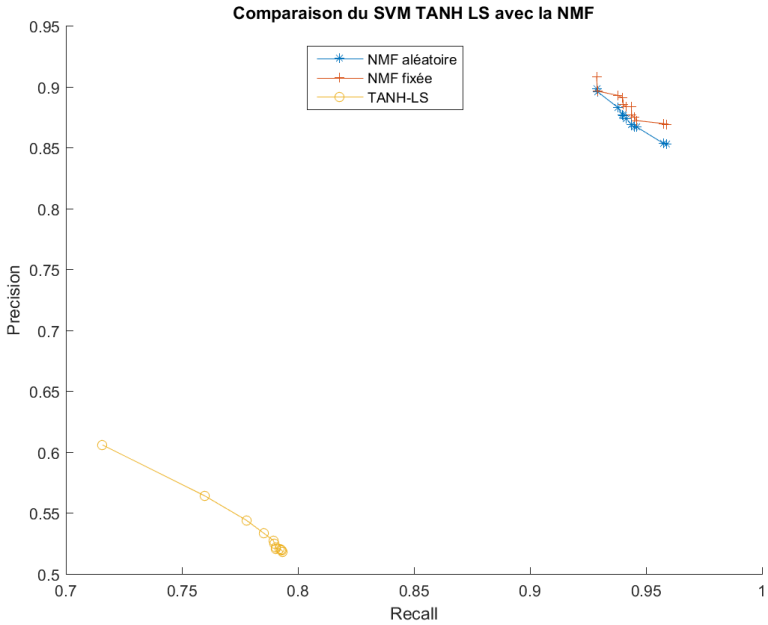


Figure 95 - Mise en comparaison des performances du SVM TANH avec celles de la NMF

Le calcul de précision et rappel sur le NMF pour différents niveaux d'itérations du filtrage a aussi été effectué. Les valeurs obtenues montrent visuellement (Figure 96) que ces itérations permettent l'amélioration de la précision mais les résultats sont surprenants. Ceci s'explique par la variabilité de la NMF à paramètres fixés. Ainsi, même si l'on peut constater une amélioration, il est difficile de la quantifier.

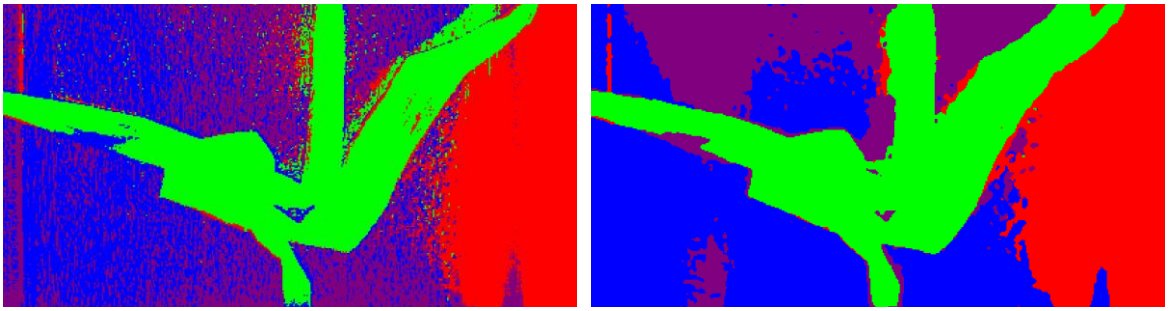


Figure 96 - Impact du filtrage par diffusion anisotropique sur les résultats de la NMF-SAM. Gauche : une itération du filtrage. Droite : 12 itérations de filtrage.

6 Synthèse des résultats de détection et de reconnaissance

Nous terminons la présentation des résultats de détection et reconnaissance de matériaux par une synthèse des performances obtenus avec les méthodes à vecteurs support et le couplage Factorisation en Matrice Non-Négative avec le calcul d'angle spectral.

Tableau 8 - Exemples de précision et rappel pour les méthodes SVM et SAM, en faisant varier certains paramètres

	Méthode	Feuille			Rail	
		Précision	Recall		Précision	Recall
SVM	**Noyau** : linéaire **Fonction** : LS Non filtrée	46,85	96,04		1	36,56
	Noyau : linéaire **Fonction** : SMO Non filtrée	46,88	95,09		1	39,11
	Noyau : tanh **Fonction** : LS Non filtrée	61,53	71,36		1	43,09
	Noyau : tanh **Fonction** : LS Diffu aniso 4iter	52,65	78,41		1	51,80
	Noyau : gaush **Fonction** : LS Diffu aniso 4iter	73,10	88,48		1	88,04
SAM	Non filtré	57,54	95,09		1	95,17
	Diffu aniso 4iter	64,03	95,31		1	96,91

L'algorithme SVM est paramétré avec différents noyaux (linéaire, tangente hyperbolique, gaussien hyperbolique) et deux équations pour la recherche de l'hyperplan séparateur.

Avant l'étape de filtrage (introduite au chapitre 4) et avec l'utilisation d'un noyau linéaire, la SVM fournit un très bon recall (compris entre [0,9 ; 0,99] suivant le seuil) et une précision moyenne (comprise entre [0,2 ; 0,5] suivant le seuil) pour la feuille tandis que pour un rail propre la précision est très bonne et le recall plutôt mauvais. Sans filtrage, c'est la méthode du moindre carré avec tangente hyperbolique qui nous donne le meilleur compromis : il réduit considérablement le recall pour la feuille mais contrebalance avec l'augmentation de la précision (feuille) et du recall (rail).

La NMF hiérarchique de rang 2 n'a pas autant de paramètres d'étude que le SVM. Nous avons montré l'impact de l'instabilité de la segmentation, faible mais bien présent. L'introduction d'une initialisation par spectre de référence semble améliorer faiblement la stabilité et la précision des résultats.

L'impact du filtrage est remarquable sur nos deux méthodes, SVM et NMF-SAM. Les compromis « précision/rappel » sont plus équilibrés pour chacune des méthodes et les images résultantes comprennent des régions homogènes moins bruitées que sans l'étape de filtrage. On note aussi un léger impact du nombre d'itération de la diffusion anisotropique.

Nous avons présenté ici des performances sur des images à deux classes (majoritairement feuille sur rail) où la NMF, algorithme non-supervisé, atteint des résultats équivalents si ce n'est meilleurs après seuillage que ceux des SVM. Les Figure 97 et Figure 98 synthétisent ces résultats. En revanche lorsqu'il s'agit de détecter et reconnaître de multiples pollutions, le SVM multiclasse montre ses limites tandis que la NMF-SAM n'aura besoin que d'un niveau de décomposition plus élevé.

