



HAL
open science

Imagerie multispectrale, vers une conception adaptée à la détection de cibles

Jean Minet

► **To cite this version:**

Jean Minet. Imagerie multispectrale, vers une conception adaptée à la détection de cibles. Optique [physics.optics]. Université Paris Sud - Paris XI, 2011. Français. NNT: . pastel-00714207

HAL Id: pastel-00714207

<https://pastel.hal.science/pastel-00714207>

Submitted on 3 Jul 2012

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.

Laboratoire Charles Fabry, Institut d'Optique
Université Paris-Sud

Thèse

présentée par
Jean Minet

pour obtenir le grade de
docteur en sciences

Spécialité : Physique

Imagerie multispectrale, vers une conception adaptée à la détection de cibles

Soutenue le 1^{er} décembre 2011 devant le jury composé de

Rémi Michel	Rapporteur
Philippe Réfrégier	Rapporteur
Jean-Louis Le Gouët	Examineur
Michel Péalat	Examineur
Philippe Adam	Invité
Alain Bossebœuf	Invité
Franck Lefèvre	Invité
Jean Taboury	Directeur de thèse

Table des matières

Introduction	1
I. Sélection de bandes pour la détection dans les images hyperspectrales	7
1. Détection de cibles dans les images hyperspectrales	9
1.1. Introduction	9
1.2. Les bases mathématiques du traitement des images hyperspectrales pour la détection	11
1.2.1. Description statistique des données hyperspectrales	11
1.2.1.1. Quelques propriétés des matrices de covariance	11
1.2.1.2. Distribution normale multivariée	12
1.2.2. Notions de théorie de la détection	13
1.3. Le filtre adapté	15
1.3.1. Approche par calcul du rapport de vraisemblance	15
1.3.2. Optimisation du contraste	18
1.3.3. Application sur des images réelles	20
1.4. Influence de l’erreur d’estimation sur la performance du filtre adapté	22
1.4.1. Le filtre adapté en présence d’erreur d’estimation	23
1.4.2. Un modèle simple pour l’erreur d’estimation	24
1.5. Conclusion	26
2. Développement d’une méthode de sélection de bandes	29
2.1. Introduction	29
2.2. Position du problème de sélection de bandes	29
2.2.1. Définition du problème	29
2.2.2. Quelques techniques d’optimisation	31
2.3. Description de l’algorithme génétique utilisé	32
2.4. Exemples de sélection de bandes	33
2.4.1. Étude de la performance d’optimisation de l’algorithme	39
2.4.2. Optimisation conjointe de plusieurs scénarios	41
2.4.3. Vers une sélection de bandes opérationnelle	42
2.5. Conclusion	46
3. Estimation de la réflectance et détection d’anomalies	47
3.1. Introduction	47
3.1.1. La problématique de détection en contexte sol-sol	47
3.2. Estimation de la réflectance en contexte sol-sol	49
3.2.1. Analyse physique du problème	49

3.2.2.	Estimation empirique de la réflectance	51
3.2.3.	Exemples d'estimation de la réflectance	53
3.3.	Normalisation des images	54
3.3.1.	Sélection des bandes sur les images normalisées	55
3.3.2.	Analyse de la performance de détection	57
3.4.	Détection d'anomalies	58
3.4.1.	Introduction	58
3.4.2.	Étude théorique	58
3.4.2.1.	Cas gaussien additif	58
3.4.2.2.	Discussion du cas non-gaussien	60
3.4.3.	Application sur des images réelles	63
3.5.	Influence de la sélection de bandes sur la performance du détecteur d'anomalies	65
3.5.1.	Analyse du contraste	65
3.5.2.	Analyse des courbes COR	66
3.6.	Conclusion	67

II. Vers la réalisation d'un spectro-imageur snapshot à filtres accordables **69**

4. Imagerie multispectrale snapshot : choix de la solution technique **71**

4.1.	Introduction	71
4.2.	Analyse du besoin opérationnel	71
4.3.	État de l'art des méthodes d'acquisition simultanée du cube image	73
4.3.1.	Division spatiale du front d'onde	73
4.3.1.1.	Division dans l'espace image	73
4.3.1.2.	Division dans l'espace pupillaire	74
4.3.2.	Division spectrale du front d'onde	76
4.3.2.1.	Division dans l'espace image	76
4.3.2.2.	Division dans l'espace pupillaire	78
4.4.	Choix de la solution technique	81
4.5.	Réalisation de l'imageur	83
4.6.	Conclusion	85

5. Conception d'un spectro-imageur snapshot accordable **87**

5.1.	Introduction	87
5.2.	État de l'art des technologies de filtrage accordable	88
5.2.1.	Filtres de Fabry-Perot	88
5.2.2.	Filtres acousto-optiques	88
5.2.3.	Filtres basés sur la biréfringence	89
5.2.4.	Filtres plasmoniques	90
5.2.5.	Autres filtres moins répandus	90
5.3.	Expression du besoin	90
5.3.1.	Dimensionnement optique d'une caméra multispectrale accordable	90
5.3.2.	Caractéristiques souhaitées de la matrice de filtres accordables	91
5.4.	Choix de la solution technique et dimensionnement optique de la matrice	92
5.4.1.	Choix de la solution technique	92
5.4.2.	Description de la solution retenue	93

5.4.3.	Dimensionnement optique du filtre élémentaire	93
5.4.4.	Procédé de fabrication du miroir mobile	97
5.5.	Tolérancement de la matrice	99
5.5.1.	Introduction	99
5.5.1.1.	Erreur de positionnement du miroir mobile	100
5.5.1.2.	Défaut de planéité de la membrane	102
5.5.2.	Étude de la modification du profil de transmission spectrale du filtre.	103
5.5.3.	Étude de la dégradation de la qualité d'image.	105
5.5.4.	Étude de la dégradation du contraste sur le plan de détection.	105
5.5.5.	Conclusion	108
5.6.	Conclusion	110

Conclusion

Introduction

Science is spectral analysis.
Art is light synthesis.

Karl Kraus

La vision en couleurs

La rétine des vertébrés est composée de cellules sensibles à la lumière que sont les *cônes* et les *bâtonnets*. Les bâtonnets permettent la vision sous une luminosité faible. Ils captent la lumière indifféremment de sa couleur et sont donc très sensibles. En contrepartie, ils ne permettent qu'une vision en noir et blanc, ou plutôt en niveaux de gris. La vision en couleurs est assurée par les cônes. Chaque type de cône a une bande passante limitée, dans des longueurs d'ondes correspondant à ce qui est perçu comme des couleurs.

L'œil humain comporte 5 à 7 millions de cônes répartis en trois types¹ : les cônes dits bleus, verts et rouges. On retrouve ainsi les trois couleurs primaires en synthèse additive. La représentation des couleurs dans le format RVB², utilisée par exemple pour la vidéo, génère toutes les couleurs visibles par l'homme.

La perception des couleurs n'est cependant pas la même chez tous les animaux. La majorité des mammifères ne possède par exemple que des cônes de type vert et rouge. Comme l'Homme et certains primates, les abeilles ont une vision dite trichromate (3 types de cônes). Leur vision n'est cependant pas sensible au rouge mais à l'ultra-violet. Les oiseaux ont quant à eux une vision tetrachromate [1]. Ces différences s'expliquent dans le cadre de la théorie de l'évolution, la vision en couleurs de chaque espèce animale s'adaptant remarquablement avec son environnement [2, 3].

La palme du système de vision en couleurs le plus complexe revient à la crevette-mante (voir figure 0.1). Ce crustacé, qui vit dans des récifs coraliens aux couleurs très variées, possède jusqu'à 16 types de cônes différents [4]. La crevette-mante dispose de 4 classes de photorécepteurs devant lesquels sont placés des filtres colorés. Il a été montré que la sélectivité spectrale de ces filtres dépendait de la profondeur à laquelle le crustacé évoluait [5]. La crevette-mante est donc une espèce dont les individus ont la capacité d'adapter leur système visuel à leur environnement.

1. En comparaison, l'œil humain comporte environ 120 millions de bâtonnets.

2. Acronyme de Rouge Vert Bleu



FIGURE 0.1.: Image d'une crevette-mante. Source : *Wikipédia*.

Contexte et problématique de la thèse

La spectro-imagerie consiste à acquérir l'image d'une même scène dans plusieurs bandes spectrales. Ces bandes spectrales sont analogues aux différents types de cônes du règne animal. Lorsque ces bandes spectrales sont nombreuses³ et couvrent régulièrement le domaine spectral d'intérêt, on parle d'imagerie hyperspectrale. L'imagerie multispectrale consiste quant à elle en l'acquisition d'un nombre plus réduit de bandes spectrales. Ces bandes ne sont alors plus nécessairement contiguës et peuvent être adaptées à l'application envisagée. L'imagerie couleur "classique" peut par exemple être vue comme une technique d'imagerie multispectrale conçue pour la restitution des couleurs visibles par l'homme.

La spectro-imagerie a été développée initialement pour des applications de télésurveillance de l'environnement naturel (exploration minière [6], caractérisation du couvert végétal [7], ...). Dans ces applications, la notion de forme est peu importante tandis que l'information spectrale est précieuse pour la classification des différents matériaux constituant la scène. Dans ce contexte, il est intéressant de sacrifier la résolution spatiale au profit de la résolution spectrale⁴. Par ailleurs, un grand nombre d'algorithmes d'extraction automatique d'attributs spectraux ont été développés pour des situations spécifiques et ont montré leur efficacité dans de nombreuses applications opérationnelles [8, 9, 10, 11]. En comparaison, les algorithmes d'extraction automatique d'information à partir d'attributs spatiaux (reconnaissance de forme ...) sont à l'heure actuelle et à notre connaissance incapables de rivaliser avec le système visuel humain.

Cette thèse, effectuée au *Laboratoire Charles Fabry* sous la direction de Jean Taboury,

3. Typiquement plus d'une centaine de bandes spectrales.

4. La quantité de données acquise croît avec le carré de la résolution spatiale tandis qu'elle augmente linéairement avec la résolution spectrale.

est financée par la *Direction Générale de l'Armement* et cofinancée par la société *Sagem - Groupe SAFRAN*. Son encadrement est réparti entre l'*Institut d'Optique, Sagem* et l'*ONERA*. La thèse vise à étudier l'utilisation de l'imagerie multispectrale dans un objectif de détection de cibles camouflées. Ces cibles sont conçues pour apparaître à un observateur humain avec une couleur similaire à celle de leur environnement. L'imagerie couleur "classique" n'est donc pas adaptée à leur détection. Afin de permettre la détection des cibles camouflées, les images multispectrales acquises doivent disposer d'un contenu spectral optimisé. Nous nous intéressons dans le cadre de cette thèse aux moyens techniques à mettre en œuvre pour acquérir de telles images ainsi qu'aux méthodes de traitement de celles-ci dans un objectif de détection.

Cette thèse est ainsi construite en deux parties. La première partie est dédiée à la détection dans les images multispectrales. Nous nous intéressons particulièrement à l'optimisation de l'information spectrale à acquérir. Dans la deuxième partie, nous étudions les techniques qui permettent d'acquérir l'information spectrale optimisée à l'aide des algorithmes développés dans la première partie.

Exposé de la démarche

Sélection de bandes pour la détection dans les images hyperspectrales

Notre démarche se veut expérimentale et orientée par l'application de détection envisagée. Elle est appuyée par des campagnes de mesures qui nous ont permis de constituer une base d'images représentative de cette application. Toutefois, le traitement des images hyperspectrales pour la détection repose sur un cadre théorique qui est nécessaire à la représentation, à la manipulation, et à l'exploitation des données hyperspectrales.

Au chapitre 1, nous présentons ce cadre théorique dans l'objectif d'introduire un algorithme de détection simple appelé *filtre adapté*, choisi pour sa simplicité et son efficacité dans des situations réelles. Le filtre adapté nécessite cependant de disposer d'une estimation de la signature spectrale de la cible. L'erreur effectuée sur cette estimation se traduit par une dégradation de la performance de détection. Nous montrons de façon théorique que sous certaines hypothèses sur l'erreur d'estimation, la dégradation de la performance de détection peut être évaluée par une fonction simple du nombre de bandes spectrales. Réduire ce nombre permet de limiter les effets de l'erreur d'estimation sur la signature spectrale de la cible.

Au delà de cet effet bénéfique sur l'influence d'une connaissance imparfaite de la cible, la réduction du nombre de bandes permet aussi de relâcher certaines contraintes lors de l'acquisition et du traitement des images hyperspectrales. Cette démarche est au cœur du chapitre 2 dans lequel nous présentons une méthode de sélection de bandes qui a pour objectif de réduire le nombre de bandes spectrales utilisées tout en optimisant la performance de détection du filtre adapté. Cette performance est mesurée par le contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection. Notre méthode, basée sur un algorithme génétique, permet non seulement d'optimiser la position des bandes mais aussi leur largeur. Des exemples de sélection de bandes fondés sur des images hyperspectrales réelles montrent qu'il est ainsi possible de réduire considérablement le

nombre de bandes spectrales tout en conservant une performance de détection acceptable.

Au chapitre 3, nous étudions les problèmes qui se posent lors de l'implémentation opérationnelle des techniques évoquées précédemment. Dans le cadre de notre application, l'incertitude sur l'estimation de la signature spectrale de la cible peut être telle qu'une approche de détection de cibles n'est plus adaptée. La détection d'anomalies, technique qui consiste à détecter tout spectre suffisamment différent du fond environnant, permet de contourner ce problème au prix d'un nombre considérablement accru de fausses alarmes. Dans l'objectif de réduire le nombre de fausses alarmes, nous présentons une approche hybride qui vise à orienter le détecteur d'anomalies par une sélection de bandes adaptée à la détection de la cible recherchée par rapport au fond.

Vers la réalisation d'un spectro-imageur *snapshot* à filtres accordables

Dans la deuxième partie de cette thèse, nous nous intéressons à l'acquisition des images multispectrales dans un objectif de détection de cibles en temps réel. Les systèmes d'imagerie hyperspectrale classiques reposent en général sur un procédé de balayage qui les rend incompatibles avec notre application de détection en temps réel. Nous souhaitons ainsi disposer d'un imageur multispectral *snapshot*, c'est-à-dire capable d'acquérir de façon simultanée le cube image. Les contraintes de débit de données imposent de réaliser un compromis entre la résolution spatiale et la résolution spectrale du cube image acquis. Ainsi, si l'on souhaite une résolution spatiale suffisante, il est nécessaire d'acquérir le cube image sur un nombre de bandes réduit. Les résultats de la première partie montrent qu'il est possible d'obtenir une bonne performance de détection à partir d'un faible nombre de bandes à condition que celles-ci soient bien adaptées au scénario de détection. Il est donc utile de disposer d'un spectro-imageur *snapshot* accordable, c'est-à-dire capable de modifier le contenu spectral acquis en fonction du scénario de détection envisagé.

Afin de démontrer l'intérêt d'un tel système, *Sagem* a souhaité réaliser dans un premier temps un spectro-imageur *snapshot* à filtres fixes. Nous présentons au chapitre 4 un état de l'art des méthodes d'acquisition simultanée du cube image. La confrontation de cet état de l'art avec le besoin opérationnel nous a permis de choisir la solution technique la plus à même de répondre à ce besoin. Nous avons ainsi choisi de réaliser un spectro-imageur *snapshot* basé sur une matrice de filtres interférentiels associée à une matrice de lentilles. Cet imageur, dont nous présentons la réalisation, est capable d'acquérir simultanément 18 bandes spectrales sur un unique détecteur. Les résultats du traitement des images issues de cet imageur exposés dans la première partie de cette thèse montrent que sa résolution spectrale s'avère suffisante pour détecter des cibles à distance modérée en contexte opérationnel. Il serait néanmoins intéressant d'améliorer sa résolution spatiale ainsi que son efficacité radiométrique.

Ces améliorations peuvent être obtenues en réduisant le nombre de bandes acquises simultanément tout en rendant ces bandes accordables en fonction du scénario de détection. Nous présentons ainsi au chapitre 5 la conception d'un imageur multispectral *snapshot* basé sur une matrice de filtres accordable. Nous avons étudié les différentes solutions permettant de réaliser un tel composant. Les technologies de filtrage accor-

dables disponibles ne permettent pas de répondre à notre besoin technique. *Sagem* a donc choisi de collaborer avec l'*Institut d'Électronique Fondamentale (IEF)* pour le développement d'un composant spécifique répondant à ce besoin. Il s'agit dans un premier temps de réaliser une matrice de 4 filtres de Fabry-Perot accordables en technologie MOEMS (Micro Opto Electro Mechanical Systems). Chaque filtre est composé d'un miroir fixe et d'un miroir mobile. L'accordabilité spectrale du filtre est obtenue par un actionnement électrostatique du miroir mobile. Le développement de ce composant s'effectue au sein du groupe *MinaSyS* de l'*IEF* dans le cadre de la thèse d'Hervé Bertin encadrée par Alain Bossebœuf et Philippe Coste. Cette thèse se termine en 2012, nous ne présentons ici que les premiers résultats de ce développement.