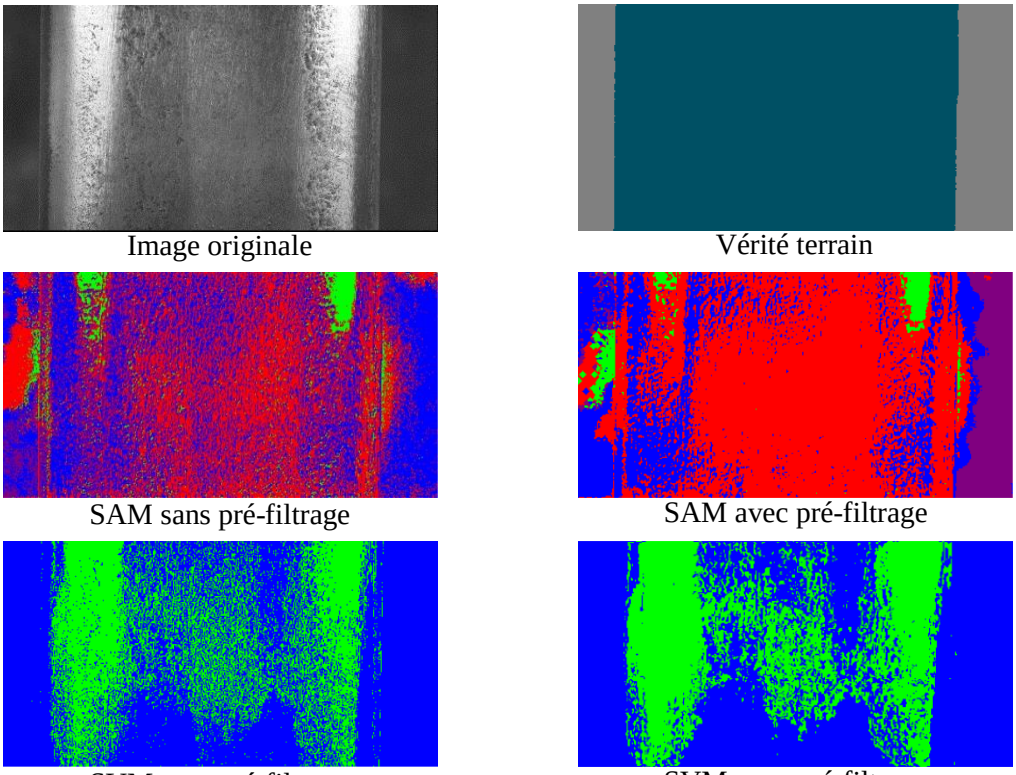


Figure 97 - Image originale de rail propre, vérité terrain, classifications

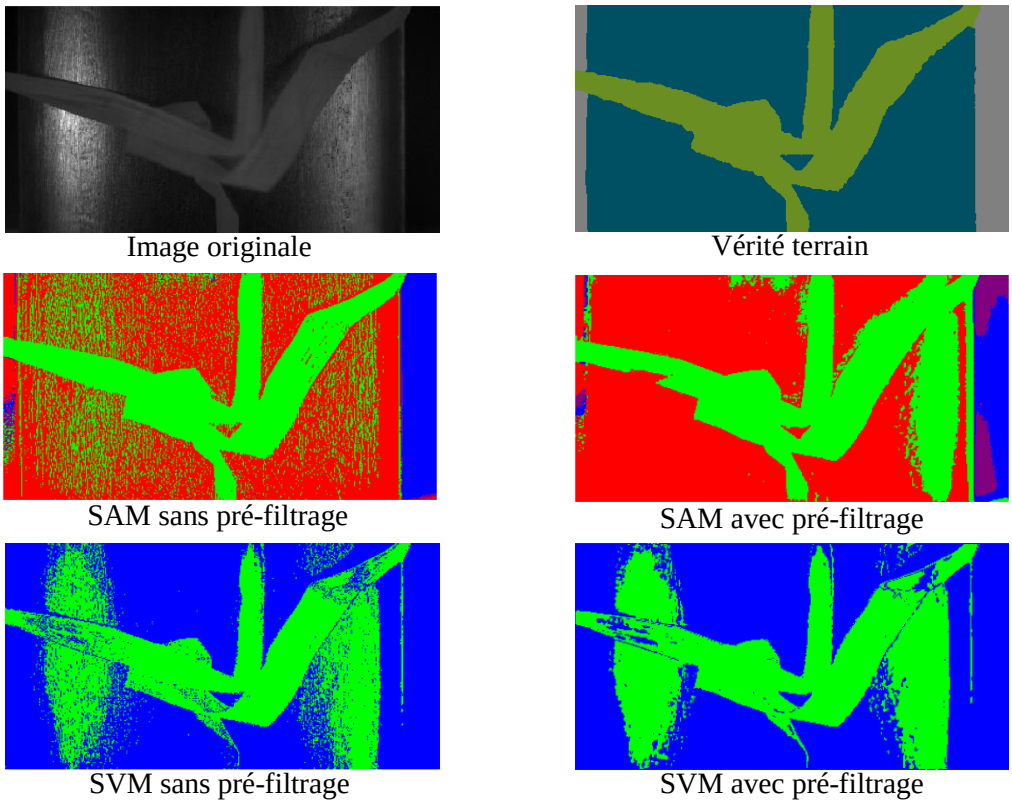


Figure 98 - Image originale de feuille, vérité terrain, classifications

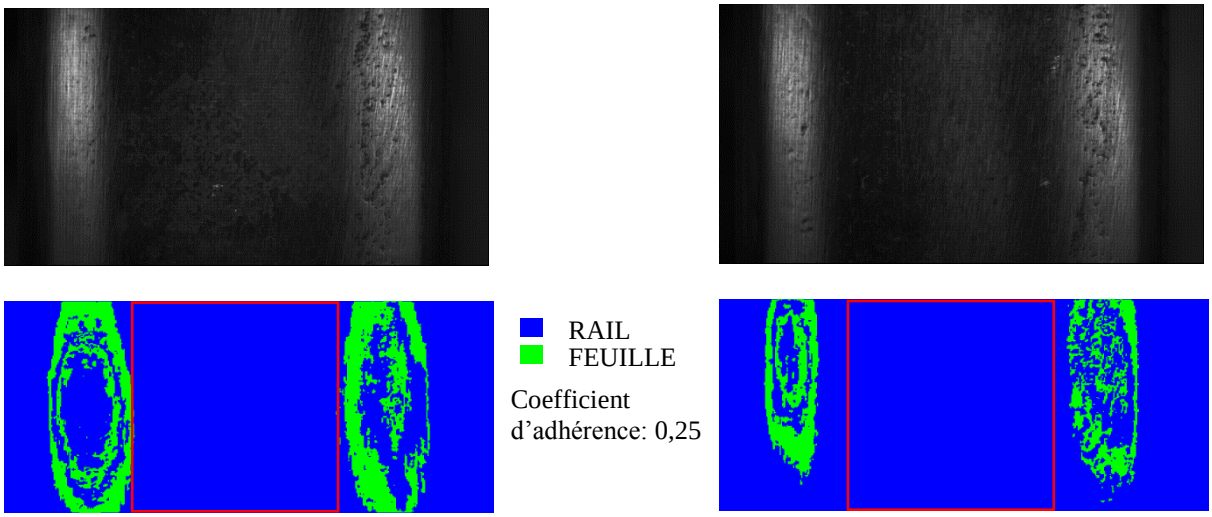


Figure 99 - Exemples SVM GAUSH LS sur deux échantillons de rail propre, avec association d'un niveau d'adhérence après reconnaissance. En rouge, la table de roulement, zone d'intérêt. Des fausses detections sont présentes au niveau des bords du rail liées aux spécularités.

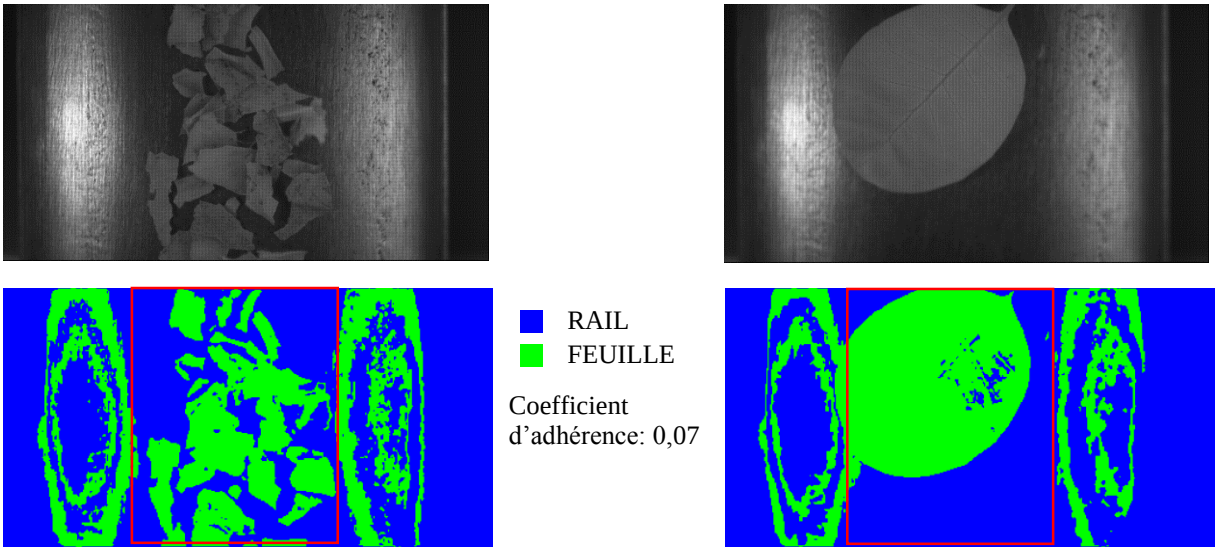


Figure 100 - Exemples SVM GAUSH LS de rail pollué par de la feuille, avec association d'un niveau d'adhérence après reconnaissance. En rouge, la table de roulement, zone d'intérêt.

7 Evaluation de l'adhérence à partir des résultats de classification

Le but de cette thèse est l'évaluation de la faisabilité de l'évaluation de l'adhérence roue-rail par imagerie spectrale. Nous avons d'abord caractérisé des polluants récurrents par spectroscopie et chacune des courbes spectrales s'est vue attribuer un coefficient d'adhérence en fonction du matériau qu'elle représente (Chapitre 2). Puis, sur des images nous avons détecté et reconnu des matériaux sur des rails.

Ce paragraphe vise à présenter une première approche d'évaluation de l'adhérence à partir des résultats obtenus au cours de cette thèse.

Commençons par les résultats de NMF-SAM. Etant donné que la méthode de classification n'utilise pas d'apprentissage préalable, nous n'avons pas de reconnaissance des spectres de centres de clusters. Il n'est donc pas encore possible à partir de cette information de connaître le polluant présent sur la surface du rail et par conséquent d'estimer un niveau d'adhérence. En revanche, nous sommes capables de conclure que le rail est pollué et que l'adhérence disponible est réduite. De plus, il est possible de compter le nombre de pixels correspondant au polluant sur l'image et de calculer le pourcentage de

pollution. Ceci introduit la notion de quantité de matière présente sur la surface du rail et permet d'évaluer la criticité de la pollution.

Les résultats obtenus par SVM, de par la reconnaissance de matériaux, permettent d'aller chercher dans la table d'adhérence (Chapitre 2) le coefficient adapté au polluant reconnu. Il est alors possible d'évaluer le coefficient d'adhérence. Des exemples sont donnés en Figure 99 et Figure 100.

Etat de surface du rail	Coefficient d'adhérence
Sec et propre	0,25-0,3
Pollué par végétaux humide	0,07

8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats des différentes méthodes implémentées. Pour la classification supervisée, nous nous sommes limités à l'étude et la mise en œuvre d'un algorithme de SVM. Il nous sert de référence pour évaluer par comparaison les performances de l'algorithme non-supervisé. La méthode retenue parmi les techniques de SAS implémentées est la Factorisation en Matrices Non-négatives, utilisant la classification par Spectral Angle Mapper (calcul d'angle spectral).

Le protocole SVM proposé, précédé d'une étape de lissage de l'image spectrale, permet d'obtenir un taux de bonne classification important, même avec un ensemble d'échantillons d'entrainement de faible taille. Il semble que les associations « noyau-méthode » linéaire-SMO et TANH-LS fournissent les meilleurs compromis de classification.

Le clustering spectral non supervisé s'est principalement articulé autour d'une NMF-ALS hiérarchique de rang 2, elle aussi précédée d'un filtrage, couplée à un SAM. Cette formulation présente plusieurs avantages. La classification des pixels se fait sans nécessité d'information a priori sur les données à traiter et elle s'affine à chaque niveau de décomposition de l'image. La NMF n'est pas contrainte et l'utilisation des moindres carrés alternatifs permet de conserver des valeurs positives tout au long de la décomposition.

Ces deux méthodes (SVM et NMF-SAM) sont retenues pour être améliorées dans les travaux futurs, à l'issue de cette thèse. Nous penserons par exemple à optimiser la décomposition hiérarchique de la NMF pour réduire les difficultés d'interprétation liées à la sursegmentation et à appliquer une reconnaissance supervisée sur les centres de cluster (endmembers) pour permettre la fusion de clusters de caractéristiques identiques et la sélection du coefficient d'adhérence dans la table suivant le matériau reconnu.