Première partie .

**Sélection de bandes pour la
détection dans les images
hyperspectrales**

1. Détection de cibles dans les images hyperspectrales

Des pensées sans matière sont vides, des intuitions sans concepts sont aveugles.

Emmanuel Kant

1.1. Introduction

L'intérêt de l'imagerie hyperspectrale repose sur le fait que les propriétés d'émission, d'absorption, et de réflexion du rayonnement électromagnétique en fonction de la longueur d'onde dépendent du matériau considéré. Dans le domaine du spectre compris entre 400 et 2500nm, l'émission des matériaux peut en général être négligée. On caractérise alors un matériau par sa signature spectrale en réflectance $\rho(\lambda)$ définie par¹ :

$$\rho(\lambda) = \frac{\text{flux réfléchi à la longueur d'onde } \lambda}{\text{flux incident à la longueur d'onde } \lambda}. \quad (1.1)$$

La figure 1.1 représente le spectre en réflectance $\rho(\lambda)$ de trois végétaux (herbe verte, herbe sèche, feuille d'érable) entre 400 et 2500nm. On remarque que l'herbe verte et la feuille d'érable ont des signatures très proches dans le domaine du spectre visible situé entre 400 et 700nm. À partir de 700nm, on observe une brusque remontée de la réflectance. Ce phénomène, caractéristique de la présence de la chlorophylle, est appelé *montée chlorophyllienne* ou *red edge*. L'herbe sèche, qui a perdu sa chlorophylle, ne présente pas ce phénomène.

Nous nous intéressons dans ce chapitre à la détection de cibles dans les images hyperspectrales. Cela revient à rechercher dans la scène les objets dont la signature en réflectance est égale à celle de la cible recherchée. Malheureusement, les imageurs hyperspectraux n'acquièrent pas directement la réflectance de la scène. La grandeur mesurée par le spectro-imageur est la luminance spectrique en entrée de la pupille de l'instrument. La précision de cette mesure dépend de l'estimation des paramètres d'illumination de la scène comme la position du soleil, la géométrie de la scène ou les conditions atmosphériques (voir section 3.2.1). Cette mesure de la luminance est par ailleurs entachée d'un bruit de capteur et d'un bruit de photons. Il est donc très difficile voire impossible de prédire avec précision la signature spectrale en luminance que mesurerait un spectro-imageur en observant une cible donnée².

1. Cette signature spectrale en réflectance dépend de l'orientation du matériau considéré.

2. Dans la pratique, on ne connaît même pas exactement la signature en réflectance de la cible recherchée

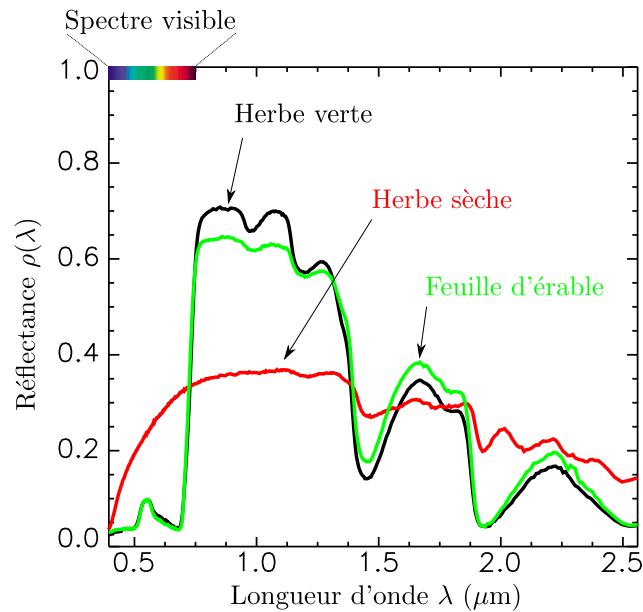


FIGURE 1.1.: Signature spectrale en réflectance de plusieurs végétaux. Source : *U.S. Geological Survey*.

Ces observations montrent que la description statistique des données hyperspectrales acquises peut faciliter le choix et l'évaluation des algorithmes de détection. Nous nous restreignons dans ce chapitre à une description statistique des données au second ordre qui conduit naturellement dans le cas gaussien à un détecteur simple appelé *filtre adapté* [12]. Il est possible de décrire les images hyperspectrales par des distributions statistiques plus complexes, ce qui conduit à des algorithmes de détection sophistiqués [8, 9, 10, 11] dont l'apparente supériorité dans des conditions de test n'est pas nécessairement vérifiée dans des conditions réelles [13].

Nous utilisons ainsi le filtre adapté pour sa simplicité et son efficacité dans des situations réelles [13]. La performance de ce détecteur est évaluée en termes de contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection. En pratique, la signature de la cible recherchée doit être estimée par des techniques d'extraction de la réflectance ou à partir de l'information obtenue sur des cibles précédemment détectées. Nous montrons que sous certaines hypothèses sur l'erreur d'estimation de la signature spectrale de la cible, la dégradation de la performance de détection peut être évaluée par une fonction simple du nombre de bandes spectrales. Il peut ainsi être utile de réduire le nombre de bandes spectrales pour limiter les effets de l'erreur d'estimation du spectre de la cible sur la performance du filtre adapté.

Nous introduisons dans un premier temps les notions théoriques nécessaires au traitement des images hyperspectrales pour la détection. Le filtre adapté ainsi que sa performance dans des situations réelles sont détaillés dans un deuxième temps. Enfin, nous discutons des performances du filtre adapté en présence d'une erreur d'estimation sur la signature spectrale de la cible recherchée.

1.2. Les bases mathématiques du traitement des images hyperspectrales pour la détection

Dans cette section, nous introduisons les bases mathématiques nécessaires au traitement des images hyperspectrales pour la détection. Nous rappelons dans un premier temps quelques notions indispensables de statistiques et d'algèbre linéaire afin de développer dans un deuxième temps les bases de la théorie de la détection.

1.2.1. Description statistique des données hyperspectrales

Une image hyperspectrale est un objet tridimensionnel indexé par deux coordonnées spatiales et une coordonnée spectrale. On considère ici une image hyperspectrale de dimensions spatiales $N_x \times N_y$ et de dimension spectrale K . On représente l'information spectrale associée au $i^{\text{ème}}$ pixel d'une image hyperspectrale ($i \in I = [1, N_x \times N_y]$) par le vecteur $\mathbf{x}_i = (x_{1i}, \dots, x_{Ki})^T$ où K est le nombre de bandes spectrales. Le vecteur \mathbf{x}_i est parfois appelé *spectre*.

Un sous-ensemble de pixels $R \subseteq I = [1, N_x \times N_y]$ de l'image hyperspectrale est appelé une région d'intérêt, ou ROI. Le spectre moyen \mathbf{m}_R de la région d'intérêt R est défini par :

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_R &= \langle \mathbf{x} \rangle_R \\ &= \frac{1}{N_R} \sum_{i \in R} \mathbf{x}_i \end{aligned} \quad (1.2)$$

Par ailleurs, les statistiques d'ordre 2 de la région d'intérêt R sont contenues dans la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}_R$ définie par :

$$\mathbf{\Gamma}_R = \langle (\mathbf{x} - \mathbf{m}_R)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_R)^T \rangle_R. \quad (1.3)$$

1.2.1.1. Quelques propriétés des matrices de covariance

Soit \mathbf{x} un vecteur aléatoire de dimension K et $\mathbf{m} = E\{\mathbf{x}\}$ son espérance mathématique (ou moyenne). La matrice de covariance de \mathbf{x} est définie par :

$$\mathbf{\Gamma} = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m})(\mathbf{x} - \mathbf{m})^T\}. \quad (1.4)$$

Chaque terme $\mathbf{\Gamma}_{ij}$ de la matrice de covariance est égal à la covariance $\text{Cov}(x_i, x_j)$ entre les variables aléatoires x_i et x_j .

$$\mathbf{\Gamma}_{ij} = E\{(x_i - m_i)(x_j - m_j)\} = \text{Cov}(x_i, x_j), \quad (1.5)$$

En particulier, chaque terme diagonal $\mathbf{\Gamma}_{ii}$ de la matrice de covariance représente la variance de la variable aléatoire x_i . On observe que $\mathbf{\Gamma}$ est une matrice symétrique ($\mathbf{\Gamma}^T = \mathbf{\Gamma}$), elle est de plus définie positive [14] :

$$\forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \mathbf{x}^T \mathbf{\Gamma} \mathbf{x} > 0. \quad (1.6)$$

$\mathbf{\Gamma}$ est inversible et son inverse $\mathbf{\Gamma}^{-1}$ est aussi symétrique définie positive. On peut par ailleurs montrer qu'il existe une unique matrice symétrique définie positive notée $\mathbf{\Gamma}^{\frac{1}{2}}$ telle que $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{\Gamma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{\Gamma}^{\frac{1}{2}}$. On peut alors définir le changement de coordonnées suivant :

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{\Gamma}^{-\frac{1}{2}}(\mathbf{x} - \mathbf{m}). \quad (1.7)$$

Le vecteur $\tilde{\mathbf{x}}$ a une moyenne nulle ($E\{\tilde{\mathbf{x}}\} = \mathbf{0}$). De plus, sa matrice de covariance est égale à l'identité :

$$\begin{aligned} E\{(\tilde{\mathbf{x}} - E\{\tilde{\mathbf{x}}\})(\tilde{\mathbf{x}} - E\{\tilde{\mathbf{x}}\})^T\} &= \mathbf{\Gamma}^{-\frac{1}{2}} E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m})(\mathbf{x} - \mathbf{m})^T\} \mathbf{\Gamma}^{-\frac{1}{2}} \\ &= \mathbf{\Gamma}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{\Gamma} \mathbf{\Gamma}^{-\frac{1}{2}} \\ &= \mathbf{I}. \end{aligned} \tag{1.8}$$

Ce changement de coordonnées appelé blanchiment permet donc de représenter \mathbf{x} dans une base où les données sont décorréliées³ et de variance unitaire.

Un résultat très important est que $\mathbf{\Gamma}$ est diagonalisable dans une base orthonormée $(\mathbf{v}_i)_{i=1}^K$ de valeurs propres associées $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_K \geq 0$. On peut ainsi écrire $\mathbf{\Gamma}$ sous la forme [14] :

$$\mathbf{\Gamma} = \mathbf{V} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T, \tag{1.9}$$

où \mathbf{V} est la matrice orthogonale ($\mathbf{V} \mathbf{V}^T = \mathbf{I}$) formée par les vecteurs colonne \mathbf{v}_i , et $\mathbf{\Sigma}$ est la matrice diagonale composée des valeurs propres $\{\lambda_i\}_{i=1}^K$. On considère la rotation : $\mathbf{z} = \mathbf{V}^T \mathbf{x}$. On a alors :

$$\begin{aligned} E\{(\mathbf{z} - E\{\mathbf{z}\})(\mathbf{z} - E\{\mathbf{z}\})^T\} &= \mathbf{V}^T \mathbf{\Gamma} \mathbf{V} \\ &= \mathbf{\Sigma}. \end{aligned} \tag{1.10}$$

Ainsi, les composantes du vecteur aléatoire \mathbf{z} sont décorréliées et de variance égale aux valeurs propres de $\mathbf{\Gamma}$. La rotation $\mathbf{z} = \mathbf{V}^T \mathbf{x}$ est à la base de l'analyse en composantes principales (ACP).

La figure 1.2 représente en échelle logarithmique les valeurs propres $(\lambda_i)_{i \in [1, K]}$ de la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ d'une image hyperspectrale composée de $K = 256$ bandes spectrales (voir figure 2.5). On observe que la décroissance des valeurs propres est très rapide. Ceci signifie que la majorité de la variance de l'image hyperspectrale est contenue dans un sous-espace de dimension largement inférieure au nombre de bandes spectrales K . On peut par exemple réduire la dimension de l'image hyperspectrale en la projetant suivant les 4 premiers vecteurs propres de la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ tout en conservant 99,8% de la variance de l'image initiale.

L'analyse en composantes principales est une technique très utilisée en réduction de dimensionnalité. Cette technique permet par exemple de réduire la dimension de l'image hyperspectrale avant de procéder à sa classification. Malheureusement, dans le cas d'applications de détection, les cibles recherchées sont rares et contribuent donc faiblement à la variance de l'image. L'information utile risque alors d'être perdue lors de la réduction de dimension.

1.2.1.2. Distribution normale multivariée

Soit \mathbf{x} un vecteur aléatoire de \mathbb{R}^K de vecteur moyen $\mathbf{m} = E\{\mathbf{x}\}$ et de matrice de covariance $\mathbf{\Gamma} = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m})(\mathbf{x} - \mathbf{m})^T\}$. On dit que \mathbf{x} suit une distribution normale multivariée de vecteur moyen \mathbf{m} et de matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ si sa densité de probabilité

3. Ceci n'implique pas que les données sont indépendantes.

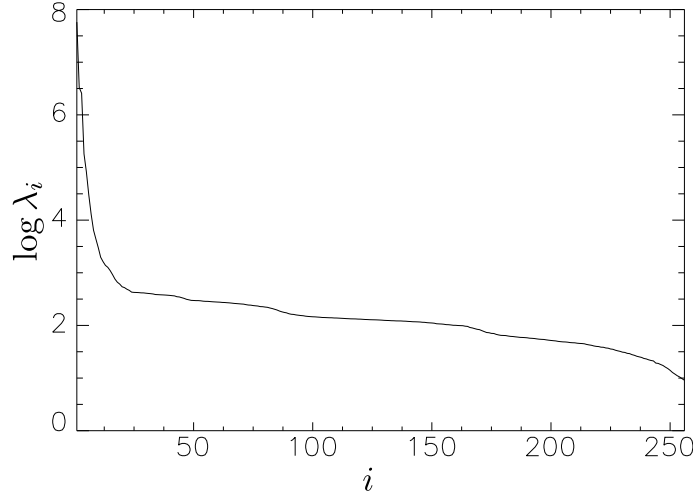


FIGURE 1.2.: Représentation en échelle logarithmique des valeurs propres $(\lambda_i)_{i \in [1, K]}$ de la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ d'une image hyperspectrale composée de $K = 256$ bandes spectrales.

est donnée par :

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{K/2} |\mathbf{\Gamma}|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m})^T \mathbf{\Gamma}^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{m})} \quad (1.11)$$

où $|\mathbf{\Gamma}|$ représente le déterminant de la matrice $\mathbf{\Gamma}$ [15]. Dans ce cas, la densité de probabilité du vecteur aléatoire \mathbf{x} est entièrement définie par son vecteur moyen et sa matrice de covariance, on écrit alors : $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(\mathbf{m}, \mathbf{\Gamma})$.

Le lieu des points ayant la même densité de probabilité est une ellipsoïde définie par l'équation $\|\mathbf{x}\|_M^2 = (\mathbf{x} - \mathbf{m})^T \mathbf{\Gamma}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{m}) = \text{cste}$. Les axes de cette ellipsoïde sont alignés avec les vecteurs propres \mathbf{v}_i de la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$. La variance des données projetées suivant le vecteur propre \mathbf{v}_i est égale à la valeur propre λ_i de $\mathbf{\Gamma}$.

Considérons le changement de coordonnées $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{\Gamma}^{-\frac{1}{2}}(\mathbf{x} - \mathbf{m})$ appelé blanchiment. La quantité $\|\mathbf{x}\|_M$, appelée distance de Mahalanobis de \mathbf{x} , est égale à la norme Euclidienne $\|\tilde{\mathbf{x}}\|_2$ du vecteur $\tilde{\mathbf{x}}$. On peut montrer que $\tilde{\mathbf{x}} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, où \mathbf{I} est la matrice identité.