En synthèse, nos résultats sont encourageants et répondent à la problématique de la thèse : ils montrent l'intérêt de l'utilisation de caméras spectrales pour la détection et la reconnaissance de pollution sur la table de roulement des rails.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'avantage du train depuis sa création est sa faible résistance au roulement grâce au contact fer-fer de la roue sur le rail. A charge équivalente, le train consomme beaucoup moins d'énergie que les autres modes de transports. Cependant cette adhérence faible est aussi un inconvénient majeur. En effet, étant dépendante des conditions environnementales, elle est facilement altérée lors d'une pollution du rail (végétaux, corps gras, eau,…) et peut mettre en jeu la sécurité lors du freinage et en de rare cas lors de la traction.

L'augmentation des performances en zone de trafic dense nécessite d'exploiter le système ferroviaire au maximum de ses capacités tout en maintenant le niveau de sécurité. La solution actuelle pour pallier à une adhérence dégradée passe par une baisse de la vitesse et un espacement plus important entre les trains. Cela impacte directement les performances du système, et conduit notamment à une perte de capacité de transport.

Des progrès significatifs sur les distances d'arrêt ont été réalisés par la mise en œuvre d'anti-enrayeurs. Cependant l'exploitation en zone dense nécessite de réduire au minimum les distances d'arrêt. A notre connaissance, il n'existe aucun dispositif, ni même de méthode permettant d'évaluer l'adhérence disponible dans le trafic et en temps réel.

L'objectif du projet est d'utiliser des technologies de contrôle non destructif pour identifier par des mesures les zones à adhérence réduite et le facteur impactant pour alerter et adapter les comportements de conduite.

Ce sujet de thèse se voulait ouvert et exploratoire. Il s'agissait donc d'identifier un ensemble d'approches possibles, basées sur les nouvelles technologies d'imagerie spectrale, d'en caractériser la faisabilité et la fiabilité, ainsi que leur capacité à être adaptées à l'environnement ferroviaire (tenue aux vibrations, salissures, chocs). A partir de cet état des lieux, la ou les solutions les plus prometteuses devaient être explorées plus profondément.

Nous avons fait le choix au cours de cette thèse d'étudier la lumière réfléchie par un rail à un éclairage donné, pour répondre à la problématique suivante : détecter et reconnaître des polluants sur la table de roulement des rails pour conduire à l'évaluation de l'adhérence disponible.

Une étude préalable par spectroscopie a été menée lors de deux partenariats avec des organismes de recherche pour la création d'une part de spectres de référence et d'autre part pour l'analyse de l'impact de la géométrie du système (variation des angles d'illumination et d'acquisition).

Sans connaissance préalable sur les comportements et signatures des polluants récurrents du rail, il n'était pas possible de choisir efficacement un imageur. Nous avons alors caractérisé quatorze matériaux, posés sur un rail propre, dans quatre familles différentes : les métaux, les végétaux, les minéraux et les corps gras. Quatre exemples ont été présentés dans cette thèse : un rail propre (la référence), une feuille verte, du sable et une graisse noire.

Le lissage puis l'analyse (par spectroscopie dérivative et suppression du continuum) ont conduit à la conclusion que la zone du spectre lumineux 600-1000nm contient de l'information discriminante pour chacune des matières observées. C'est donc sur cette gamme spectrale que nous nous sommes focalisés pour le développement d'un système d'acquisition via un imageur multispectral.

La seconde étude conduite en spectroscopie a été menée sur la variation des formes et amplitudes des courbes spectrales lors de la variation des angles d'illumination et d'acquisition. Deux cas de figures ressortent clairement. Pour certains matériaux, comme le rail, des variations de spectres très fortes surviennent lors de la modification des angles : les matériaux sont dit très directifs. A l'inverse pour certains matériaux le spectre reste de forme quasi-constante et les fluctuations d'amplitude sont notables mais faibles : ces matériaux sont peu directifs. Le choix de la géométrie du système est alors conduit par les matériaux très directifs et la disposition optimale (qui fournit la plus grande facilité à discriminer les matériaux) est le couple illumination/acquisition -5°/5° par rapport à la normale à la surface du rail.

Lorsque chaque pollution a été caractérisée, nous lui associons un coefficient d'adhérence, grâce à un tableau de synthèse, trouvé dans la bibliographie et listant différents niveaux d'adhérence en fonction des conditions environnementales. Cette analyse par spectroscopie nous a permis d'apporter une connaissance jusque-là indisponible sur les différents polluants récurrents du rail, de valider la faisabilité de la détection et de la reconnaissance de matériaux sur rail et enfin de conclure quant à la géométrie préférentielle du système d'acquisition.

Le spectromètre est le capteur fréquentiel ayant à ce jour la meilleure résolution spectrale. En revanche, il s'agit d'un capteur ponctuel ne fournissant pas d'information spatiale. Les mouvements du train peuvent conduire à l'observation d'un « mauvais point » du rail. Nous lui avons préféré l'acquisition d'un imageur spectral du commerce avec une gamme spectrale restreinte mais adaptée. Grâce à l'information spatiale, il est envisagé par la suite d'utiliser le recoupement d'images pour faire des calculs de distances et d'évaluer ainsi les quantités de pollution sur les voies.

Les nouvelles technologies d'imagerie spectrale permettent de travailler à la fois dans le domaine spatial (mesure de distance, détection d'objet) et dans le domaine fréquentiel (détection et reconnaissance de matériaux par analyse de signatures spectrales). Dans le temps imparti des trois ans de thèse, nous nous sommes focalisés sur la validation du concept par des études et analyses en laboratoire. Pour la réalisation d'un banc d'évaluation de concept, le choix d'un capteur (CMOS), d'un élément spectral (filtres de Fabry-Pérot par IMEC) et d'une caméra s'est orienté vers une solution non spécifique commercialisée par un industriel européen. L'image fournie est une mosaïque multispectrale que l'on transforme en un « cube » de données ordonnées (ou image spectrale), c'est-à-dire en un signal à trois dimensions comprenant deux dimensions spatiales et une dimension spectrale.

L'image spectrale peut être vue sous deux angles différents. Le premier considère le cube comme un regroupement de signaux unidimensionnels (ensemble de signatures spectrales), auquel cas nous appliquons une stratégie d'analyse dans l'espace spectral, que l'on appelle aussi espace vecteur. Le second voit le cube comme le regroupement de signaux bidimensionnels (images), avec leurs propriétés spécifiques de corrélation spatiale des signatures, auquel cas nous optons pour une stratégie d'analyse dans l'espace image.

La construction de l'analyse a mis en évidence la nécessité d'une étape de calibration et de prétraitement des images mosaïques. De façon à pouvoir travailler en réflectance, une normalisation doit être effectuée à l'aide d'une tuile de calibration corrigeant du même coup le vignettage de l'image. La prise en compte de l'information spatiale s'avère très utile pour guider les traitements ultérieurs et réduire les effets du bruit. Nous avons proposé quelques outils classiques de détection de contours et de lissage utilisés en imagerie scalaire et étendus aux images spectrales. Cette étape constitue une première approche et pourrait être complétée par une meilleure prise en compte de l'information spatiale dans l'espace image. Des procédures mieux adaptées, comme la détection de contours ou l'analyse de texture par exemple, méritent une attention particulière pour conserver un maximum d'information.

Dans le cadre de l'analyse dans l'espace vecteur, nous avons proposé un protocole de classification géométrique basé sur des méthodes à vecteurs supports (SVM) conjointement à un lissage préalable dans espace image. Les résultats de classification sont plutôt bons malgré un ensemble d'échantillons d'entraînement de petite taille. Nous avons proposé un nouveau type de noyau, mieux adapté à la nature des données et réduisant le nombre de fausses détections. Des techniques de démixage spectral ont aussi été présentées, et plus particulièrement la Factorisation en Matrices Non-Négatives, de rang 2 (2-NMF), couplée avec un outil de cartographie utilisant les mesures d'angles spectraux (SAM). Une meilleure prise en compte de l'information de corrélation spatiale pourrait permettre en particulier d'améliorer le démixage et la séparation de spectres purs.

Le sujet de la thèse avait pour but l'évaluation de l'adhérence, celle-ci variant avec les polluants présents au contact roue-rail. Ces deux méthodes, SVM et 2-NMF+SAM, ont montré de bons résultats de classification de pixels. La première (supervisée avec apprentissage préalable), par reconnaissance de matériaux, permet d'aller directement rechercher un coefficient d'adhérence dans une table de référence. La seconde, méthode non supervisée (sans connaissance a priori), permet la détection de la pollution mais ne fournit pas son type. Il est cependant possible d'évaluer la quantité de pollution présente par comptage de pixels dans la classe pollution. Des travaux d'amélioration de cette méthode pourraient être de fusionner l'étude 2-NMF + SAM avec les SVM ; ces derniers seraient utilisés pour la reconnaissance des centres de cluster, menant à la reconnaissance de matériaux et la fusion de cluster aux caractéristiques communes.

Des mesures terrains sont envisagées pour la création d'une table de coefficients d'adhérence personnalisée. Plutôt que de rechercher dans la bibliographie, nous visons l'utilisation d'un tribomètre manuel, sur lequel sera montée la caméra. L'acquisition d'image simultanément à l'enregistrement du coefficient de frottement conduira à une nouvelle base de données, plus large et plus précise, associant polluant et adhérence.

En synthèse, les objectifs de ce projet ont conduit à l'étude de l'ensemble du domaine d'imagerie spectral. Les recherches conduites sur les matériels du commerce existants ont permis de sélectionner une caméra pour les applications visées par SNCF. Nous avons d'abord créé une chaîne et un système d'acquisition, pris en main et calibré la caméra, fait de nombreuses mesures et expérimentations pour la création d'une première base de données puis prétraité les données multispectrales obtenues. Les stratégies d'étude et méthodes d'extraction de l'information utile ont constitué le point central de la thèse. L'apport méthodologique des travaux réside dans l'adaptation de techniques de traitement, leur différent couplage et la nouveauté du contexte d'application. L'apport thématique de la thèse montre la possibilité d'extraction d'informations pertinentes, à partir d'images mosaïques, par la détection et la reconnaissance de matériaux pour l'évaluation de l'adhérence des trains. Ces travaux contribuent au développement des outils d'analyse spectrale et offrent des pistes de réflexion pour de nouvelles voies de recherche en traitement d'images appliqué au monde du transport.