1.2.2. Notions de théorie de la détection

On considère un pixel \mathbf{x} d'une image hyperspectrale. Soit $\Omega \subset \mathbb{R}^K$, l'ensemble des réalisations possibles de \mathbf{x} . Effectuer une détection revient à déterminer si le pixel \mathbf{x} correspond ou non à une cible. On suppose dans ce cadre que le pixel \mathbf{x} appartient à l'une des deux classes γ_0 et γ_1 . La classe γ_0 correspond à l'absence de cible tandis que la classe γ_1 correspond à la présence de cible.

Le rôle d'un algorithme de détection est de partitionner l'espace Ω des réalisations possibles de \mathbf{x} en deux régions ω_0 et ω_1 . Un spectre appartenant à la région ω_k , $k \in \{0, 1\}$, sera alors affecté à la classe γ_k . En pratique, on définit une fonction D de Ω dans

\mathbb{R} et un réel η de façon à ce que :

$$\begin{cases} \omega_0 &= \{\mathbf{x} \in \Omega, D(\mathbf{x}) < \eta\}, \\ \omega_1 &= \{\mathbf{x} \in \Omega, D(\mathbf{x}) > \eta\}. \end{cases} \quad (1.12)$$

La fonction $D(\mathbf{x})$ est appelée *détecteur* tandis que η est appelé *seuil de détection* [12].

Il est utile de faire des hypothèses sur les densités de probabilité $p(\mathbf{x}|\gamma_0)$ et $p(\mathbf{x}|\gamma_1)$ des classes γ_0 et γ_1 . La probabilité de fausse alarme P_{FA} est alors la probabilité d'associer le vecteur \mathbf{x} à la classe γ_1 alors qu'il appartient à la classe γ_0 :

$$P_{FA} = \int_{\omega_1} p(\mathbf{x} | \gamma_0) d\mathbf{x}. \quad (1.13)$$

De la même façon, la probabilité de détection P_D est la probabilité d'associer le vecteur \mathbf{x} à la classe γ_1 alors qu'il appartient bien à la classe γ_1 :

$$P_D = \int_{\omega_1} p(\mathbf{x} | \gamma_1) d\mathbf{x}. \quad (1.14)$$

Il est aussi possible de définir la probabilité de non-détection P_{ND} :

$$P_{ND} = \int_{\omega_0} p(\mathbf{x} | \gamma_1) d\mathbf{x} = 1 - P_D. \quad (1.15)$$

La conception de détecteurs optimaux dépend des densités de probabilité $p(\mathbf{x} | \gamma_0)$ et $p(\mathbf{x} | \gamma_1)$ ainsi que du critère d'optimalité choisi. Le critère d'optimalité le plus couramment utilisé dans le cas d'applications de détection est le critère de Neyman-Pearson [12]. Ce critère consiste à maximiser la probabilité de détection P_D tout en maintenant la probabilité de fausse alarme P_{FA} en deçà d'une certaine valeur.

Pour un vecteur \mathbf{x} donné, les quantités $p(\mathbf{x}|\gamma_0)$ et $p(\mathbf{x}|\gamma_1)$ sont appelées *vraisemblances* des hypothèses γ_0 et γ_1 respectivement. On peut définir le rapport de vraisemblance $\Lambda(\mathbf{x})$:

$$\Lambda(\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \gamma_1)}{p(\mathbf{x} | \gamma_0)}. \quad (1.16)$$

Soit g une fonction de \mathbb{R} dans \mathbb{R} strictement croissante, on peut montrer que le détecteur $y = D(\mathbf{x}) = g(\Lambda(\mathbf{x}))$ est optimal au sens du critère de Neyman-Pearson, c'est à dire qu'il maximise la probabilité de détection pour une probabilité de fausse alarme donnée [12]. Le seuil de détection approprié est obtenu par la relation :

$$P_{FA} = \int_{\eta}^{+\infty} p(y | \gamma_0) dy. \quad (1.17)$$

De la même façon, on peut obtenir une relation pour la probabilité de détection P_D :

$$P_D = \int_{\eta}^{+\infty} p(y | \gamma_1) dy. \quad (1.18)$$

Les équations (1.17 et 1.18) montrent que lorsque les densités de probabilité conditionnelle de la sortie du détecteur $p(y | \gamma_0)$ et $p(y | \gamma_1)$ sont bien définies, la probabilité de détection P_D et la probabilité de fausse alarme P_{FA} sont entièrement déterminées

par le seuil de détection η choisi. L'ensemble des couples (P_{FA}, P_D) obtenus pour les différentes valeurs de η possibles peut être représenté sur un plan. La courbe paramétrique ainsi obtenue est appelée courbe COR ou Caractéristiques Opérationnelles de Réception (voir figure 1.3) [16]. Cette courbe est un outil utile à la quantification et à la comparaison de la performance des détecteurs.

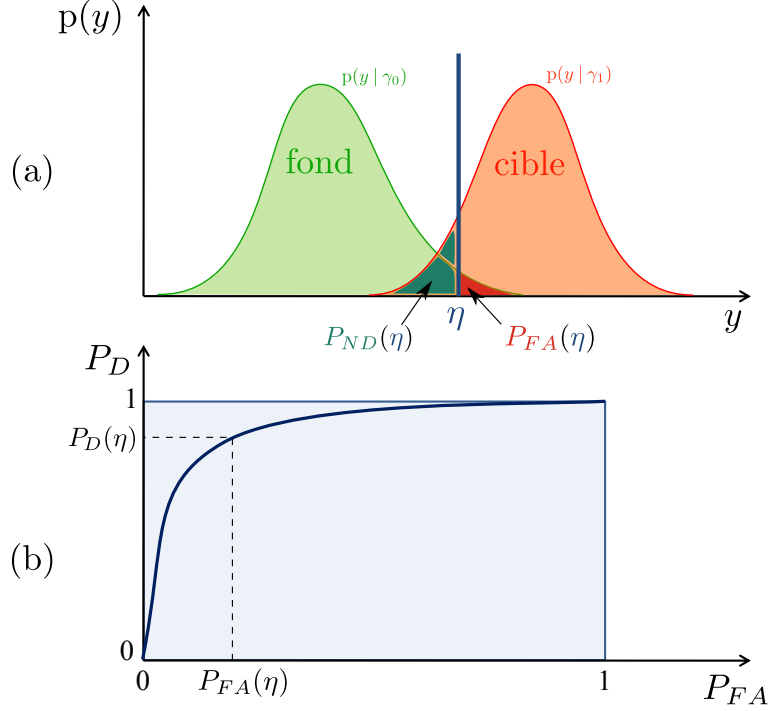


FIGURE 1.3.: Illustration de l'établissement d'une courbe COR. (a) : Les densités de probabilité conditionnelles de la sortie du détecteur $p(y | \gamma_0)$ et $p(y | \gamma_1)$ permettent de calculer la probabilité de détection P_D et la probabilité de fausse alarme P_{FA} associées à une valeur du seuil de détection η . (b) : La courbe COR est obtenue en calculant $P_D(\eta)$ et $P_{FA}(\eta)$ pour toutes les valeurs de η .

1.3. Le filtre adapté

1.3.1. Approche par calcul du rapport de vraisemblance

Dans cette partie, nous modélisons les spectres de la cible et du fond par des vecteurs aléatoires suivant une distribution normale multivariée (voir section 1.2.1.2). Ce modèle présente l'avantage de conduire à des détecteurs simples qui se révèlent efficaces dans de nombreuses situations. Nous considérons donc que le problème de détection est spécifié par les hypothèses suivantes :

$$\mathbf{x} \sim \begin{cases} \mathcal{N}(\mathbf{m}_0, \mathbf{\Gamma}_0) & \text{si } \gamma_0 \text{ (cible absente)} \\ \mathcal{N}(\mathbf{m}_1, \mathbf{\Gamma}_1) & \text{si } \gamma_1 \text{ (cible présente)} \end{cases}, \quad (1.19)$$

où le fond et la cible suivent des distributions normales multivariées définies par leurs vecteurs moyens \mathbf{m}_0 et \mathbf{m}_1 et leurs matrices de covariance $\mathbf{\Gamma}_0$ et $\mathbf{\Gamma}_1$. Soit $k \in \{0, 1\}$, on

a ainsi :

$$p(\mathbf{x} | \gamma_k) = \frac{1}{(2\pi)^{K/2} |\mathbf{\Gamma}_k|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_k)^T \mathbf{\Gamma}_k^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_k)} \quad (1.20)$$

Le rapport des vraisemblances s'écrit alors [12] :

$$\begin{aligned} \Lambda(\mathbf{x}) &= \frac{p(\mathbf{x} | \gamma_1)}{p(\mathbf{x} | \gamma_0)} \\ &= \sqrt{\frac{|\mathbf{\Gamma}_0|}{|\mathbf{\Gamma}_1|}} e^{-\frac{1}{2}[(\mathbf{x}-\mathbf{m}_1)^T \mathbf{\Gamma}_1^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_1) - (\mathbf{x}-\mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}_0^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_0)]}. \end{aligned} \quad (1.21)$$

On peut alors utiliser la fonction strictement croissante $g(z) = \sqrt{\frac{|\mathbf{\Gamma}_1|}{|\mathbf{\Gamma}_0|}} \ln(2z)$ afin d'obtenir un détecteur simple et optimal au sens de Neyman-Pearson :

$$\begin{aligned} y = D(\mathbf{x}) &= g(\Lambda(\mathbf{x})) \\ &= (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}_0^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0) - (\mathbf{x} - \mathbf{m}_1)^T \mathbf{\Gamma}_1^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_1). \end{aligned} \quad (1.22)$$

Ce détecteur compare le carré de la distance de Mahalanobis $(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}_0^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)$ entre le spectre observé et la classe *fond* avec le carré de la distance de Mahalanobis $(\mathbf{x} - \mathbf{m}_1)^T \mathbf{\Gamma}_1^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_1)$ entre le spectre observé et la classe *cible*. En raison de la nature quadratique de la distance de Mahalanobis, la distribution statistique de la sortie y du détecteur est complexe. Cependant, dans le cas où les classes *cible* et *fond* ont la même matrice de covariance ($\mathbf{\Gamma}_1 = \mathbf{\Gamma}_0 = \mathbf{\Gamma}$), les termes quadratiques dans l'équation 1.22 s'annulent et le détecteur devient [11] :

$$y = D(\mathbf{x}) = 2(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{x} + \mathbf{m}_0^T \mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{m}_0 - \mathbf{m}_1^T \mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{m}_1. \quad (1.23)$$

Ce détecteur présente l'avantage de dépendre linéairement de \mathbf{x} . Toute fonction affine strictement croissante de ce détecteur est un détecteur optimal au sens de Neyman-Pearson. Nous pourrions donc utiliser le détecteur suivant :

$$y = D_{\text{mf}}(\mathbf{x}) = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0). \quad (1.24)$$

Ce détecteur prend la valeur $y = 0$ lorsque $\mathbf{x} = \mathbf{m}_0$. Considérons l'opération de blanchiment $\tilde{\mathbf{z}} = \mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\mathbf{z} - \mathbf{m}_0)$, on a alors :

$$y = D_{\text{mf}}(\mathbf{x}) = \tilde{\mathbf{m}}_1^T \tilde{\mathbf{x}}. \quad (1.25)$$

Dans l'espace blanchi, la sortie du détecteur est donc le produit scalaire entre la cible de référence $\tilde{\mathbf{m}}_1 = \mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)$ et le pixel testé $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)$ (voir figure 1.4). Ce détecteur est appelé *filtre adapté (matched filter)* [11].

Sous l'hypothèse que le vecteur \mathbf{x} est distribué normalement, la sortie du détecteur $y = D_{\text{mf}}(\mathbf{x})$ est aussi distribuée normalement car c'est une combinaison linéaire de variables aléatoires distribuées normalement. On peut ainsi montrer que :

$$y = D_{\text{mf}}(\mathbf{x}) \sim \begin{cases} \mathcal{N}(0, \Delta^2) & \text{si } \gamma_0 \\ \mathcal{N}(\Delta^2, \Delta^2) & \text{si } \gamma_1 \end{cases}, \quad (1.26)$$

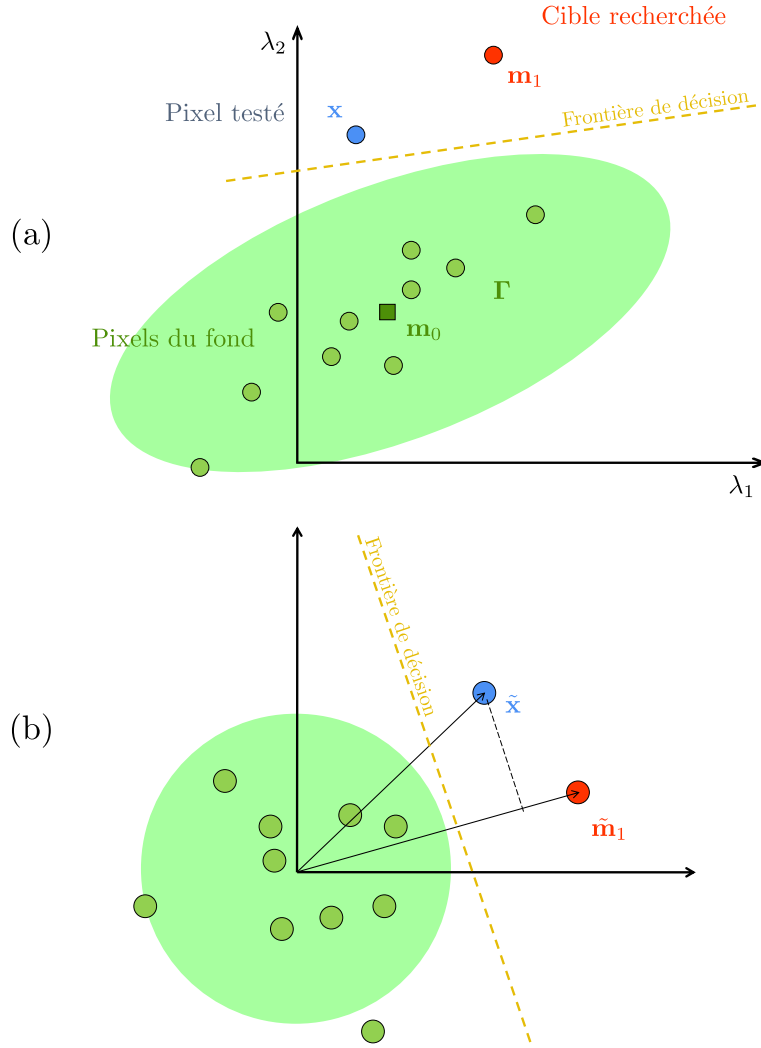


FIGURE 1.4.: Filtre adapté dans l'espace réel (a) et dans l'espace blanchi (b).

où $\Delta = \sqrt{(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)}$ est la distance de Mahalanobis entre les distributions de la cible et du fond. La probabilité de fausse alarme P_{FA} et la probabilité de détection P_D sont déterminées par les relations :

$$P_{FA} = \int_{\eta}^{+\infty} p(y | \gamma_0) dy, \quad (1.27)$$

$$P_D = \int_{\eta}^{+\infty} p(y | \gamma_1) dy. \quad (1.28)$$

Dans la limite de validité du modèle de distribution normale, la performance de détection est donc complètement déterminée par la distance de Mahalanobis Δ entre les distributions de la cible et du fond. On peut alors montrer que la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme sont reliées par [11] :

$$P_D = Q [Q^{-1}(P_{FA}) - \Delta], \quad (1.29)$$

où

$$Q(x) = \frac{1}{2\pi} \int_x^{+\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right) dt. \quad (1.30)$$

La figure 1.5 représente la probabilité de détection P_D et la probabilité de fausse alarme P_{FA} en fonction de la valeur du seuil de détection η lorsque le carré de la distance de Mahalanobis entre la cible et le fond est égal à 10 ($\Delta^2 = 10$)⁴. On obtient la courbe COR correspondante en traçant les points $(P_D(\eta), P_{FA}(\eta))$ pour différentes valeurs de η . La figure 1.6 représente les courbes COR théoriques du filtre adapté obtenues pour différentes valeurs de Δ^2 . Lorsque la performance de détection est importante, c'est-à-dire lorsque Δ^2 est grand, il peut être utile de représenter la probabilité de fausse alarme sur une échelle logarithmique.