BIBLIOGRAPHIE

ALACOQUE, Jean-Claude, et Pierre CHAPAS. «Transport ferroviaire : gestion de l'adhérence.» *Technique de l'ingénieur*, 2005.

ARTHUR, David, et Sergi VASSILVITSKII. «K-means++: The Advantages of Careful Seeding.» *Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms.* 2007. 1027-1035.

ASHTON, E. A., et A. SCHAUM. «Algorithms for the detection of sub-pixel targets in multispectral imagery.» *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1998: 723-731.

AYASSE, Jean-Bernard, et Hugues CHOLLET. «Wheel-Rail Contact.» Chap. 4 dans *Handbook of Railway Vehicle Dynamics*, 85-120. 2006.

BARBER, C. Bradford, David P. DOBKIN, et Hannu HUHDANPAA. «The Quickhull Algorithm for Convex Hulls.» *ACM Transaction on Mathematical Software* 22, n° 4 (1996): 469-483.

BERRY, Michael W., Murray BROWNE, Amy N. LANGVILLE, V. Paul PAUCA, et Robert J. PLEMMONS. «Algorithms and applications for approximate nonnegative matrix factorization.» *Computational Statistics & Data Analysis*, 2007: 155-173.

BERTIN, Nancy. *Les factorisations en matrices non-négatives. Approches contraintes et probabilistes, application à la transcription automatique de musique polyphonique.* Thèse de doctorat, Télécom ParisTech, 2010.

BLAKE, A., et G. BRELSTAFF. «Geometry from specularities.» *International Conference on Computer Vision*, 1988.

BLOCH, Isabelle. *Le traitement des images, Chapitre 5.* Hermes-Science, 2003.

BOARDMAN, Joseph W. «Automating spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts.» *4th JPL Airborne Geoscience Workshop.* 1993. 11-14.

BOCHKO, V., et J. PARKKINEN. «Highlight analysis using a mixture model of probabilistic PCA.» *International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation.* 2005.

BOSER, Bernhard E., Isabelle M. GUYON, et Vladimir N. VAPNIK. «A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers.» *Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory*. 1992. 144-152.

BOWKER, D. E., R. R. DAVIS, D. L. MYRICK, K. STACY, et W. T. JONES. *Spectral Reflectances of Natural Targets for Use in Remote Sensing Studies.* NASA Reference Publication 1139, NASA Scientific and Technical Information Branch, 1985.

BRAUERS, J., et T. AACH. *A color filter array based multispectral camera.* LFB Institute of Imaging & Computer Vision, 2006.

BREHERET, Amaury. «Pixel Annotation Tool.» https://github.com/abreheret/PixelAnnotationTool, 2017.

BRELSTAFF, G., et A. BLAKE. «Detecting specular reflection using lambertian constraints.» *International Conference on Computer Vision (ICCV).* 1988. 297-302.

BRIDGE, T. P., A. F. FELL, et R. H. WARDMAN. «Perspectives in derivative spectroscopy, Part 1: Theoretical principles.» *Journal of the Society of Dyers and Colourists* 103 (1987): 17-27.

BRUHAT, G. *Optique.* 6ème édition. 1997: DUNOD, s.d.

BRUHAT, George. *Optique.* 6ème édition. 1997: DUNOD, s.d.

CATOE, C. E., et J.T. MCLEAN. *A Multispectral Look at Oil. Pollution Detection, Monitoring and Law Enforcement.* NASA Technical Memorandum 80573, NASA Goddard Space FLight Center, 1979.

CHANG, C. -I, et D. HEINZ. «Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery.» *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38, n° 3 (2000): 1144-1159.

CHOI, Seungjin. «Algorithms for Othogonal Nonnegative Matrix Factorization.» *International Joint Conference on Neural Network(IJCNN).* 2008. 1828-1832.

CLARK, R. N. «Spectroscopy of Rocks and Minerals, and Principles of Spectroscopy.» *Remote Sensing for the Earth Sciences: Manual of Remote Sensing* 3 (1999).

CLARK, Roger N. *Spectroscopy of Rocks and Minerals, and Principles of Spectroscopy.* John Wiley & Son, 1999.

CLIFFORD, G. D. «Blind Source Separation: Principal & Independant Component Analysis.» *Biomedical Signal and Image Processing*, 2008.

CORTES, Corinna, et Vladimir VAPNIK. «Support-Vector Networks.» *Machine Learning* 20, n° 3 (1995): 273-297.

CUMANI, A. «Edge Detection in Multispectral Images.» *Graphical Models and Image Processing*, 1991: 40-51.

DING, Chris, Tao LI, Wei PENG, et Haesun PARK. «Orthogonal Nonnegative Matrix Tri-Factorizations for Clustering.» *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knoledge Dicrovery and Data Mining.* 2006.

DIZENZO, S. «A Note on the Gradient of a Multi-Image.» *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1986: 116-125.

DREWNIOK, C. «Multi-Spectral Edge Detection : Some Experiments on Data from Landsat-TM.» *International Journal of Remote Sensing* 15, n° 18 (1994): 3743-3765.

EZRATI, J.-J. «Sources - Lumière et éclairage.» *Weebly.com.* s.d. https://ezrati-eclairage.weebly.com/sources.html (accès le Mars 25, 2018).

F.GRAHN, H., et P. GELADI. *Techniques and Applications of Hyperspectral Image Analysis.* Wiley, 2007.

FORGY, E. «Cluster analysis of multivariate data : Efficiency vs. interpretability of classifications.» *Biometrics* 21, n° 3 (1965): 768-780.

FORTIER, M. F. AUCLAIR, D. ZIOU, C. ARMENAKIS, et S. WANG. «Nouvelles perspectives en détection de contours : Textures et images multispectrales.» *Vision Interface.* 1999.

FRENE, Jean, et Hamid ZAIDI. «Introduction à la tribologie.» *Techniques de l'ingénieur Frottement et usure*, 2011.

FRONTERA-PONS, J., M. A. VEGANZONES, S. VELASCO-FORERO, F. PASCAL, J. P. OVARLEZ, et J. CHANUSSOT. «ROBUST ANOMALY DETECTION IN HYPERSPECTRAL IMAGING.» *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.* 2014.

FRONTERA-PONS, Joana, Miguel Angel VEGANZONES, Santiago VELASCO-FORERO, Frédéric PASCAL, Jean-Philippe OVARLEZ, et Jocelyn CHANUSSOT. «Robust anomaly detection in hyperspectral imaging.» *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS* . 2014.

FU, Z., R. T. TAN, et T. CAELLI. «Specular free spectral imaging using orthogonal subspace projection.» *International Conference on Pattern Recognition.* 2006. 812-815.

GAUSSORGUES, Gilbert. *La thermographie infrarouge.* 4ème édition. TEC & DOC, 1981.

GERAUDIE, V., J.M. ROGER, et H. OJEDA. «Développement d'un appareil permettant de prédire la maturité du raisin par spectroscopie proche infra-rouge(PIR).» *Revue française d'Oenologie*, 2010: 2-8.

GU, Lin, et Antonio ROBLES-KELLY. «Specularity Removal from Imaging Spectroscopy Data via Entropy Minimisation.» *International Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA)* . 2011.

GUNN, Steve R. «Support Vector Machines for Classification and Regression.» Rapport Technique, University of Southampton, 1998.

HAGOLLE, Olivier. «Les grandeurs radiométriques : éclairement, luminance, réflectance.» *CESBIO.* Édité par Centre d'Etude Spatiale de la BIOsphère. 2016. http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?p=6628 (accès le 02 08, 2018).

HYVARINEN, Aapo, et Erkki OJA. «Independent Component Analysis : Algorithms and Applications.» 2000.

IEC, International Electrothecnical Commision. «Lighting / Radiation, quantities and units.» 1987.

IMANI, M. «RX Anomaly Detector With Rectified Background.» *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 14, n° 8 (2017).

ITAKURA, F., et S. SAITO. « Analysis synthesis telephony based on the maximum likelihood method.» *Proceedings of the 6th International Congress on Acoustics.* 1968. 17-20.

KAHRROUBI, Jamal. «Etude de techniques de classement "Machines à vecteurs.» Thèse de doctorat, Télécom ParisTech, 2002.

KALKER, J. J. «The computation of three dimensional contact with dry friction.» *International journal for Numerical Methods in Engineering* 14 (1979): 1293-1307.

KESHAVA, Nirmal. «A Survey of Spectral Unmixing Algorithms.» *Lincoln Laboratory Journal* 14, n° 1 (2003).

KOKALY, R. F., D.G.DESPAIN, R. N. CLARK, et K. E. LIVO. «Mapping vegetation in Yellowstone National Park using spectral feature analysis of AVIRIS data.» *Remote Sensing of Environment* 84, n° 3 (2003): 437-456.

KRUSE, F. A., A. B. LEFKOFF, J. B. BOARDMAN, K. B. HEIDEBRECHT, A. T. SHAPIRO, et P. J. BARLOON and A. F. H. GOETZ. «he Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging spectrometer Data.» *Remote Sensing of Environment.* 1993. 145-163.

LEE, Daniel D., et H. Sebastian SEUNG. «Algorithms for Non-negative Matrix Factorization.» *NIPS.* MIT Press, 2001. 556-562.

LEE, Daniel D., et H. Sebastian SEUNG. «Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization.» *Nature* 401 (1999): 788-791.

LENNON, Marc. «Méthodes d'analyse d'image hyperspectrales. Exploitation du capteur aéroporté CASI pour des application de cartographie agro-environnementale en Bretagne.» Thèse de doctorat, Ecole Natoinale Superieure de Télécommunications de Bretagne, 2002.