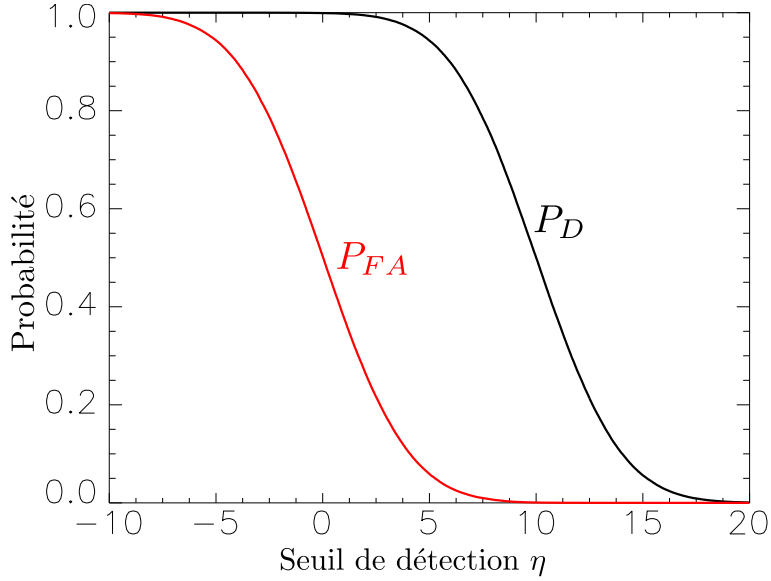


FIGURE 1.5.: Probabilité de détection P_D et probabilité de fausse alarme P_{FA} en fonction du seuil de détection η . Nous suivons ici les hypothèses de l'équation 1.19 avec $\Delta^2 = 10$.

1.3.2. Optimisation du contraste

Le filtre adapté $y = D_{mf}(\mathbf{x}) = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)$ a été obtenu par le rapport de vraisemblance à partir de l'hypothèse selon laquelle les pixels de la cible et du fond suivaient des distributions normales multivariées de vecteurs moyens \mathbf{m}_1 et \mathbf{m}_0 et de même matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$. Il est possible d'utiliser un autre critère pour obtenir le filtre adapté. On considère ici des détecteurs linéaires de la forme :

$$y_{\mathbf{w}} = D_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0). \quad (1.31)$$

On cherche à trouver le vecteur de projection \mathbf{w} qui maximise le contraste $C(\mathbf{w})$ à la sortie du détecteur entre les distributions du fond et de la cible défini par :

$$C(\mathbf{w}) = \frac{[E\{y_{\mathbf{w}} | \gamma_1\} - E\{y_{\mathbf{w}} | \gamma_0\}]^2}{\text{var}\{y_{\mathbf{w}} | \gamma_0\}}. \quad (1.32)$$

4. On se place ici dans le cadre des hypothèses de l'équation 1.19

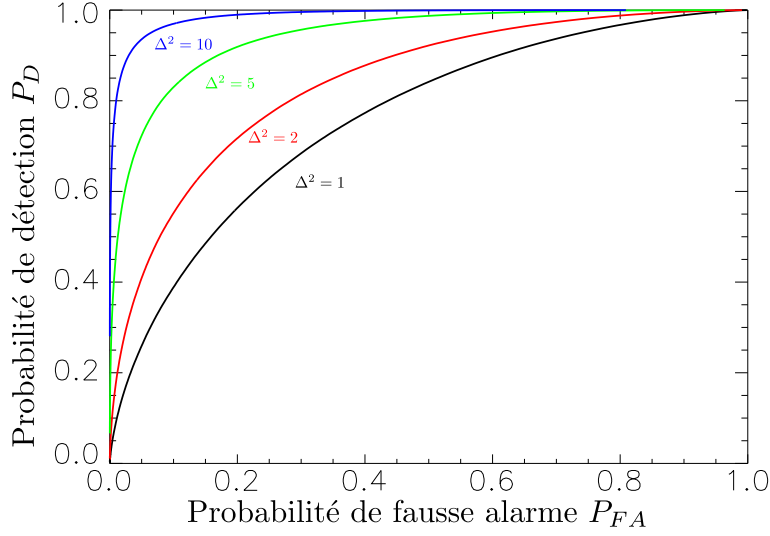


FIGURE 1.6.: Courbes COR du filtre adapté pour $\Delta^2 = 1, 2, 5, 10$. Ces courbes sont obtenues pour les hypothèses de l'équation 1.19.

On observe facilement que :

$$\begin{cases} E\{y_{\mathbf{w}} | \gamma_1\} &= \mathbf{w}^T(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0), \\ E\{y_{\mathbf{w}} | \gamma_0\} &= 0, \\ \text{var}\{y_{\mathbf{w}} | \gamma_0\} &= \mathbf{w}^T \Gamma \mathbf{w}. \end{cases} \quad (1.33)$$

On a donc :

$$C(\mathbf{w}) = \frac{[\mathbf{w}^T(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)]^2}{\mathbf{w}^T \Gamma \mathbf{w}}. \quad (1.34)$$

On peut remarquer que $C(\mathbf{w})$ ne dépend que de la direction du vecteur \mathbf{w} . L'optimisation de l'équation 1.34 est donc équivalente à [17] :

$$\mathbf{w}_{\text{mf}} = \arg \max_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^T \Delta \mathbf{m}, \quad \mathbf{w}^T \Gamma \mathbf{w} = 1, \quad (1.35)$$

où $\Delta \mathbf{m} = \mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0$. Ainsi, en formulation Lagrangienne [18], \mathbf{w}_{mf} minimise :

$$\mathcal{L}_{\mu}(\mathbf{w}; \Delta \mathbf{m}, \Gamma) = -\mathbf{w}^T \Delta \mathbf{m} + \mu \mathbf{w}^T \Gamma \mathbf{w} \quad (1.36)$$

pour un certain multiplicateur de Lagrange $\mu > 0$. On observe alors que [17] :

$$\mathcal{L}_{\mu}(\mathbf{w}; \Delta \mathbf{m}, \Gamma) = -\frac{1}{4\mu} [(2\mu \Gamma \mathbf{w} - \Delta \mathbf{m})^T \Gamma^{-1} (2\mu \Gamma \mathbf{w} - \Delta \mathbf{m}) - \Delta \mathbf{m} \Gamma^{-1} \Delta \mathbf{m}], \quad (1.37)$$

la solution optimale est donc obtenue lorsque $2\mu \Gamma \mathbf{w} - \Delta \mathbf{m} = 0$. Comme μ n'affecte que la norme de $C(\mathbf{w})$, on peut prendre $\mu = \frac{1}{2}$. On a alors :

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}; \Delta \mathbf{m}, \Gamma) = -\mathbf{w}^T \Delta \mathbf{m} + \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \Gamma \mathbf{w} \quad (1.38)$$

dont la solution optimale est $\mathbf{w}_{\text{mf}} = \Gamma^{-1} \Delta \mathbf{m}$. Ainsi, le détecteur linéaire :

$$y = D(\mathbf{x}) = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \Gamma^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0) \quad (1.39)$$

optimise le critère de contraste $C = (E\{y | \gamma_1\} - E\{y | \gamma_0\})^2 / \text{var}\{y | \gamma_0\}$. Le contraste C obtenu est alors égal au carré de la distance de Mahalanobis Δ^2 entre la cible et la distribution du fond :

$$\begin{aligned} C &= \frac{[\mathbf{w}_{\text{mf}}^T(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)]^2}{\mathbf{w}_{\text{mf}}^T \mathbf{\Gamma} \mathbf{w}_{\text{mf}}} \\ &= (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0) = \Delta^2. \end{aligned} \quad (1.40)$$

On retrouve donc le filtre adapté établi précédemment par optimisation du critère de Neyman-Pearson. Il est intéressant de remarquer que l'hypothèse de normalité des données n'a pas été utilisée dans l'approche exposée ci-dessus. On a simplement supposé que les moyennes de la cible et du fond \mathbf{m}_1 et \mathbf{m}_0 , ainsi que la matrice de covariance du fond $\mathbf{\Gamma}$, étaient définies. Lorsque les distributions de la cible et du fond s'écartent des distributions normales multivariées, le filtre adapté n'est plus optimal au sens du critère de Neyman-Pearson. En revanche, il reste le seul détecteur linéaire (à une constante multiplicative près) à être optimal au sens du critère de contraste C .

1.3.3. Application sur des images réelles

Nous avons acquis des images hyperspectrales d'une scène à l'aide de l'imageur multispectral *snapshot* présenté au chapitre 4. La figure 1.7 est une image trichrome de la scène, reconstituée à partir de trois canaux (rouge, vert et bleu) de l'image multispectrale considérée. Nous avons encadré la position spatiale de la cible à l'aide d'un rectangle de 3×12 pixels (voir Fig. 1.8). Ce rectangle définit la région d'intérêt ROI_1 de la cible. Par ailleurs, nous avons utilisé l'ensemble de l'image, cible comprise, pour définir la région d'intérêt correspondant au fond. On peut alors définir les spectres moyens \mathbf{m}_1 et \mathbf{m}_0 de la cible et du fond respectivement, ainsi que la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ du fond :

$$\begin{cases} \mathbf{m}_1 &= \langle \mathbf{x} \rangle_1, \\ \mathbf{m}_0 &= \langle \mathbf{x} \rangle_0, \\ \mathbf{\Gamma} &= \langle (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)^T \rangle_0, \end{cases} \quad (1.41)$$

où $\langle \cdot \rangle_\alpha$ est l'opération de moyennage sur la région d'intérêt ROI_α . La figure 1.9 représente le plan de détection obtenu par application du filtre adapté $y = D_{\text{mf}}(\mathbf{x}) = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)$ sur l'image multispectrale. La cible y apparaît avec un contraste $C = (\langle y \rangle_1 - \langle y \rangle_0)^2 / \text{Var}(y)_0 = 33,35$.

L'estimation des statistiques du fond pose a priori un problème car on risque d'y inclure des pixels de la cible lors de l'estimation. En pratique, les pixels de la cible sont rares dans la scène, il est donc possible d'estimer de façon correcte la moyenne du fond \mathbf{m}_0 ainsi que sa matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ sans connaître la position des cibles qui pourraient se trouver dans la scène. Lorsque l'on exclut la cible de la région d'intérêt correspondant au fond, on obtient une légère amélioration du contraste : $C = 33,87$. La figure 1.10 représente les courbes COR expérimentales obtenues lorsque le fond a été pris égal à toute l'image (courbe noire) et lorsque la cible a été exclue du fond (courbe rouge). On observe sur ces courbes une quantification de la probabilité de détection qui est due au fait que la cible n'est constituée que de 36 pixels. La courbe en pointillés noirs de la figure 1.10 est la courbe COR théorique qui correspond au cas où les distributions de la cible et du fond sont normales multivariées et de même matrice de

covariance pour une valeur de Δ^2 égale à 33, 35.

On observe sur la figure 1.10 que la prédiction de performance de détection basée sur le modèle gaussien se révèle très optimiste. La figure 1.11 permet d'expliquer ce phénomène. La distribution des pixels du fond sur le plan de détection suit approximativement une distribution gaussienne pour des valeurs proches de l'origine mais s'en écarte de façon considérable lorsque l'on s'éloigne de quelques écarts types de l'origine. Ceci a pour effet d'augmenter de façon importante la probabilité de fausse alarme lorsque les seuils de détection sont éloignés de l'origine. Manolakis a proposé de modéliser la distribution des pixels du fond par une distribution de Student multivariée [19] afin de mieux quantifier la performance de détection du filtre adapté dans des situations réelles.

On peut dire en conclusion que la performance théorique du filtre adapté n'est pas atteinte en pratique car les distributions de la cible et du fond ne suivent pas des distributions normales multivariées. Dans ce cas, bien que le filtre adapté ne pas soit optimal au sens de Neyman-Pearson, il fournit néanmoins une performance de détection acceptable.



FIGURE 1.7.: Représentation trichrome de l'image multispectrale de la scène observée.



FIGURE 1.8.: Définition de la région d'intérêt ROI_1 associée à la cible.

← cible

FIGURE 1.9.: Plan de détection obtenu par application du filtre adapté sur l'image multispectrale. Le contraste C entre la cible et le fond est égal à 33,35.

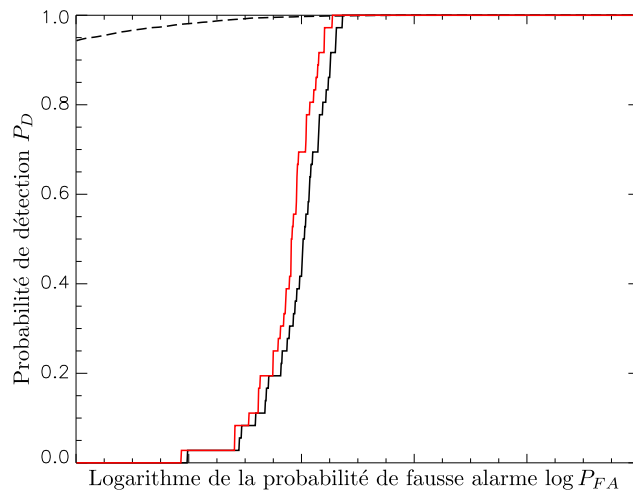


FIGURE 1.10.: Courbes COR expérimentales (traits pleins) obtenues dans deux configurations. Noir : la région d'intérêt du fond a été prise égale à toute l'image ($\Delta^2 = 33,35$). Rouge : on a exclu les pixels de la cible de la région d'intérêt du fond ($\Delta^2 = 33,87$). La courbe en pointillés noirs représente la courbe COR théorique obtenue pour $\Delta^2 = 33,35$.

1.4. Influence de l'erreur d'estimation sur la performance du filtre adapté

À la section 1.3.3, nous avons détecté la cible en prélevant directement sa signature spectrale sur l'image. En pratique, la signature spectrale de la cible doit être estimée. Cette estimation peut être réalisée à partir de techniques d'extraction de la réflectance [20] ou à partir de l'information dont on dispose sur les cibles précédemment détectées⁵. On dispose alors d'une estimation $\hat{\mathbf{m}}_1$ de la signature spectrale de la cible

5. Le problème d'extraction de la réflectance est étudié au chapitre 3.

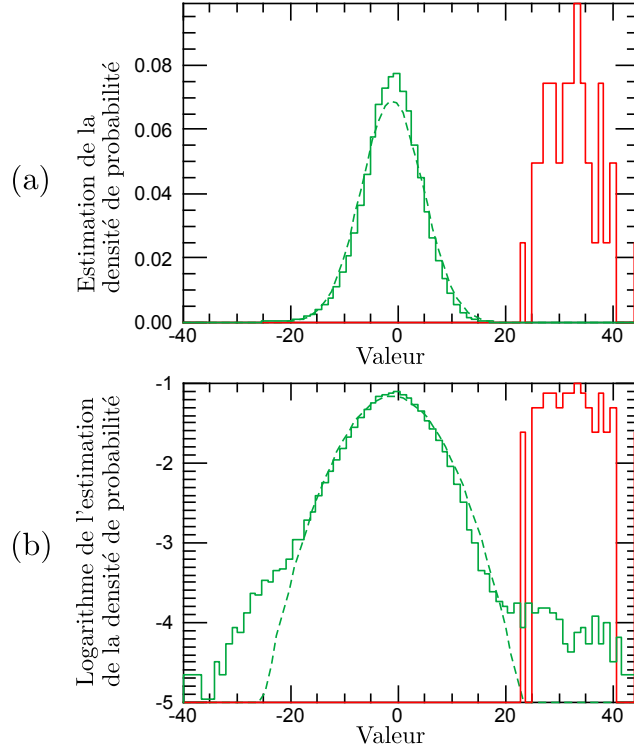


FIGURE 1.11.: Histogramme de la répartition de la valeur des pixels de la cible (en rouge) et du fond (en vert) sur le plan de détection. La courbe en vert pointillés représente une distribution gaussienne dont la moyenne et l'écart type sont égaux à ceux du fond. Le graphique (b) est une représentation en échelle logarithmique du graphique (a).

\mathbf{m}_1 . L'erreur d'estimation dégrade le contraste du filtre adapté sur le plan de détection.

Dans cette partie, nous étudions la dégradation de la performance de détection du filtre adapté lorsque la signature spectrale de la cible doit être estimée. La modélisation statistique de l'erreur d'estimation sera utile pour mettre en évidence l'influence du nombre de bandes spectrales sur la dégradation de la performance de détection.