MADDEN, H. «Comments on the Savitzky–Golay convolution method for least-squares fit smoothing and differentiation of digital data.» *Analytical Chemistry* 50 (1978): 1383-1386.

MEGANEM, Inés. *Méthodes de Séparation Aveugle de Sources pour l'imagerie hyperspectrale. Application à la télédetection urbaine et à l'astrophysique.* Thèse de doctorat, Université de Toulouse, 2012.

MEYZONNETTE, Jean-Louis, et Thierry LEPINE. *Bases de radiométrie optique.* 2ème édition. Cépaduès-Edition, 1999.

MIAO, L., H. QI, R. RAMANATH, et W.E. SNYDER. «Binary tree based generic demosaicing algorithm for multispectral filter arrays.» *IEEE Trans. On Image Processing* 15, n° 11 (Nov 2006): 3550-3558.

MIHOUBI, S., O. LOSSON, B MATHON, et L. MACAIRE. «Multispectral DEmosaicing using Intensity based Spectral Correlation.» *IEEE Poceddings, Image Processing Theory, Tools and Application*, 2015: 461 - 466.

MOUYSSET, Sandrine. «Contributions à l'étude de la classification spectrale et applications.» Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2010.

NAYAR, S., et R. BOLLE. «Reflectance based object recognition.» *International Journal of Computer Vision* 17, n° 3 (1996): 219-240.

NICODEMUS, F.E., J.C. RICMOND, J.J HSIA, I.W. GINSBERG, et T. LIMPERIS. «Geometrical Considerations and Nomemclature for Reflectance.» *U.S. DEPARTMENT OF COMMERCE, NBS*, 1977.

NICOLAI, B. M., et al. «Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of nir spectroscopy : A review.» *Postharvest Biology and Technology* 46, n° 2 (2007): 99-118.

OLOFSSON, Ulf, et Roger LEWIS. «Tribology of the Wheel – Rail.» Chap. 5 dans *Handbook of Railway Vehicle Dynamics*, 121-138. 2006.

ORFANIDIS, Sophocles J. *Introduction to Signal Processing, Chapitre 8.* Prentice Hall, 1995.

ORLOVA, Anna, et Yuri BORONENKO. «The Anatomy of Railway Vehicle.» Dans *Handbook of Railway Vehicle dynamics*, 39-83. 2006.

OSBORNE, B. G. «Near-infrared Spectroscopy in Food Analysis.» *Encyclopedia of Analytical Chemistry*, 2006.

PAATERO, Pentti, et Unto TAPPER. «Positive matrix factorization : A non-negative factor model with optimal utilization of error estimates of data values.» *Environmetrics* 5, n° 2 (1994): 111-126.

PERONA, P., et J. MALIK. «Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion.» *IEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12 (1990): 629-639.

PIRO, P., M. PORTI, S. VELTRI, E. LUPO, et M. MORONI. «Hyperspectral Monitoring of Green Roof Vegetation Health State in Sub-Mediterranean Climate: Preliminary Results.» *Sensors* 17, n° 4 (2017).

POPOVICI, Radu Ionut. «Friction in Wheel - Rail Contacts.» Thèse de doctorat, University of Twente, Enschede, The Netherlands, 2010.

RAUBER, Thomas, et Karsten BERNS. «Kernel Multilayer Perceptron.» *Conference on Graphics, Patterns and Images SIBGRAPI.* 2012.

REED, I. S., et X. YU. «Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution.» *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 38, n° 10 (1990): 1760-1770.

RODARMEL, Craig, et Jie SHAN. «Principal Component Analysis for Hyperspectral Image Classification.» *Surveying and Land Information Systems* 62, n° 2 (2002): 115-123.

SAINT-PIERRE, C.-A., J. BOISVERT, G. GRIMARD, et F. CHERIET. «Detection and correction of specular reflections for automatic surgical tool segmentation in thoracoscopic images.» *Machine Vision and Applications* 22, n° 1 (2011): 171-180.

SAULOT, Aurélien. «Analyse tribologique du contact roue-rail. Modélisation et expérimentations. Cas de l'usure ondulatoire.» Thèse de doctorat, INSA Lyon, 2005.

SAVITZKY, A., et M.J.E. GOLAY. «Smoothing and Differentiation of Data by Simplfied Least Squars Procedures.» *Analytical Chemistry* 36 (1967): 1627-1639.

SCHAEPMAN-STRUB, G., M.E. SCHAEPMAN, T.H. PAINTER, S. DANGEL, et J.V. MARTONCHIK. «Reflectance quantities in optical remote sensing—definitions and case studies.» *Remote Sensing of Environment* 103 (2006): 27-42.

STEINIER, J., Y. TERMONIA, et J. DELTOUR. «Comments on Smoothing and differentiation of data by simplified least sure procedure.» *Analytical Chemistry* 44 (1972): 1906-1909.

STELLMAN, C. M., G. G. HAZEL, F. BUCHOLTZ, J. V. MICHALOWICZ, A. STOCKER, et W. SCAAF. «Real-time hyperspectral detection and cuing.» *OPTICAL ENGINEERING* 39 (2000): 1928-1935.

THOME, Antonio Carlos Gay. «SVM classifiers - Concepts and Applications to Character Recognition.» Chap. 2 dans *Advances in Character Recognition*, édité par Xiaoqing Ding. INTECH, 2012.

TSAI, F., et W. PHILPOT. «Derivative Analysis of Hyperspectral Data.» *Remote Sensing Environment* 66 (1998): 41-51.

VAGNI, F. *Survey of hyperspectral and multispectral imaging technologies.* Research and Technology Ornagisation of the NATO, 2007.

VELASCO-FORERO, S., et J. ANGULO. «Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS).» 2012. 1-4.

VERZAKOV, S., P. PACLIK, et R. P.W. DUIN. «Edge Detection in Hyperspectral Imaging: Multivariate Statistical Approaches.» *SSPR / SPR*, 2006: 551-559.

WANG, Xiaojun, et Miriam LEESER. «K-means Clustering for Multispectral Images Using Floating-Point Divide.» *International Symposium on Field-Programmable Custom Computing Machines.* 2007. 151-159.

XU, C., H. LIU, WM. CAO, et JQ FENG. «Multispectral image edge detection via Clifford Gradient.» *SCIENCE CHINA Information Sciences* 55, n° 2 (2012): 260-269.

YASUMA, F., T. MITSUNAGA, D. ISO, et S.K. NAYAR. «Generalized Assorted Pixel Camera: Post-Capture Control of Resolution, Dynamic Range and Spectrum.» Rapport technique, Department of Computer Science, Columbia University CUCS-061-08, 2008.

YOO, Jiho, et Seungjin CHOI. «Nonnegative Matrix Factorization with Orthogonality Constraints.» *Journal of Computing Science and Engineering* 4, n° 2 (2010): 97-109.

YOUN, S., et C. LEE. «Edge detection for Hyperspectral images using Bhattacharyya distance.» *International Conference on Parallel and Distributed Systems.* 2013.

YOUNAN, N.H., K. PONNALA, et N. ALAPATI. «EDGE DETECTION IN MULTISPECTRAL IMAGERY VIA MAXIMUM ENTROPY.» *InternationalSymposium on Remote Sensing of Environment.* 2005.

ZHU, Yi. «Adhesion in the wheel-rail contact under contaminated conditions.» Thèse de doctorat, KTH Industrial Engineering and Management, Stockholm, 2011.

ANNEXE

1 Définitions de spectroscopie

Avant de présenter plus en détails la spectroscopie, nous rappelons quelques définitions.

1.1 Les différents rayonnements

1.1.1 Rayon Incident

Le rayon incident qualifie le rayon issu de la source et arrivant sur la surface de l'objet à caractériser.

1.1.2 Rayon transmis

La transmission de photons correspond au cas où les photons, après avoir été réfractés (fléchissement de l'onde à l'interface entre deux milieux), traversent la couche de matière de l'objet. L'interaction avec la matière traversée est quasiment nulle et ne produit que peu d'informations exploitables.

1.1.3 Rayon absorbé

L'absorption constitue le phénomène par lequel un matériau non transparent atténue toute onde électromagnétique le traversant, l'énergie absorbée est alors convertie en chaleur. L'absorption de longueurs d'onde dans les matériaux est liées à deux processus : électronique et vibrationnel. Ces deux processus sont sensibles aux changements dans la composition chimique ou la structure moléculaire des matériaux. Or chaque matériau possède des propriétés caractéristiques propres d'absorption électromagnétique en fonction de la longueur d'onde reçue. La spectroscopie en absorbance permet donc l'identification de la matière (LENNON 2002).

1.1.4 Rayon réfléchi

La part de la lumière qui n'est ni transmise ni absorbée est dite réfléchie.

La réflexion est dépendante de l'état de surface et varie avec l'angle de visée. La réflexion est dite diffuse lorsque la lumière est réfléchie dans un grand nombre de directions et l'énergie du rayon incident est redistribuée dans une multitude de rayons réfléchis. On parle de réflexion spéculaire lorsque les angles d'incidence et de réflexion sont égaux et situés dans le plan perpendiculaire à la surface éclairée. Le rayonnement réfléchi d'une surface Lambertienne est identique dans toutes les directions (R. N. CLARK 1999).

1.2 Les variables de radiométrie

Les définitions des grandeurs radiomètriques flux, éclairement, luminance et réflectance peuvent être trouvées plus détaillées dans la fiche explicative de (HAGOLLE 2016). Elles permettent de comprendre quelles données sont mesurées et leur signification physique.

1.2.1 Flux

Pour une longueur d'onde donnée λ, l'énergie spectrale est l'intégrale de la puissance lumineuse qui arrive sur le détecteur pendant une durée d'intégration t. Cette puissance lumineuse est appelée flux spectral et s'exprime en Watt par unité de longueur d'onde (ex : micromètre µm) :

$$\Phi(\lambda) = \frac{d\epsilon(\lambda)}{dt} \qquad \frac{[W]}{[\mu m]} \qquad \text{A.1}$$

1.2.2 Eclairement (en : Irradiance)

Le flux dépend entre autre de la surface du détecteur. Pour s'affranchir de ce paramètre, on définit l'éclairement. Cette grandeur correspond au flux spectral Φ(λ) qui parvient au détecteur par unité de surface dS du détecteur. Il se définit par :

$$E(\lambda) = \frac{\mathrm{d}\Phi(\lambda)}{dS} \qquad \frac{[cd].[sr]}{[m^2]} \qquad \text{A.2}$$

E dépend de la largeur de champ (en : fov) et de l'orientation du détecteur.