1.4.1. Le filtre adapté en présence d'erreur d'estimation

En présence d'erreur d'estimation, on peut définir un détecteur en utilisant le filtre adapté dans lequel on a remplacé la signature spectrale \mathbf{m}_1 de la cible par son estimation $\hat{\mathbf{m}}_1$:

$$y' = D_{\text{amf}}(\mathbf{x}) = (\hat{\mathbf{m}}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0). \quad (1.42)$$

Ce détecteur est appelé *adaptive matched filter* (AMF) dans la littérature anglo-saxonne [10] ; il peut être intéressant de calculer le contraste C' correspondant à ce détecteur. On définit à cet effet les variables blanches $\hat{\boldsymbol{\mu}} = \mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\hat{\mathbf{m}}_1 - \mathbf{m}_0)$ et $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)$. On peut alors montrer que :

$$\begin{cases} \mathbb{E}\{y' \mid \gamma_1\} &= \hat{\boldsymbol{\mu}}^T \boldsymbol{\mu}, \\ \mathbb{E}\{y' \mid \gamma_0\} &= 0, \\ \text{var}\{y' \mid \gamma_0\} &= \hat{\boldsymbol{\mu}}^T \hat{\boldsymbol{\mu}}. \end{cases} \quad (1.43)$$

Le contraste C' de la cible dans le plan de détection obtenu à l'aide de ce détecteur s'écrit alors :

$$C' = \frac{(\hat{\boldsymbol{\mu}}^T \boldsymbol{\mu})^2}{\hat{\boldsymbol{\mu}}^T \hat{\boldsymbol{\mu}}} \quad (1.44)$$

$$= C \frac{(\hat{\boldsymbol{\mu}}^T \boldsymbol{\mu})^2}{(\hat{\boldsymbol{\mu}}^T \hat{\boldsymbol{\mu}}) (\boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu})}, \quad (1.45)$$

où $C = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \boldsymbol{\Gamma}^{-1} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0) = \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}$ est le contraste obtenu en l'absence d'erreur d'estimation. On peut alors observer en utilisant l'inégalité de Cauchy-Schwarz [14] que $C' \leq C$. La perte de contraste C'/C est égale au carré du cosinus de l'angle entre les variables $\hat{\boldsymbol{\mu}}$ et $\boldsymbol{\mu}$ (voir figure 1.12).

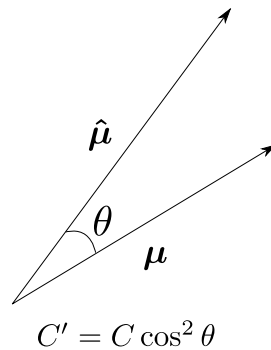


FIGURE 1.12.: Illustration de la perte de contraste C'/C dans l'espace blanchi.

1.4.2. Un modèle simple pour l'erreur d'estimation

Nous avons montré à la section précédente que la perte de contraste C'/C était égale au cosinus carré de l'angle entre les variables $\hat{\boldsymbol{\mu}}$ et $\boldsymbol{\mu}$. Lorsque la dimension d'un espace vectoriel augmente, deux vecteurs choisis aléatoirement dans cet espace ont de moins en moins de chances d'être alignés. Nous nous attendons donc à ce que l'effet de l'erreur d'estimation sur la dégradation du contraste augmente avec K , le nombre de bandes spectrales. Nous utilisons dans cette partie une modélisation statistique simple de l'erreur d'estimation afin d'appréhender l'effet du nombre de bandes sur la perte de contraste.

Nous considérons dans cette section des estimateurs non biaisés $\hat{\mathbf{m}}_1$ de la signature spectrale de la cible de la forme $\hat{\mathbf{m}}_1 = \mathbf{m}_1 + \boldsymbol{\Omega}^{1/2} \boldsymbol{\epsilon}$, où $\boldsymbol{\Omega}$ est une matrice symétrique définie positive et où $\boldsymbol{\epsilon}$ est un vecteur aléatoire de moyenne nulle et de matrice de covariance égale à l'identité. L'erreur d'estimation est alors un vecteur aléatoire de moyenne nulle et de matrice de covariance $\boldsymbol{\Omega}$. On peut noter que $\hat{\boldsymbol{\mu}} = \boldsymbol{\Gamma}^{-1/2} (\hat{\mathbf{m}}_1 - \mathbf{m}_0) = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Gamma}^{-1/2} \boldsymbol{\Omega}^{1/2} \boldsymbol{\epsilon}$.

Dans le cas simple où la matrice de covariance de l'erreur d'estimation est proportionnelle à la matrice de covariance du fond ($\boldsymbol{\Omega} = \alpha^2 \boldsymbol{\Gamma}$), le vecteur blanchi $\hat{\boldsymbol{\mu}}$ peut s'écrire plus simplement $\hat{\boldsymbol{\mu}} = \boldsymbol{\mu} + \alpha \boldsymbol{\epsilon}$ et il devient ainsi possible d'obtenir une approximation simple pour l'espérance mathématique $E\{C'\}$ du contraste C' .

Cette situation intervient par exemple lorsque la signature spectrale de la cible \mathbf{m}_1 est estimée à partir de N échantillons indépendants $(\mathbf{x}_i)_{i \in [1, N]}$ de la classe cible :

$$\hat{\mathbf{m}}_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i. \quad (1.46)$$

L'erreur d'estimation $\hat{\mathbf{m}}_1 - \mathbf{m}_1$ est un vecteur aléatoire. On a alors sous les hypothèses de l'équation (1.19) :

$$\mathbb{E} \{ \hat{\mathbf{m}}_1 - \mathbf{m}_1 \} = \mathbf{0}, \quad (1.47)$$

et

$$\text{Cov} \{ \hat{\mathbf{m}}_1 - \mathbf{m}_1 \} = \frac{1}{N} \mathbf{\Gamma}. \quad (1.48)$$

Dans ce cas, la matrice de covariance de l'erreur d'estimation est proportionnelle à la matrice de covariance du fond ($\alpha^2 = 1/N$).

Soit $(\mathbf{u}_i)_{i \in [1, K]}$ avec $\mathbf{u}_1 = \boldsymbol{\mu} / \|\boldsymbol{\mu}\|$ une base orthonormale de \mathbb{R}^K . La décomposition de $\boldsymbol{\mu}$ dans cette base peut être écrite $\boldsymbol{\mu} = \sum_{i=1}^K \mu_i \mathbf{u}_i = \mu_1 \mathbf{u}_1$. De façon similaire, $\boldsymbol{\epsilon} = \sum_{i=1}^K \epsilon_i \mathbf{u}_i$. On a alors

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\mu}}^T \boldsymbol{\mu} &= \left((\mu_1 + \alpha \epsilon_1) \mathbf{u}_1 + \sum_{i=2}^K \alpha \epsilon_i \mathbf{u}_i \right)^T \mu_1 \mathbf{u}_1 \\ &= \mu_1^2 + \alpha \epsilon_1 \mu_1, \end{aligned} \quad (1.49)$$

et

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\mu}}^T \hat{\boldsymbol{\mu}} &= \left\| (\mu_1 + \alpha \epsilon_1) \mathbf{u}_1 + \sum_{i=2}^K \alpha \epsilon_i \mathbf{u}_i \right\|^2 \\ &= (\mu_1 + \alpha \epsilon_1)^2 + \sum_{i=2}^K \alpha^2 \epsilon_i^2. \end{aligned} \quad (1.50)$$

On obtient finalement le contraste C' :

$$\begin{aligned} C' &= \mu_1^2 \frac{(\mu_1 + \alpha \epsilon_1)^2}{(\mu_1 + \alpha \epsilon_1)^2 + \sum_{i=2}^K \alpha^2 \epsilon_i^2} \\ &= C \times \frac{(\mu_1/\alpha + \epsilon_1)^2}{(\mu_1/\alpha + \epsilon_1)^2 + \sum_{i=2}^K \epsilon_i^2} \\ &= C \times \frac{\chi_{1, C/\alpha^2}^2}{\chi_{1, C/\alpha^2}^2 + \chi_{K-1}^2}, \end{aligned} \quad (1.51)$$

où $\chi_{1, C/\alpha^2}^2$ est une variable aléatoire qui suit une distribution du χ^2 non centrée à 1 degré de liberté et de paramètre de non-centralité C/α^2 et où χ_{K-1}^2 est une variable aléatoire qui suit une distribution du χ^2 centrée à $K - 1$ degrés de liberté [15]. La variable aléatoire C'/C suit une distribution beta non centrée de paramètres de forme $a = \frac{1}{2}$ et $b = \frac{K-1}{2}$, et de paramètre de non-centralité $\lambda = C/\alpha^2$ [21]. Il n'existe pas de formule simple pour exprimer la valeur moyenne d'une distribution beta non centrée.

Il est cependant possible d'approcher l'espérance de C' en assimilant la moyenne du rapport au rapport des moyennes :

$$\begin{aligned} E\{C'\} &\simeq C \times \frac{E\left\{(\mu_1/\alpha + \epsilon_1)^2\right\}}{E\left\{(\mu_1/\alpha + \epsilon_1)^2 + \sum_{i=2}^K \epsilon_i^2\right\}} \\ &\simeq C \times \frac{C/\alpha^2 + 1}{C/\alpha^2 + K}. \end{aligned} \quad (1.52)$$

Cette formule fournit une expression synthétique de la perte de contraste moyenne en fonction de α^2 , qui représente la variance de l'erreur d'estimation sur la signature spectrale de la cible relativement à la variance du fond, en fonction de K , le nombre de bandes spectrales.

La figure 1.13 représente la perte de contraste moyenne $E\{C'\}/C$ en fonction du nombre de bandes spectrales K pour différentes valeurs du paramètre C/α^2 . La perte moyenne de contraste a été calculée de deux façons différentes : les lignes continues représentent la perte moyenne de contraste estimée à partir de 1000 tirages aléatoires de ϵ ; les lignes pointillées représentent la perte moyenne de contraste estimée à partir de l'approximation de l'équation (1.52). On observe que l'approximation est valable, en particulier lorsque $C/\alpha^2 \gg 1$, ce qui est vrai pour la majorité des applications de détection. Par ailleurs, on peut noter que lorsque $K \simeq C/\alpha^2 + 2$, le contraste espéré $E\{C'\}$ est environ égal à la moitié du contraste maximum C .

L'approximation de l'équation (1.52) peut être utilisée pour estimer l'effet de l'erreur d'estimation sur la performance du filtre adapté. La figure 1.14 représente le contraste espéré $E\{C'\}$ en fonction du nombre de bandes spectrales K pour différentes valeurs du paramètre α^2 . La courbe noire représente le contraste optimisé C en fonction du nombre de bandes spectrales K lorsqu'il n'y a pas d'erreur sur l'estimation de la signature spectrale de la cible $\hat{\mathbf{m}}_1 = \mathbf{m}_1$. Le contraste $C(K)$ est optimisé pour l'image hyperspectrale de la figure 2.5 dans le cas de filtres monobande à l'aide de l'algorithme génétique développé au chapitre 2. On utilise alors $C(K)$ pour estimer l'espérance du contraste obtenu pour différentes valeurs du paramètre α^2 à partir de l'approximation de l'équation (1.52). La figure 1.14 montre qu'en présence d'erreur d'estimation sur la signature spectrale de la cible recherchée, il n'est pas nécessaire d'utiliser la résolution spectrale maximale car le contraste maximum espéré est atteint pour un nombre réduit de bandes spectrales. Sur cette figure, on observe que pour $\alpha^2 = \frac{1}{4}$, la performance de détection maximale est obtenue pour une sélection de 70 bandes spectrales parmi les 256 bandes disponibles.

1.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié la performance du filtre adapté pour la détection de cibles dans des images hyperspectrales réelles. La performance de ce détecteur peut être évaluée en termes de contraste entre la cible et le fond. Nous avons par ailleurs étudié l'influence de l'erreur d'estimation de la signature spectrale de la cible sur la performance de détection. Nous avons ainsi montré qu'il pouvait être utile de réduire la dimension spectrale de l'image hyperspectrale avant d'appliquer le filtre adapté afin

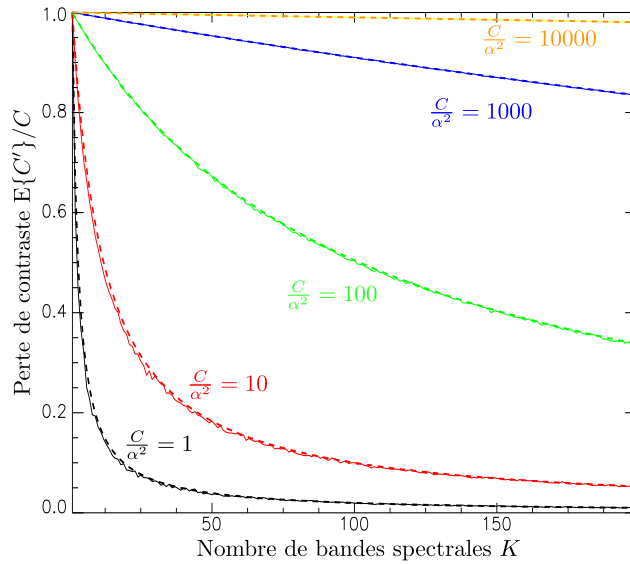


FIGURE 1.13.: Perte moyenne de contraste $E\{C'\}/C$ en fonction du nombre de bandes spectrales K pour différentes valeurs du paramètre C/α^2 . Lignes continues : estimation de la perte de contraste à partir de 1000 tirages aléatoires de ϵ . Lignes pointillées : $(C/\alpha^2 + 1)/(C/\alpha^2 + K)$.

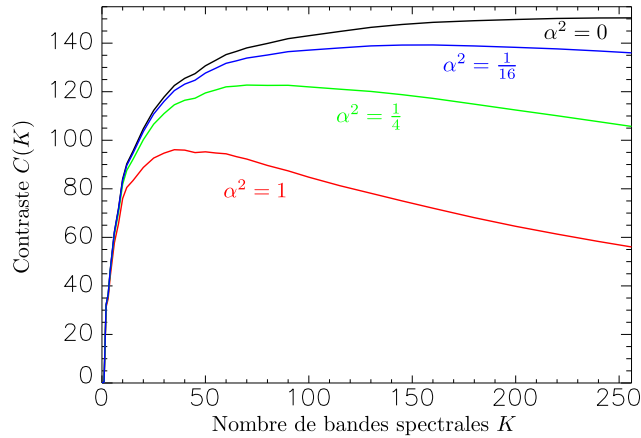


FIGURE 1.14.: Contraste espéré $E\{C'\}$ en fonction du nombre de bandes pour différentes valeurs du paramètre α^2 (Cf. éq. (1.52)).

de limiter les effets de l'erreur d'estimation [22]. En somme, lorsqu'il y a une erreur sur l'estimation de la signature spectrale de la cible, il est contre-productif de détecter cette cible à l'aide d'une résolution hyperspectrale de plusieurs centaines de bandes. Notons par ailleurs que la réduction de dimensionnalité permet de diminuer le temps de calcul des algorithmes de détection. Cette réduction doit cependant être effectuée de manière judicieuse.

2. Développement d'une méthode de sélection de bandes

En réalité, on travaille avec peu de couleurs. Ce qui donne l'illusion de leur nombre, c'est d'avoir été mises à leur juste place.

Pablo Picasso

2.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous cherchons à appliquer le filtre adapté sur un nombre restreint de bandes spectrales bien choisies. Ces bandes doivent être sélectionnées par rapport à l'application envisagée. Des critères de sélection de bandes ont été définis pour la représentation de données [23], la classification [24, 25, 26], ou les applications de détection de cibles [27, 28, 17]. Nous proposons ici de sélectionner les bandes qui maximisent le contraste C entre la cible et le fond sur le plan de détection obtenu par application du filtre adapté. Dans cet objectif, nous avons développé une méthode de sélection de bandes basée sur un algorithme génétique qui permet non seulement d'optimiser la position des filtres mais aussi leur largeur.

À la section 2.2, nous définissons le problème de sélection de bandes et donnons un bref aperçu des techniques d'optimisation utilisées dans la littérature. Nous décrivons ensuite à la section 2.3 le principe de la méthode de sélection de bandes basée sur un algorithme génétique développé et mis en œuvre ici. Nous présentons enfin à la section 2.4 des exemples de sélection de bandes basés sur des images hyperspectrales réelles.