1.2.3 Luminance (en : Radiance)

Pour s'affranchir des caractéristiques du capteur, on définit la luminance spectrale. Cette grandeur est le flux spectral Φ(λ) qui parvient à l'instrument par unité de surface dS et par unité d'angle solide dΩ, perpendiculairement à la surface du détecteur.

L'angle solide est défini comme le rapport de l'aire de la calotte sphérique interceptée et du rayon de la sphère au carré. L'angle solide élémentaire vaut :

$$d\Omega = \frac{dS}{R^2} = \sin\theta \cdot d\theta \cdot d\phi \qquad [sr] \qquad \text{A.3}$$

où $dS=R^2\sin(\theta).d\theta.d\phi$ est un élément de surface élémentaire correspondant aux variations angulaires infinitésimales des altitudes θ et azimuts ϕ.

La luminance s'exprime par :

$$L(\lambda) = \frac{d^2\Phi(\lambda)}{dS.d\Omega.\cos(\theta)} \qquad \frac{[W]}{[m^2][sr]} \qquad \text{A.4}$$

La luminance est très utilisée en imagerie spectrale, notamment pour son indépendance face aux caractéristiques du capteur.

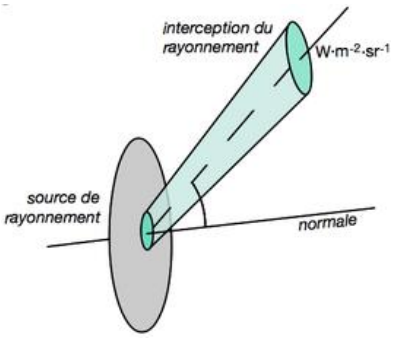


Figure 101 - Schéma explicatif de la luminance, le flux spectral Φ(λ) qui parvient à l'instrument par unité de surface dS et par unité d'angle solide dΩ

1.2.4 Réflectance

Afin de s'affranchir maintenant des caractéristiques de la source, nous introduisons la réflectance spectrale. Cette grandeur sans unité est définie par :

$$\rho(\lambda) = \frac{\pi.L(\lambda)}{E(\lambda,t).\cos(\theta)} \qquad \text{A.5}$$

L'équation prend en compte les considérations géométriques. Lorsque la surface du détecteur est perpendiculaire aux rayons lumineux, le flux est maximum et la réflectance aussi. A l'inverse, si la surface du détecteur est parallèle aux rayons lumineux, le flux et la réflectance sont nuls.

La spectroscopie de réflectance, basée sur l'étude du phénomène de diffusion, met en valeur les absorptions de faible amplitude. Elle fournit une information plus riche que celle obtenue en transmittance. C'est donc avec cette donnée que nous avons travaillé par la suite.

1.2.5 Transmittance et absorbance

La transmittance d'un matériau ou d'un filtre est la fraction du flux lumineux le traversant. Elle est exprimée en pourcentage et se calcule par :

$$T = \frac{I}{I_0} \qquad \text{A.6}$$

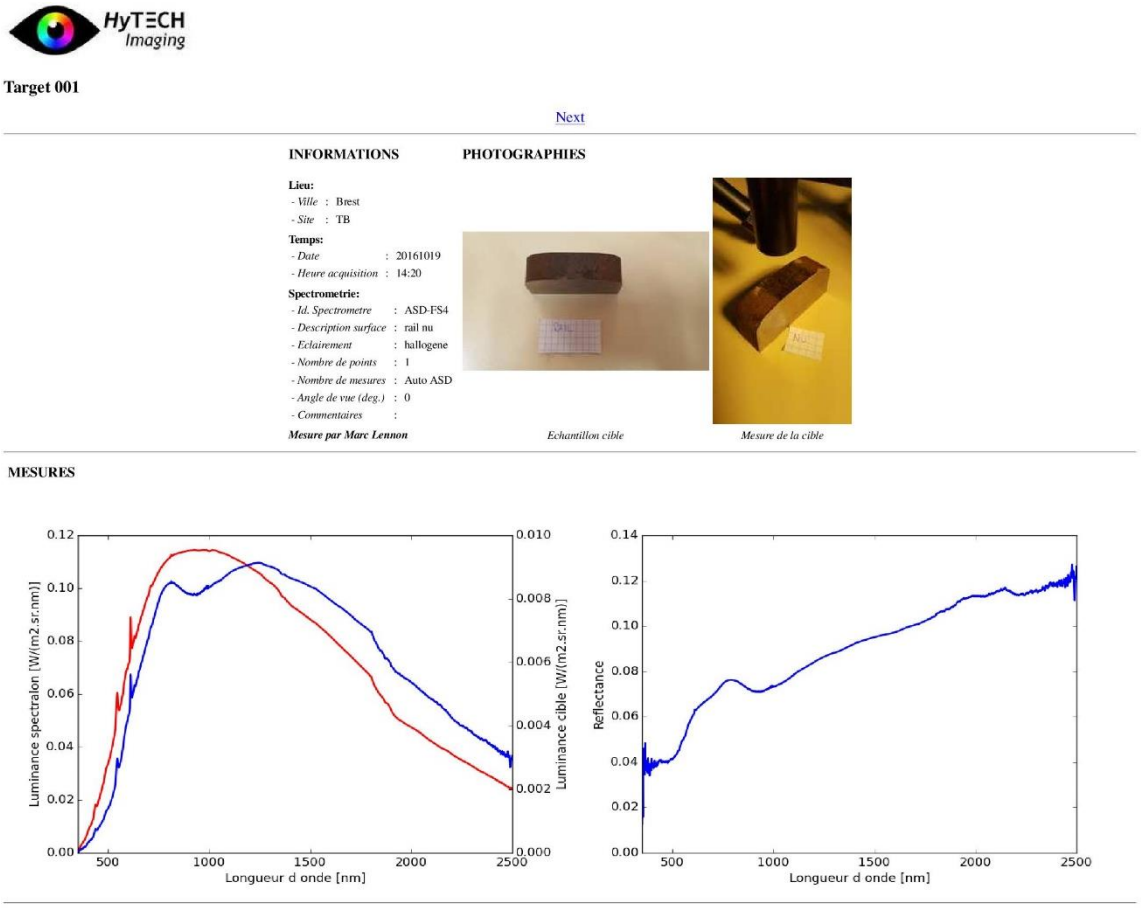
où I_0 est l'intensité du rayon incident, I est l'intensité du rayon transmis.

En spectroscopie la transmittance est liée à l'absorbance A, qui mesure la capacité d'un milieu à absorber la lumière qui le traverse, par :

$$T = 10^{-A} \quad \leftrightarrow \quad A = -\log(T) \qquad \text{A.7}$$

2 Résultats de spectroscopie obtenus avec Hytech Imaging

Nous montrons ici les résultats principaux obtenus avec Hytech Imaging lors de nos séances de mesures.



Target 008

Previous Next

INFORMATIONS

Lieu:
- *Ville* : Brest
- *Site* : TB

Temps:
- *Date* : 20161020
- *Heure acquisition* : 10:20

Spectrometrie:
- *Id. Spectrometre* : ASD-FS4
- *Description surface* : Feuille verte
- *Eclairement* : hallogene
- *Nombre de points* : 1
- *Nombre de mesures* : Auto ASD
- *Angle de vue (deg.)* : 0
- *Commentaires* :

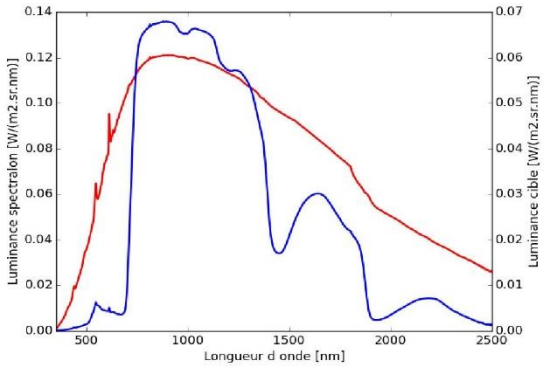
Mesure par Marc Lennon

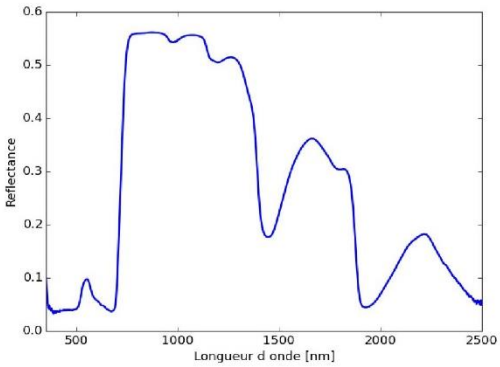
PHOTOGRAPHIES

Echantillon cible

Mesure de la cible

MESURES





Target 006

Previous Next

INFORMATIONS

Lieu:
- *Ville* : Brest
- *Site* : TB

Temps:
- *Date* : 20161019
- *Heure acquisition* : 17:00

Spectrometrie:
- *Id. Spectrometre* : ASD-FS4
- *Description surface* : herbe fraiche
- *Eclairement* : hallogene
- *Nombre de points* : 1
- *Nombre de mesures* : Auto ASD
- *Angle de vue (deg.)* : 0
- *Commentaires* :