2.2. Position du problème de sélection de bandes

2.2.1. Définition du problème

Nous nous intéressons ici à la détection de cibles par filtrage adapté. On suppose alors que l'on connaît les spectres moyens \mathbf{m}_1 et \mathbf{m}_0 de la cible et du fond respectivement, ainsi que de la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ du fond. Le filtre adapté s'écrit alors (voir section 1.3) :

$$y = D_{mf}(\mathbf{x}) = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0). \quad (2.1)$$

Les images hyperspectrales sont typiquement constituées de centaines de bandes, ce qui peut poser des problèmes de temps de calcul dans le cas d'applications de détection en temps réel. Il peut alors être intéressant d'appliquer le filtre adapté sur un ensemble restreint de bandes spectrales bien choisies. Nous proposons de sélectionner les bandes qui maximisent le contraste C entre la cible et le fond sur le plan de détection obtenu

par application du filtre adapté.

Le contraste C est défini à la section 1.3.2 comme la distance entre la cible et le fond sur le plan de détection mesuré en unités de variance du fond [11] :

$$C = \frac{[E\{y | \gamma_1\} - E\{y | \gamma_0\}]^2}{\text{var}\{y | \gamma_0\}}. \quad (2.2)$$

où γ_0 (respectivement γ_1) est la classe *fond* (respectivement *cible*). En pratique, le contraste C sera calculé sur l'image à partir de la connaissance des régions d'intérêt ROI_1 et ROI_0 de la cible et du fond :

$$C = \frac{[\langle y \rangle_1 - \langle y \rangle_0]^2}{\langle (y - \langle y \rangle_0)^2 \rangle_0}, \quad (2.3)$$

où $\langle \cdot \rangle_\alpha$ est l'opération de moyennage sur la région d'intérêt ROI_α .

Nous avons montré à la section 1.3.2 que dans le cas du filtre adapté, ce contraste était égal au carré de la distance de Mahalanobis Δ^2 entre la cible et la distribution du fond [11] :

$$C = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0) = \Delta^2, \quad (2.4)$$

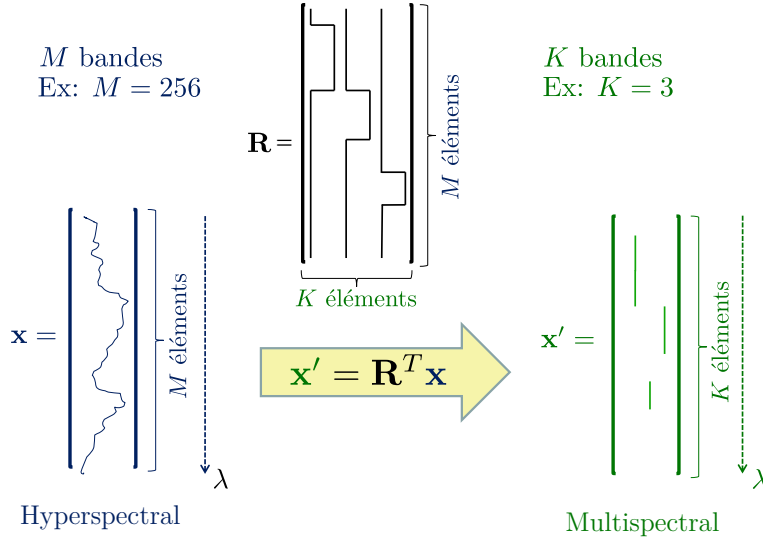


FIGURE 2.1.: Principe du filtrage spectral

On représente le processus de filtrage d'un spectre par un ensemble de K filtres spectraux par l'opération linéaire :

$$\mathbf{x}' = \mathbf{R}^T \mathbf{x}, \quad (2.5)$$

où \mathbf{x} est le spectre initial (vecteur à M éléments), \mathbf{x}' est le spectre filtré (vecteur à K éléments) et $\mathbf{R} = (\mathbf{r}_1 \dots \mathbf{r}_K)$ est la matrice de filtrage (de dimensions $M \times K$). Sa $i^{\text{ème}}$ colonne \mathbf{r}_i est un vecteur à M éléments qui représente le profil spectral du $i^{\text{ème}}$ filtre de l'ensemble (voir figure 2.1). L'opération de filtrage permet de réduire un spectre \mathbf{x}

constitué de M bandes spectrales à un spectre \mathbf{x}' de K bandes spectrales.

On peut alors utiliser l'image à K bandes ainsi obtenue pour détecter la signature spectrale de la cible à l'aide du filtre adapté. On obtient facilement les statistiques de la cible et du fond sur cette image :

$$\begin{cases} \mathbf{m}'_1 &= \mathbf{R}^T \mathbf{m}_1, \\ \mathbf{m}'_0 &= \mathbf{R}^T \mathbf{m}_0, \\ \mathbf{\Gamma}' &= \mathbf{R}^T \mathbf{\Gamma} \mathbf{R}. \end{cases} \quad (2.6)$$

Ainsi, le contraste C' calculé sur le plan de détection devient :

$$\begin{aligned} C' &= (\mathbf{m}'_1 - \mathbf{m}'_0)^T \mathbf{\Gamma}'^{-1} (\mathbf{m}'_1 - \mathbf{m}'_0), \\ &= (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{R} (\mathbf{R}^T \mathbf{\Gamma} \mathbf{R})^{-1} \mathbf{R}^T (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0). \end{aligned} \quad (2.7)$$

Nous restreignons la sélection de bandes à un ensemble \mathcal{R} de p filtres spectraux. Soit \mathcal{R}^K l'ensemble des matrices de filtrage composées de K filtres parmi les p filtres de \mathcal{R} . Le problème de sélection de bandes revient alors à sélectionner la meilleure matrice de filtrage \mathbf{R}_{\max} dans l'ensemble \mathcal{R}^K par rapport au critère de contraste $C' = C(\mathbf{R})$:

$$\mathbf{R}_{\max} = \arg \max_{\mathbf{R} \in \mathcal{R}^K} C(\mathbf{R}). \quad (2.8)$$

On peut montrer que ce problème d'optimisation est un problème *NP*. Cela signifie qu'il est nécessaire de tester chaque élément de l'ensemble \mathcal{R}^K pour être sûr d'obtenir la solution optimale [17, 29]. Si, par exemple, nous restreignons notre problème à un ensemble de 100 filtres spectraux ($p = 100$) et que nous souhaitons trouver parmi ceux-ci les 10 filtres ($K = 10$) qui optimisent notre problème, il sera alors nécessaire de calculer plus de 10^{13} fois le critère de contraste $C(\mathbf{R})$ ¹. Il est donc primordial d'obtenir un optimum approché en un temps limité, c'est-à-dire sans avoir à calculer toutes les combinaisons possibles.

2.2.2. Quelques techniques d'optimisation

Il existe au moins deux façons d'aborder notre problème d'optimisation. La première méthode consiste en la résolution approchée du problème exact par des méthodes heuristiques telles que la sélection séquentielle de bandes [30]. La seconde méthode consiste à privilégier des techniques d'optimisation de type convexe afin d'estimer le résultat en un temps raisonnable [17, 18].

Parmi les algorithmes de sélection séquentielle, le *sequential forward selection* (SFS) est la variante la plus simple. Il consiste à sélectionner la meilleure bande spectrale puis à ajouter de façon itérative la meilleure bande parmi celles qui n'ont pas encore été choisies. Le *sequential backward selection* (SBS) procède de façon similaire en retirant itérativement la plus mauvaise bande. Ces techniques sont simples et permettent d'obtenir des solutions sub-optimales en un temps raisonnable [30] (voir section 2.4.1).

1. $C_{100}^{10} = \frac{100!}{(100-10)!10!} = 1.73 \times 10^{13}$

Plusieurs améliorations telles que le *sequential forward floating selection* (SFFS), le *sequential backward floating selection* (SBFS) ou le *steepest ascent* ont été proposées afin de dépasser les limitations des algorithmes SFS et SBS.

Des métaheuristiques telles que le *branch and bound*, le *tabu search* [31], ou les algorithmes génétiques [32] ont par ailleurs été utilisées pour la sélection d'attributs (*feature selection*) dans la littérature de la reconnaissance de formes. Kudo a réalisé une étude comparative de la plupart de ces algorithmes dans le cas de la sélection d'attributs sur des données de grande dimensionnalité [33].

2.3. Description de l'algorithme génétique utilisé

Nous proposons de résoudre notre problème de façon heuristique à l'aide d'un algorithme génétique. Les algorithmes génétiques sont basés sur l'analogie avec la théorie de l'évolution qui propose qu'au fil du temps, les gènes conservés au sein de la population sont ceux qui sont les plus adaptés au besoin de l'espèce vis-à-vis de son environnement. Dans notre cas, l'espèce est constituée de matrices de filtrage \mathbf{R} et ses besoins sont la maximisation du contraste $C(\mathbf{R})$.

L'algorithme fait évoluer une population de N_c individus de génération en génération suivant un processus aléatoire dans lequel les meilleurs éléments sont favorisés pour donner naissance à la génération suivante. Le principe de l'algorithme génétique est illustré à la figure 2.2. L'algorithme est composé de 4 étapes principales dont les trois dernières sont effectuées de façon cyclique :

1. **Initialisation** : Une population initiale de N_c individus est générée aléatoirement parmi l'ensemble des individus (matrices de filtres) possibles. Chaque individu est représenté par une séquence \mathbf{c} d'états binaires (bits) appelée chromosome. Chaque chromosome code une matrice de filtrage donnée $\mathbf{R} = f(\mathbf{c})$. Le choix de la fonction de codage f détermine le type de filtre sur lequel sera effectuée l'optimisation. La figure 2.3 fournit le schéma $\mathbf{R} = f(\mathbf{c})$ utilisé pour coder deux types de filtres (filtres mono-bande et filtres passe-bande).
2. **Évaluation** : Chaque individu est évalué par le contraste qui lui est associé $C(\mathbf{R}) = C(f(\mathbf{c}))$. Si l'on vient de l'étape de reproduction, on ne conserve que les N_c meilleurs individus au sein de la population de $2N_c$ individus.
3. **Sélection** : On sélectionne aléatoirement N_c couples parmi les N_c^2 couples possibles au sein de la population de N_c individus de façon à ce que la probabilité de sélection de chaque individu augmente avec son adaptation au problème.
4. **Reproduction** : Chaque couple sélectionné donne naissance à un nouvel individu. À la fin de cette étape de reproduction, la population comportera donc $2N_c$ individus. Le processus de reproduction est illustré à la figure 2.4. Ce processus comporte deux étapes :
 - La première étape, appelée recombinaison, consiste à créer un enfant qui ressemble à ses deux parents. Pour toutes les positions du chromosome pour lesquelles les états

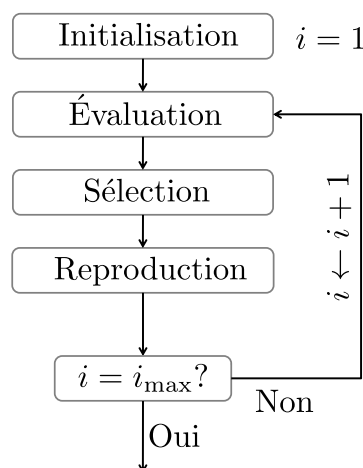


FIGURE 2.2.: Principe de fonctionnement de l’algorithme génétique.

binaires des deux parents sont identiques, l’enfant possède le même état binaire à cet endroit. Dans le cas contraire, l’état binaire est tiré aléatoirement sous la contrainte que le nombre d’états binaires égaux à 1 soit identique à celui de ses deux parents.

- La deuxième étape, appelée mutation, consiste à échanger la position de deux états binaires sélectionnés aléatoirement. Cette étape de mutation permet de prévenir l’algorithme de converger trop rapidement vers un optimum local [34]². Notons qu’il est possible d’effectuer plusieurs mutations successives. Dans notre cas, nous effectuons typiquement 2 mutations successives.

Les N_c nouveaux individus ainsi créés sont ensuite ajoutés à la population. Si le nombre maximal i_{\max} de générations n’est pas atteint, on revient à l’étape 2. Sinon, on choisit le meilleur individu de notre population. Notons que les valeurs i_{\max} et N_c sont des paramètres de l’algorithme qu’il est possible d’ajuster pour obtenir le compromis souhaité entre le temps de calcul et la performance d’optimisation.

2.4. Exemples de sélection de bandes

Nous avons acquis des images hyperspectrales afin d’illustrer notre méthode de sélection de bandes. L’image que nous utilisons dans un premier temps a été acquise par le *Commissariat à l’Énergie Atomique* à l’aide d’un spectro-imageur *Specim Inspector QE V10E*. Cette image contient 256 bandes spectrales. On définit dans cette image deux régions d’intérêt ROI_0 et ROI_1 qui correspondent respectivement au fond et à la cible d’intérêt (voir figure 2.5). Le contraste C entre la cible et le fond calculé sur l’image hyperspectrale à 256 bandes est égal à 150, 4.

La figure 2.6 représente les spectres moyens \mathbf{m}_0 et \mathbf{m}_1 des régions d’intérêt ROI_0 et ROI_1 correspondants respectivement au fond et à la cible d’intérêt. On observe alors qu’entre 550 et 800nm, les spectres moyens de la cible et du fond diffèrent assez nettement. Ceci n’est malheureusement pas suffisant pour choisir les bandes les plus pertinentes pour la détection de la cible par rapport au fond. Il est en effet nécessaire

2. Les mutations jouent un rôle équivalent à la température dans l’optimisation par recuit simulé.

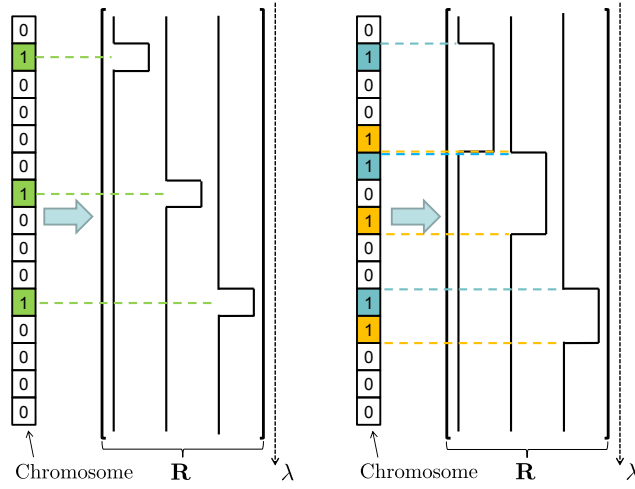


FIGURE 2.3.: Chromosome c et la matrice de filtrage $\mathbf{R} = f(c)$ lui correspondant dans le cas de filtres mono-bande (gauche) et de filtres passe-bande (droite).

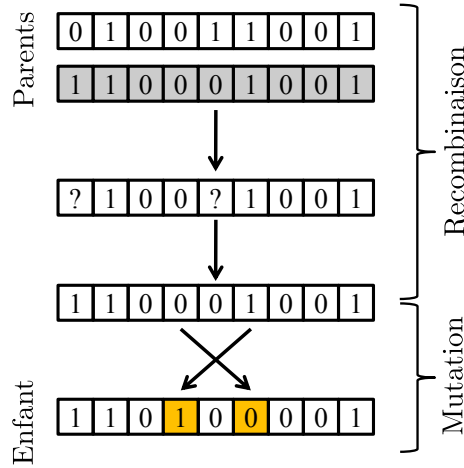


FIGURE 2.4.: Processus de reproduction

de connaître aussi la variabilité des pixels du fond autour leur spectre moyen. Cette variabilité est résumée dans la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ du fond représentée à la figure 2.7. On peut écrire le contraste C entre la cible et le fond sur le plan de détection sous la forme :

$$\begin{aligned}
 C &= \Delta \mathbf{m}^T \mathbf{\Gamma}^{-1} \Delta \mathbf{m}, \\
 &= \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \Delta \mathbf{m}_i (\mathbf{\Gamma}^{-1})_{ij} \Delta \mathbf{m}_j, \\
 &= \sum_{i=1}^K \Delta \mathbf{m}_i^2 (\mathbf{\Gamma}^{-1})_{ii} + 2 \sum_{i=2}^K \sum_{j=1}^i \Delta \mathbf{m}_i (\mathbf{\Gamma}^{-1})_{ij} \Delta \mathbf{m}_j,
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

où $\Delta \mathbf{m} = \mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0$.