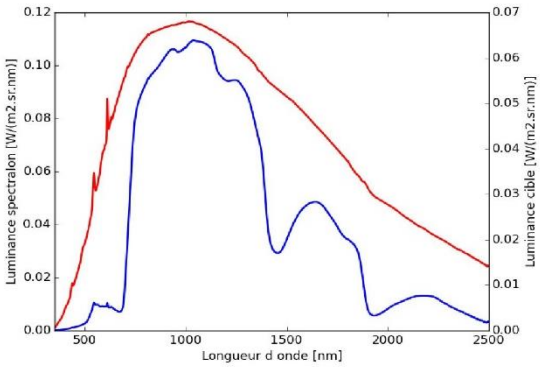
Mesure par Marc Lennon

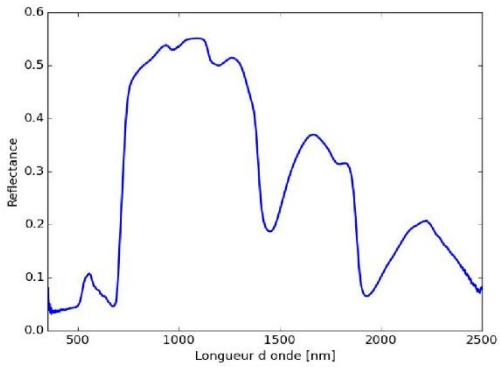
PHOTOGRAPHIES

Echantillon cible

Mesure de la cible

MESURES





Target 009

Previous Next

INFORMATIONS

Lieu:
- *Ville* : Brest
- *Site* : TB

Temps:
- *Date* : 20161020
- *Heure acquisition* : 10:35

Spectrometrie:
- *Id. Spectrometre* : ASD-FS4
- *Description surface* : Feuille seche
- *Eclairement* : hallogene
- *Nombre de points* : 1
- *Nombre de mesures* : Auto ASD
- *Angle de vue (deg.)* : 0
- *Commentaires* :

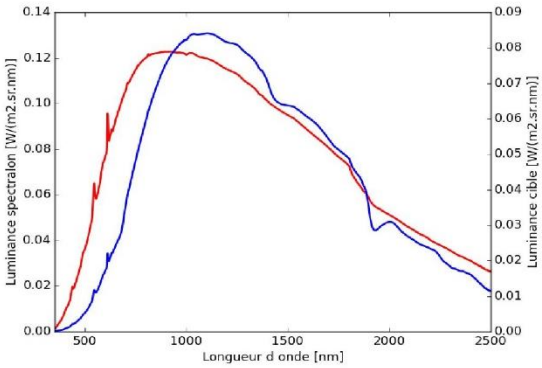
Mesure par Marc Lennon

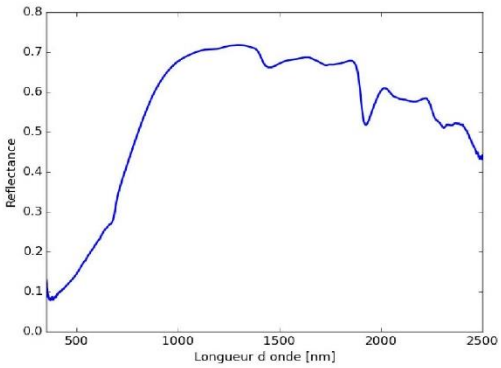
PHOTOGRAPHIES

Echantillon cible

Mesure de la cible

MESURES





Target 010

Previous Next

INFORMATIONS

Lieu:
- *Ville* : Brest
- *Site* : TB

Temps:
- *Date* : 20161020
- *Heure acquisition* : 11:00

Spectrometrie:
- *Id. Spectrometre* : ASD-FS4
- *Description surface* : graisse
- *Eclairement* : hallogene
- *Nombre de points* : 1
- *Nombre de mesures* : Auto ASD
- *Angle de vue (deg.)* : 0
- *Commentaires* :

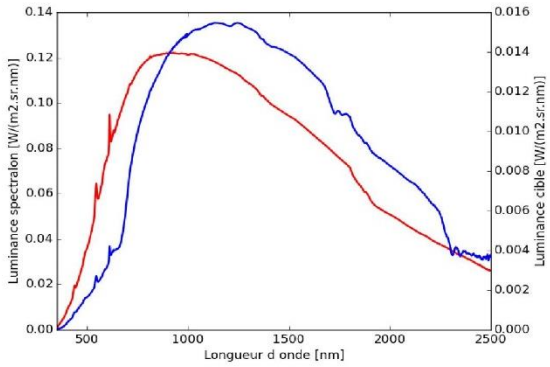
Mesure par Claire Nicodeme

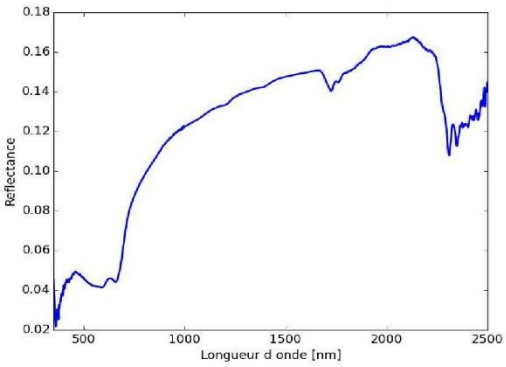
PHOTOGRAPHIES

Echantillon cible

Mesure de la cible

MESURES





Target 005

Previous Next

INFORMATIONS

Lieu:
- *Ville* : Brest
- *Site* : TB

Temps:
- *Date* : 20161019
- *Heure acquisition* : 16:30

Spectrometrie:
- *Id. Spectrometre* : ASD-FS4
- *Description surface* : caillou gris
- *Eclairement* : hallogene
- *Nombre de points* : 1
- *Nombre de mesures* : Auto ASD
- *Angle de vue (deg.)* : 0
- *Commentaires* :

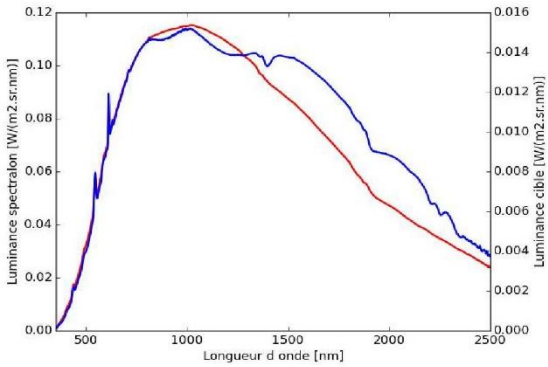
Mesure par Marc Lennon

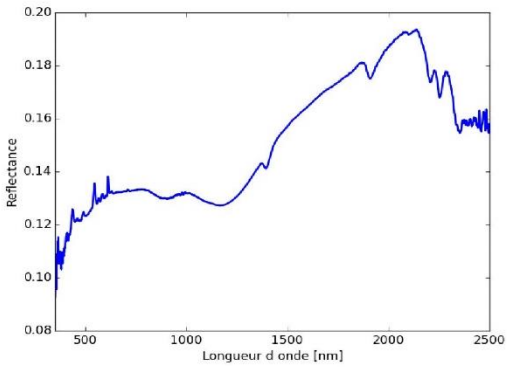
PHOTOGRAPHIES

Echantillon cible

Mesure de la cible

MESURES





Target 018

Previous Next

INFORMATIONS

Lieu:
- *Ville* : Brest
- *Site* : TB

Temps:
- *Date* : 20161020
- *Heure acquisition* : 14:55

Spectrometrie:
- *Id. Spectrometre* : ASD-FS4
- *Description surface* : feuilles seches mouillees
- *Eclairement* : hallogene
- *Nombre de points* : 1
- *Nombre de mesures* : Auto ASD
- *Angle de vue (deg.)* : 0
- *Commentaires* :

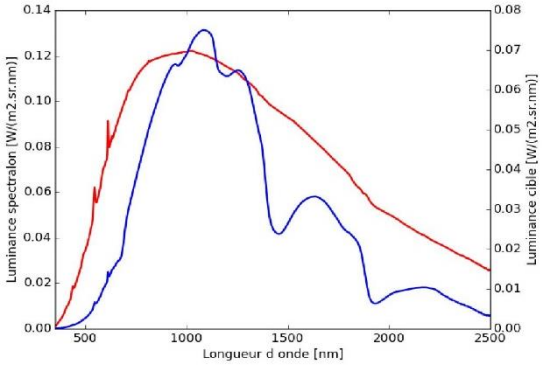
Mesure par Claire Nicodeme

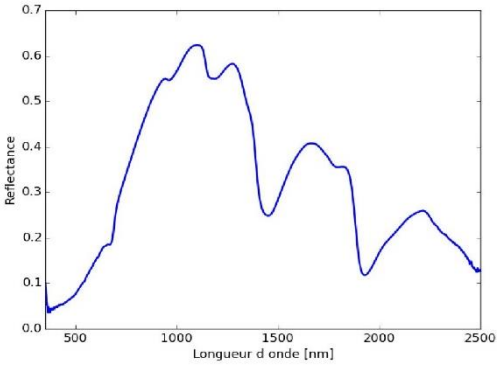
PHOTOGRAPHIES

Echantillon cible

Mesure de la cible

MESURES





Target 015

Previous Next

INFORMATIONS

Lieu:
- *Ville* : Brest
- *Site* : TB

Temps:
- *Date* : 20161020
- *Heure acquisition* : 12:33

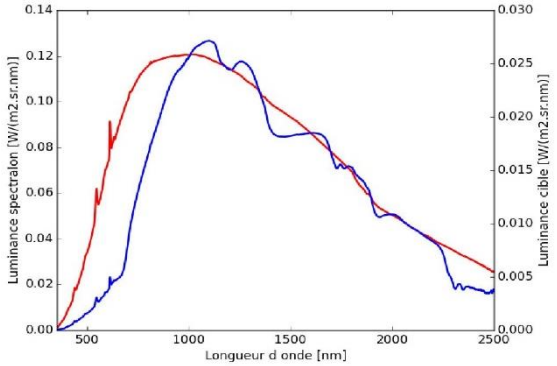
Spectrometrie:
- *Id. Spectrometre* : ASD-FS4
- *Description surface* : melange feuilles + graisse
- *Eclairement* : hallogene
- *Nombre de points* : 1
- *Nombre de mesures* : Auto ASD
- *Angle de vue (deg.)* : 0
- *Commentaires* :

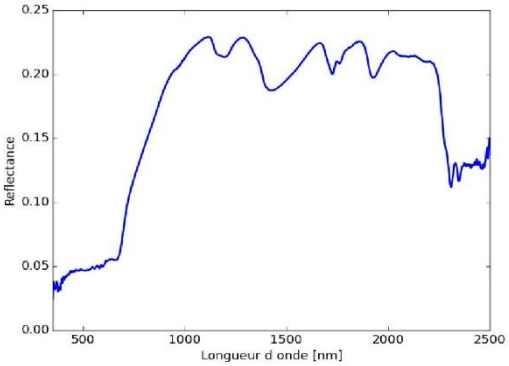
Mesure par Claire Nicodeme

PHOTOGRAPHIES

Mesure de la cible

MESURES





Target 002

Previous Next

INFORMATIONS

Lieu:
- *Ville* : Brest
- *Site* : TB

Temps:
- *Date* : 20161019
- *Heure acquisition* : 15:46

Spectrometrie:
- *Id. Spectrometre* : ASD-FS4
- *Description surface* : sable moyen
- *Eclairement* : hallogene
- *Nombre de points* : 1
- *Nombre de mesures* : Auto ASD
- *Angle de vue (deg.)* : 0
- *Commentaires* :

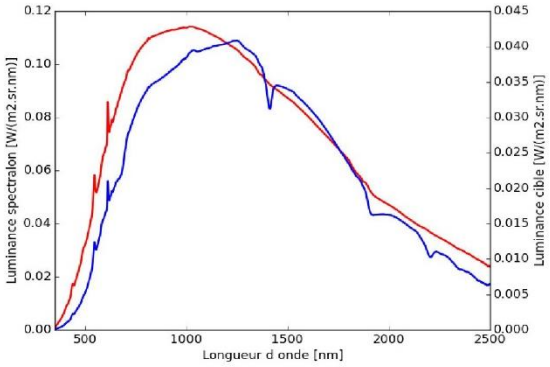
Mesure par Marc Lennon

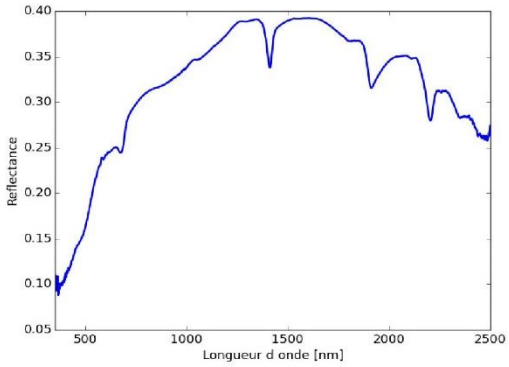
PHOTOGRAPHIES

Echantillon cible

Mesure de la cible

MESURES





3 Color Filter Array

En photographie, un Color Filter Array (CFA) est une mosaïque de filtres, de la taille du pixel, placée entre la lentille et le capteur photographique numérique afin de pouvoir enregistrer les photographies en couleur.

Les photodiodes des capteurs classiques ne sont sensibles qu'à l'intensité, non à la couleur. L'ajout de la matrice CFA devant le capteur permet d'enregistrer les couleurs, chacun des filtres ne laissant passer qu'une seule composante, par exemple Rouge, Vert ou Bleu (RGB).

Une matrice de Bayer, également appelé filtre de Bayer, est un type de Color Filter Array. Elle est constituée de 50% de filtres verts, 25% de filtres rouges et 25% de filtres bleus. Ces chiffres sont choisis pour se rapprocher au maximum du comportement de l'œil humain. En effet, de jour, ce dernier est plus sensible aux longueurs d'ondes correspondant au vert.

4 Interférométrie et différence de marche entre rayons consécutifs

L'interféromètre de Fabry-Pérot agit comme un filtre. Il permet, à partir d'un éclairage quelconque, de ne transmettre qu'une unique longueur d'onde. Pour comprendre son fonctionnement, nous présentons ici quelques rappels d'interférométrie.

L'interféromètre de Fabry Pérot est réglé, ses deux miroirs sont identiques et caractérisés par les coefficients de réflexion, de transmission et les coefficients respectifs pour les intensités lumineuses. On néglige l'absorption dans les miroirs (R+T=1). On considère que les milieux à l'intérieur et à l'extérieur du Fabry-Pérot ont le même indice de réfraction, ainsi il n'y a pas de changement de direction du rayon lumineux entre l'entrée et la sortie de l'interféromètre.

La différence de marche (ou différence de chemin optique) entre deux rayons lumineux est la différence des chemins optiques parcourus par ces deux rayons. Cette mesure permet d'évaluer le retard, ou le déphasage, d'un rayon transmis par rapport à un autre rayon.

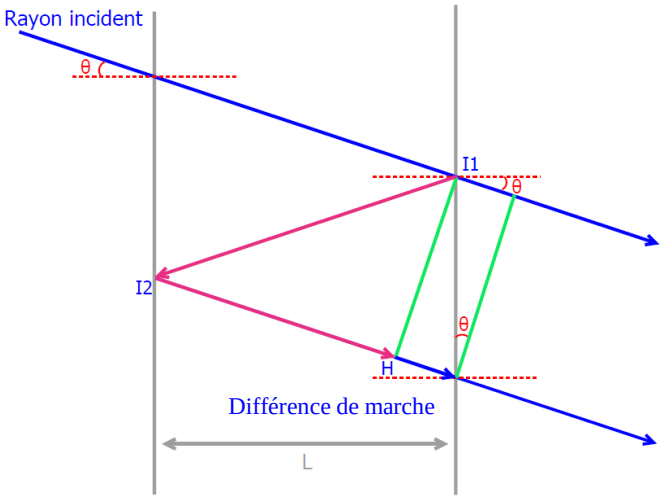


Figure 102 - Différence de marche de deux rayons en sortie d'un interféromètre de Fabry-Pérot.

Soit L la distance entre les deux lames semi-réfléchissantes. La différence de marche se réfère à une distance et a pour symbole δ tel que :

$$\delta = 2 \times L \times \cos(\theta) \qquad \text{A.8}$$

Cette grandeur est souvent utilisée dans les calculs d'interférences. En effet, l'interférence de deux rayons lumineux qui se rencontrent dépend du retard qu'ils présentent l'un par rapport à l'autre.

- Si les deux ondes sont superposables, alors leurs amplitudes s'ajoutent. On dit aussi qu'elles sont en coïncidence ou en phase. L'intensité lumineuse est alors maximale. On parle d'interférences constructives.
- Si les deux ondes sont exactement opposées, alors leurs amplitudes s'annulent. On dit qu'elles sont en anti-coïncidence ou en opposition de phase. L'intensité lumineuse est alors nulle. On parle d'interférences destructives.

RÉSUMÉ

L'avantage du train depuis sa création est sa faible résistance à l'avancement du fait du contact fer-fer de la roue sur le rail conduisant à une adhérence réduite. Cependant cette adhérence faible est aussi un inconvénient majeur : étant dépendante des conditions environnementales, elle est facilement altérée lors d'une pollution du rail (végétaux, corps gras, eau, etc.).
Aujourd'hui, les mesures prises face à des situations d'adhérence dégradée impactent directement les performances du système et conduisent notamment à une perte de capacité de transport.
L'objectif du projet est d'utiliser les nouvelles technologies d'imagerie spectrale pour identifier sur les rails les zones à adhérence réduite et leur cause afin d'alerter et d'adapter rapidement les comportements.
La stratégie d'étude a pris en compte les trois points suivants :

- Le système de détection, installé à bord de trains commerciaux, doit être indépendant du train.
- La détection et l'identification ne doivent pas interagir avec la pollution pour ne pas rendre la mesure obsolète. Pour ce faire le principe d'un Contrôle Non Destructif est retenu.
- La technologie d'imagerie spectrale permet de travailler à la fois dans le domaine spatial (mesure de distance, détection d'objet) et dans le domaine fréquentiel (détection et reconnaissance de matériaux par analyse de signatures spectrales).

Dans le temps imparti des trois années de thèse, nous nous sommes focalisés sur la validation du concept par des études et analyses en laboratoire, réalisables dans les locaux de SNCF Ingénierie & Projets.
Les étapes clés ont été la réalisation d'un banc d'évaluation et le choix du système de vision, la création d'une bibliothèque de signatures spectrales de référence et le développement d'algorithmes classification supervisées et non supervisées des pixels.
Ces travaux ont été valorisés par le dépôt d'un brevet et la publication d'articles dans des conférences IEEE.

MOTS CLÉS

Imagerie spectrale, dématriçage, méthode à vecteurs supports, Factorisation en Matrices Non-Négatives, adhérence, spectroscopie

ABSTRACT

The advantage of the train since its creation is in its low resistance to the motion, due to the contact iron-iron of the wheel on the rail leading to low adherence. However this low adherence is also a major drawback: being dependent on the environmental conditions, it is easily deteriorated when the rail is polluted (vegetation, grease, water, etc).
Nowadays, strategies to face a deteriorated adherence impact the performances of the system and lead to a loss of transport capacity.
The objective of the project is to use a new spectral imaging technology to identify on the rails areas with reduced adherence and their cause in order to quickly alert and adapt the train's behaviour.
The study's strategy took into account the three following points:

- The detection system, installed on board of commercial trains, must be independent of the train.
- The detection and identification process should not interact with pollution in order to keep the measurements unbiased. To do so, we chose a Non Destructive Control method.
- Spectral imaging technology makes it possible to work with both spatial information (distance's measurement, target detection) and spectral information (material detection and recognition by analysis of spectral signatures).

In the assigned time, we focused on the validation of the concept by studies and analysis in laboratory, workable in the office at SNCF Ingénierie & Projets.
The key steps were the creation of the concept's evaluation bench and the choice of a Vision system, the creation of a library containing reference spectral signatures and the development of supervised and unsupervised pixels classification.
A patent describing the method and process has been filed and published.

KEYWORDS

Spectral imaging, demosaicing, Support Vector Machine SVM, Non-negative Matrix Factorization NMF spectroscopy, adhesion