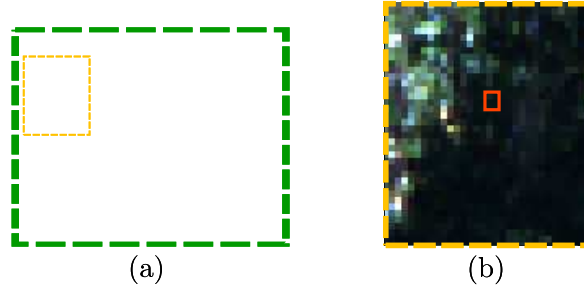


FIGURE 2.5.: (a) : Représentation en couleurs de l'image hyperspectrale. La région d'intérêt ROI_0 correspondant au fond est représentée par le rectangle vert. (b) : Région d'intérêt ROI_1 de 4×3 pixels correspondant à la cible.

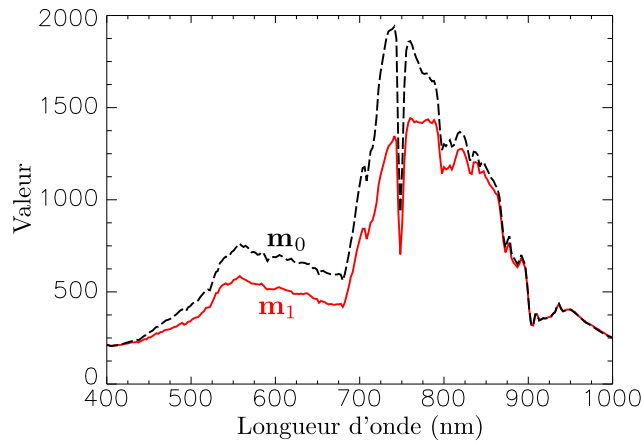


FIGURE 2.6.: Spectres moyens \mathbf{m}_0 et \mathbf{m}_1 des régions d'intérêt ROI_0 et ROI_1 correspondants respectivement au fond et à la cible d'intérêt. Chaque pixel de l'image est quantifié sur 12 bits et peut donc prendre des valeurs comprises entre 0 et 4095.

Supposons que la matrice de covariance du fond est diagonale auquel cas le contraste C se simplifie :

$$\begin{aligned}
 C &= \sum_{i=1}^K \Delta \mathbf{m}_i^2 (\mathbf{\Gamma}^{-1})_{ii}, \\
 &= \sum_{i=1}^K \frac{\Delta \mathbf{m}_i^2}{\mathbf{\Gamma}_{ii}}.
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

Le contraste C est alors simplement la somme des contrastes $C_i = (\mathbf{m}_{1,i} - \mathbf{m}_{0,i})^2 / \mathbf{\Gamma}_{ii}$ calculés pour chaque bande spectrale $n^{\circ}i$. La figure 2.8 représente C_i en fonction de la longueur d'onde λ_i pour l'image de la figure 2.5. La somme de tous les contrastes C_i est égale à 24,0, ce qui est faible en comparaison du contraste total de l'image hyperspectrale traitée qui est égal à 150,4. Les termes non diagonaux de la matrice de covariance, c'est-à-dire les corrélations entre les différentes bandes spectrales, contribuent donc à la majeure partie du contraste total.

En raison de la corrélation entre les différentes bandes spectrales, il n'est pas possible

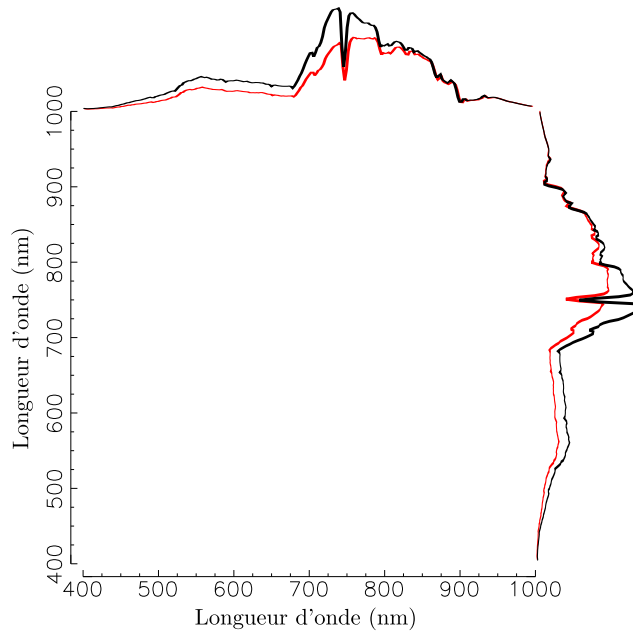


FIGURE 2.7.: Matrice de covariance Γ du fond calculée sur la région d'intérêt ROI_0 . La valeur maximale de la matrice de covariance est égale à $1,15 \times 10^6$ tandis que sa valeur minimale est égale à 36,6. Ces valeurs sont à comparer à $4096^2 \approx 16 \times 10^6$.

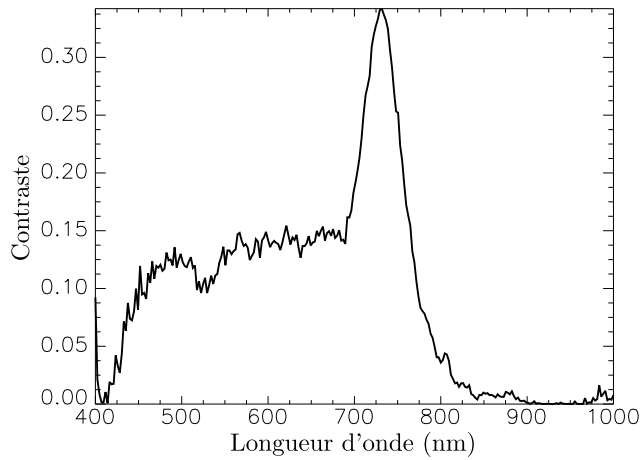


FIGURE 2.8.: Contraste C_i entre la cible et le fond mesuré sur la bande n° i en fonction de la longueur d'onde λ_i de la bande n° i . $C_i = (\mathbf{m}_{1,i} - \mathbf{m}_{0,i})^2 / \Gamma_{ii}$.

de trouver les 2 meilleures bandes spectrales à partir de la seule figure 2.8. La figure 2.9 représente les contrastes $C_{i,j}$ calculés pour chaque couple (i, j) sur l'image constituée des deux bandes spectrales λ_i et λ_j . Le contraste maximal vaut 33,1 et est obtenu pour le couple $(\lambda_{145} = 738\text{nm}, \lambda_{180} = 821\text{nm})$. On peut observer que la bande λ_{180} a été choisie alors que le contraste C_{180} lui correspondant est très faible (fig. 2.8). Cette bande n'est utile que si elle est utilisée conjointement avec une autre bande. La figure 2.10, qui représente la répartition des pixels du fond suivant les deux bandes λ_{145} et λ_{180} permet de comprendre cette observation. La droite bleue de la figure 2.10 représente la

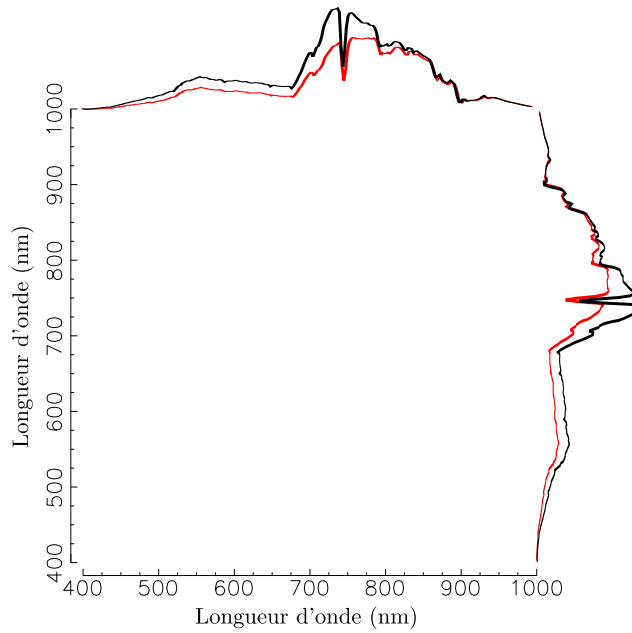


FIGURE 2.9.: Contraste $C_{i,j}$ calculé pour chaque couple (i, j) sur l'image constituée des deux bandes spectrales λ_i et λ_j .

frontière de décision du filtre adapté définie par l'équation $D_{mf}(\mathbf{x}) = \eta$ pour une valeur de η égale à $\Delta^2/2$. On remarque que cette droite permet de distinguer assez nettement la classe cible de la classe fond. La droite bleue horizontale en pointillés représente la frontière de décision que l'on obtiendrait en utilisant uniquement la bande λ_{180} . Dans ce cas, un grand nombre de pixels du fond sont assignés à la classe cible.

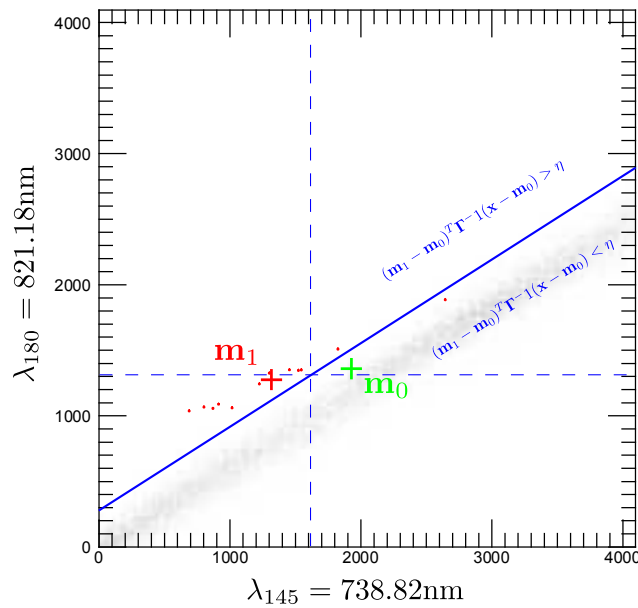


FIGURE 2.10.: Nuage des pixels du fond projeté suivant les bandes λ_{145} et λ_{180} .

Nous appliquons notre algorithme à deux types de filtres différents : filtres mono-

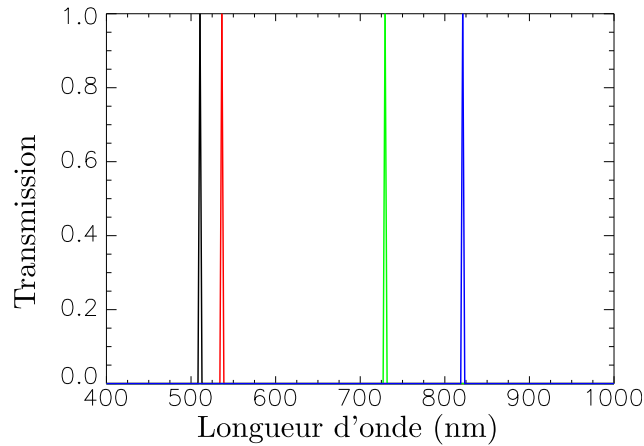


FIGURE 2.11.: Profils spectraux des 4 meilleurs filtres mono-bande. Chaque pic est une représentation symbolique de la fonction instrumentale du spectro-imageur *Specim Inspector QE V10E*.

bande et filtres passe-bande (voir figure 2.3). La figure 2.11 représente les 4 meilleurs filtres mono-bande sélectionnés par l'algorithme. La figure 2.12 représente les 4 meilleurs filtres passe-bande sélectionnés. Dans les deux cas, on observe que des bandes ont été sélectionnées autour des longueurs d'ondes $\lambda_{145} = 738\text{nm}$ et $\lambda_{180} = 821\text{nm}$ ³.

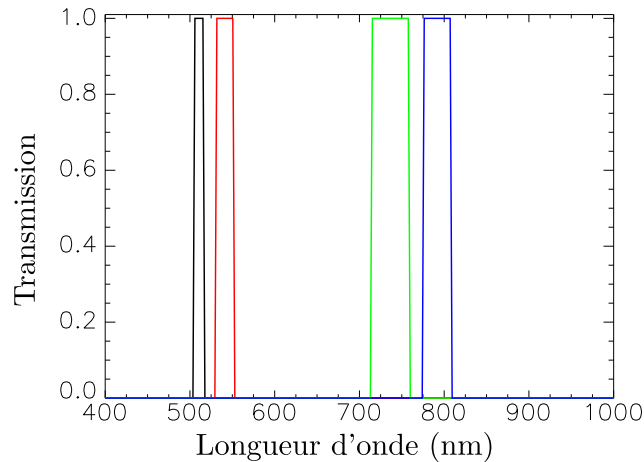


FIGURE 2.12.: Profils spectraux des 4 meilleurs filtres passe-bande.

La figure 2.13 représente le contraste optimisé à l'aide de l'algorithme génétique en fonction du nombre de bandes sélectionnées pour les deux différents types de filtres. Le contraste est supérieur dans le cas des filtres passe-bande car l'algorithme a pu optimiser non seulement la position des filtres mais aussi leur largeur. Augmenter la largeur spectrale d'un filtre permet d'améliorer le rapport signal à bruit⁴ du canal correspondant au prix d'une diminution de sa capacité de discrimination. La largeur optimale des filtres résulte donc d'un compromis.

3. L'algorithme SFS, exposé à la section 2.4.1, aurait trouvé approximativement le même couple de

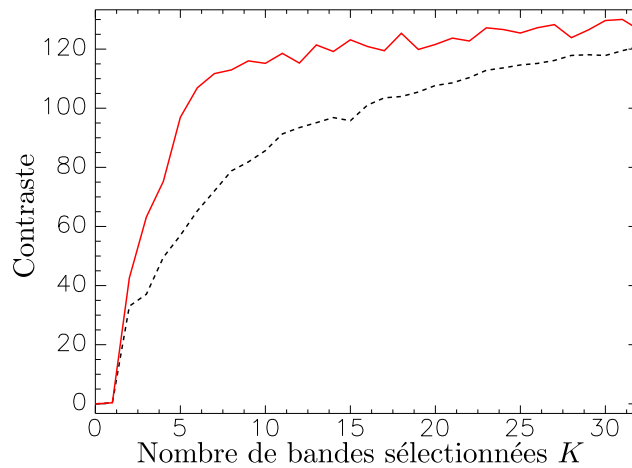


FIGURE 2.13.: Contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection en fonction du nombre de bandes sélectionnées. La courbe noire en pointillés correspond au contraste optimisé à l'aide de filtres mono-bande; la courbe rouge correspond au contraste optimisé à l'aide de filtres passe-bande.

2.4.1. Étude de la performance d'optimisation de l'algorithme

Nous comparons notre algorithme génétique avec deux autres algorithmes simples : un algorithme de Monte Carlo et un algorithme de sélection séquentielle (SFS). Cette comparaison est effectuée dans le cas de filtres mono-bande.

L'algorithme de Monte Carlo sélectionne aléatoirement P ensembles de K bandes et calcule les P contrastes correspondant à chacun de ces P ensembles. L'ensemble de bandes qui donne le contraste maximum est choisi comme solution du problème d'optimisation. Lorsque P tend vers l'infini, l'algorithme de Monte Carlo converge vers la combinaison de bandes optimale. Cette convergence est malheureusement très lente. Notre algorithme génétique peut être vu comme un algorithme de Monte Carlo dans lequel la mémoire des tirages précédents a été utilisée pour orienter les futurs tirages. En conséquence, l'algorithme génétique converge bien plus rapidement vers la solution optimale comme le montre la figure 2.14. Sur cette figure, on observe que l'algorithme génétique obtient un contraste supérieur à 80 en moins de 2000 tirages tandis que l'algorithme de Monte Carlo ne parvient pas à un contraste de 70 après 10 000 tirages.

L'algorithme SFS est une technique d'optimisation simple et rapide. L'algorithme part d'un ensemble vide puis ajoute de façon itérative la meilleure bande à cet ensemble parmi celles qui n'ont pas encore été choisies. La figure 2.15 compare la performance de notre algorithme génétique avec celle de l'algorithme SFS. Entre 4 et 10 bandes sélectionnées, l'algorithme génétique fournit un contraste significativement supérieur à celui fourni par l'algorithme SFS. Ceci illustre le fait que l'algorithme SFS peut fournir des solutions sous-optimales.

Le tableau 2.1 représente les temps d'exécution correspondant à plusieurs algorithmes

bandes.

4. Il s'agit ici du bruit de mesure qu'il convient de distinguer de la variabilité naturelle de la scène.

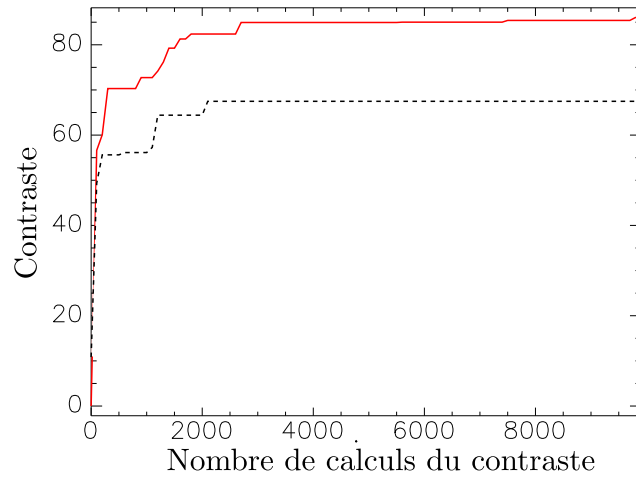


FIGURE 2.14.: Contraste maximum obtenu en fonction du nombre P de calculs du contraste pour deux algorithmes différents : algorithme génétique (rouge) et algorithme de Monte Carlo (noir pointillés). L'optimisation a été réalisée pour $K = 10$ bandes.

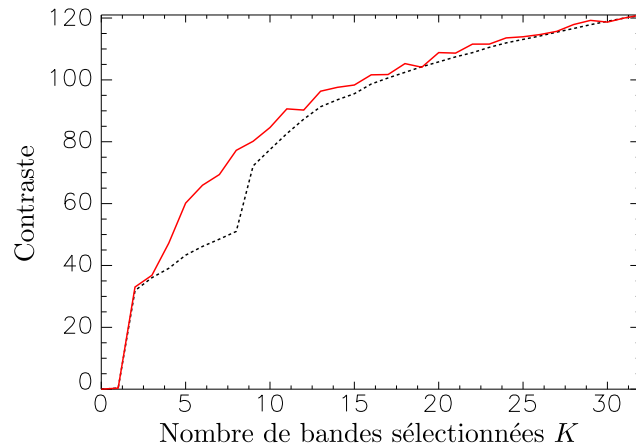


FIGURE 2.15.: Contraste en fonction du nombre de bandes sélectionnées pour deux algorithmes d'optimisation : SFS (noir pointillés) et algorithme génétique (rouge). L'algorithme génétique fait tourner 100 générations de 100 éléments ($P = 10\,000$ calculs du contraste).

de sélection de bandes. Tous les calculs ont été effectués sous *IDL* sur une plateforme *Windows* avec un processeur *Intel Core 2 Duo* de fréquence 2,20 GHz et une mémoire vive de 3 Go. Les temps d'exécution ont été obtenus pour une sélection de 10 filtres mono-bande. Le temps de calcul de l'algorithme génétique est approximativement proportionnel au produit $i_{\max} \times N_c$, où i_{\max} est le nombre de générations de l'algorithme génétique et N_c est le nombre d'éléments de chaque génération. Il est ainsi possible de régler le compromis entre le temps d'exécution et la performance d'optimisation en jouant sur ces deux paramètres. On observe sur le tableau 2.1 que pour des temps d'exécution similaires, l'algorithme SFS et l'algorithme génétique conduisent à des résultats comparables. À titre d'exemple, l'algorithme génétique met en moyenne 4,32s pour obtenir un contraste supérieur à 77,5. Suivant le contexte d'utilisation, on pourra

Algorithme	i_{\max}	N_c	Temps d'exécution (s)	Contraste C
SFS			6,06	77,5
Génétique	10	10	0,31	55,7
Génétique	20	20	1,26	69,6
Génétique	50	50	8,00	80,9
Génétique	100	100	32,21	87,6

Tableau 2.1.: Temps d'exécution des algorithmes de sélection de bandes pour une sélection de 10 filtres mono-bande. L'algorithme génétique a été testé pour différentes valeurs de deux paramètres : i_{\max} , le nombre de générations et N_c , le nombre d'éléments par génération. Pour l'algorithme génétique, les temps d'exécution et les contrastes correspondants ont été moyennés sur 10 exécutions indépendantes de l'algorithme.

choisir entre l'algorithme génétique et l'algorithme SFS. D'une part, on peut dire que l'algorithme génétique présente l'avantage de disposer d'un temps d'exécution réglable et d'être adaptable à de nombreux types de filtres. D'autre part, l'algorithme SFS fournit des solutions déterministes et permet de classer les bandes sélectionnées par ordre d'importance.

2.4.2. Optimisation conjointe de plusieurs scénarios

Les résultats de sélection de bandes présentés ci-dessus ont été obtenus pour une cible située dans un environnement spécifique (image #1 : feuillage de bouleau). Nous présentons ci-dessous une méthode permettant d'optimiser la sélection de bandes lorsque la cible doit être détectée vis-à-vis de plusieurs fonds différents.

Nous avons acquis deux autres images hyperspectrales de deux scènes différentes contenant la même cible sur des fonds différents (image #2 : feuillage de cèdre ; et image #3 : herbe). Nous pouvons alors étudier le comportement de la sélection de bandes vis-à-vis de ces différents fonds. Considérons ces trois images ($i = 1, 2, 3$). Pour chaque $i \in \{1, 2, 3\}$, on peut calculer les statistiques $\mathbf{m}_{i,1}$, $\mathbf{m}_{i,0}$, et $\mathbf{\Gamma}_i$. On définit le contraste normalisé $\bar{C}_i(\mathbf{R})$ par :

$$\bar{C}_i(\mathbf{R}) = \frac{(\mathbf{m}_{i,1} - \mathbf{m}_{i,0})^T \mathbf{R} (\mathbf{R}^T \mathbf{\Gamma}_i \mathbf{R})^{-1} \mathbf{R}^T (\mathbf{m}_{i,1} - \mathbf{m}_{i,0})}{(\mathbf{m}_{i,1} - \mathbf{m}_{i,0})^T \mathbf{\Gamma}_i^{-1} (\mathbf{m}_{i,1} - \mathbf{m}_{i,0})}. \quad (2.11)$$

Pour chaque $i \in \{1, 2, 3\}$, on peut alors chercher la meilleure matrice de filtrage \mathbf{R}_{\max}^i relativement au contraste $\bar{C}_i = \bar{C}_i(\mathbf{R})$:

$$\mathbf{R}_{\max}^i = \arg \max_{\mathbf{R} \in \mathcal{R}^K} \bar{C}_i(\mathbf{R}). \quad (2.12)$$

Par ailleurs, nous définissons le contraste normalisé global $\bar{C}_{\text{glob}}(\mathbf{R})$ comme étant la moyenne des trois contrastes normalisés :

$$\bar{C}_{\text{glob}}(\mathbf{R}) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \bar{C}_i(\mathbf{R}). \quad (2.13)$$

L'optimisation de $\bar{C}_{\text{glob}}(\mathbf{R})$ conduit à la matrice de filtrage $\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{glob}}$:

$$\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{glob}} = \arg \max_{\mathbf{R} \in \mathcal{R}^K} \bar{C}_{\text{glob}}(\mathbf{R}). \quad (2.14)$$

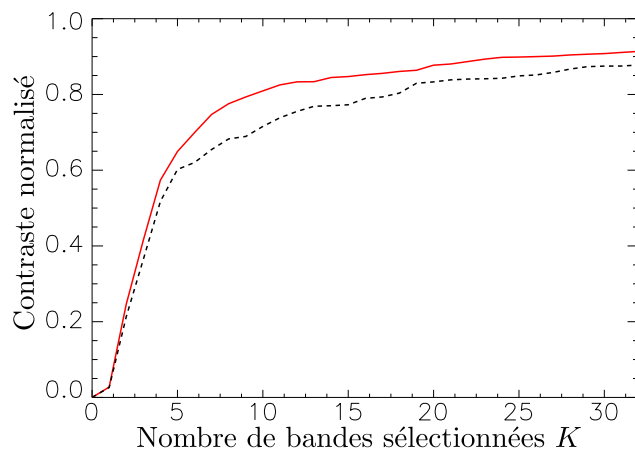


FIGURE 2.16.: Optimisation du contraste normalisé global $\bar{C}_{\text{glob}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{glob}})$ (noir pointillés) et moyenne des optimisations indépendantes des trois contrastes normalisés $\langle \bar{C}_i(\mathbf{R}_{\text{max}}^i) \rangle_{i \in \{1,2,3\}}$ (rouge) en fonction du nombre de bandes spectrales K

La figure 2.16 représente l'optimisation du contraste normalisé global $\bar{C}_{\text{glob}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{glob}})$ et la moyenne des optimisations indépendantes des trois contrastes normalisés $\langle \bar{C}_i(\mathbf{R}_{\text{max}}^i) \rangle_{i \in \{1,2,3\}}$ en fonction de K , le nombre de filtres passe-bande sélectionnés. La performance de détection obtenue lorsque la sélection de bandes est optimisée pour un compromis entre les trois fonds est bien sûr inférieure à la performance de détection obtenue lorsque la sélection de bandes est adaptée à chaque fond.

2.4.3. Vers une sélection de bandes opérationnelle

Nous utilisons dans cette section des images hyperspectrales représentatives de scénarios opérationnels afin de comparer des sélections de bandes obtenues pour différents types de filtres spectraux. Ces images ont été acquises par l'*ONERA/DOta* à l'aide d'un imageur hyperspectral *HySpec VNIR-1600* dans le cadre de l'*ARC ONERA-Sagem DEVISAGE*. Elles sont constituées de 160 bandes spectrales comprises entre 400 et 1000nm. Cette résolution permet de définir précisément le profil spectral des filtres sélectionnés⁵.

Nous nous basons ici sur l'image hyperspectrale n°1 pour laquelle une représentation trichrome est fournie à la figure 2.17. Sur cette image, la région d'intérêt correspondant à la cible est définie par un rectangle de 4×14 pixels tandis que la région d'intérêt du fond est définie comme étant égale à toute l'image.

Nous avons appliqué la méthode de sélection de bandes à 3 types de filtres différents : filtres monobande, filtres passe-bande, et filtres de Fabry-Perot. Les profils spectraux

5. Dans le cas d'un filtre de Fabry-Perot à finesse élevée, cet échantillonnage n'est pas suffisant.



FIGURE 2.17.: Représentation trichrome de l'image hyperspectrale n°1. La région d'intérêt correspondant à la cible est un rectangle de 4×14 pixels.

des filtres de Fabry-Perot sont définis par deux miroirs parfaitement plans et parallèles de coefficients de réflexion en intensité égaux à 60% (voir chapitre 6). La distance entre les miroirs peut être ajustée entre 500 et 1 500nm. La figure 2.18 représente le contraste C entre la cible et le fond en fonction du nombre K de bandes spectrales sélectionnées pour chacun des trois types de filtres. On observe sur cette figure que les filtres de Fabry-Perot fournissent un contraste comparable aux filtres passe-bande. Le contraste est en revanche inférieur dans le cas des filtres monobande.

À titre de comparaison, nous avons représenté sur le graphique le contraste obtenu pour un capteur RVB ainsi que pour un capteur RVBPir. Le capteur RVB a été simulé à partir d'une sélection de 3 bandes correspondant respectivement aux domaines rouge (600 à 700nm), vert (500 à 600nm), et bleu (400 à 500nm) du spectre visible. Le capteur RVBPir correspond au capteur RVB auquel on a ajouté un canal proche-infrarouge (700 à 1 000nm). Nous avons par ailleurs représenté le contraste calculé sur une image multispectrale de la même scène acquise à l'aide du spectro-imageur *snapshot* exposé au chapitre 4 (*IMS 18 bandes*).

La figure 2.19 représente le profil de transmission spectrale des filtres obtenus pour des sélections de $K = 2$ et $K = 4$ bandes spectrales. On remarque sur cette figure que dans le cas d'une sélection de $K = 2$ bandes spectrales, les mêmes longueurs d'ondes ont été sélectionnées quelque soit le type de filtres considéré.

La figure 2.20 est une représentation trichrome de l'image hyperspectrale n°2. Cet image a été acquise dans un contexte similaire à l'image n°1 ; elle contient la même cible mais le fond de scène est différent.

De la même façon qu'avec l'image hyperspectrale n°1, nous avons appliqué notre méthode de sélection de bandes à différents types de filtres. La figure 2.21 représente l'optimisation du contraste C entre la cible et le fond⁶ en fonctions du nombre K de

6. La région d'intérêt du fond est définie comme étant égale à toute l'image

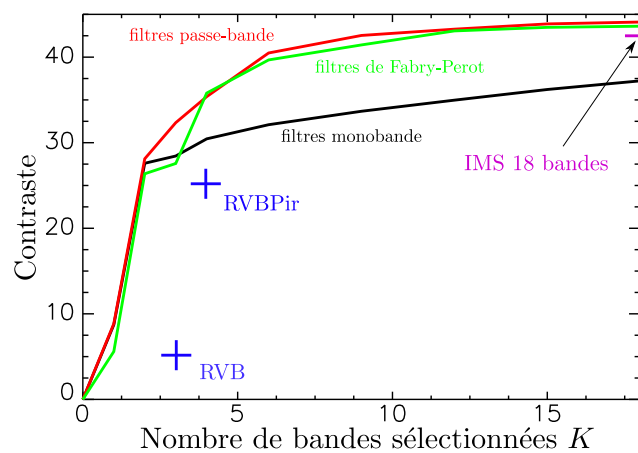


FIGURE 2.18.: Contraste C en fonction du nombre K de bandes sélectionnées pour différents types de filtres. L'optimisation a été réalisée pour l'image n°1.

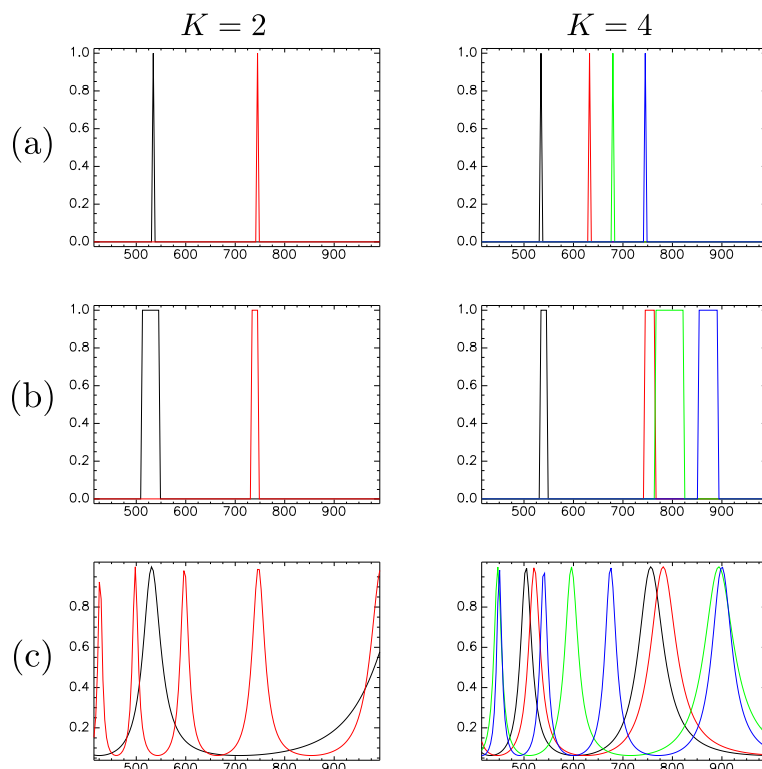


FIGURE 2.19.: Profils de transmission spectrale des filtres sélectionnés : (a) : filtres mono-bande. (b) : filtres passe-bande. (c) : filtres de Fabry-Perot.



FIGURE 2.20.: Représentation trichrome de l'image hyperspectrale n°2.

bandes sélectionnées. Cette optimisation a été effectuée pour des filtres monobande, pour des filtres passe-bande, ainsi que pour 3 catégories de filtres de Fabry-Perot⁷. Ces 3 catégories diffèrent par les coefficients de réflexion \mathcal{R} de leurs miroirs : $\mathcal{R} = 40\%$, $\mathcal{R} = 60\%$, et $\mathcal{R} = 80\%$. On observe sur la figure 2.21 que les courbes de contraste ont un comportement relativement similaire à celles de la figure 2.18, à un facteur multiplicatif près. Le classement comparatif des différents types de filtres est par ailleurs comparable. Les deux figures se distinguent néanmoins par la concavité de leurs courbes en l'abscisse $K = 1$.

La figure 2.21 permet en outre d'étudier l'influence du coefficient de réflexion \mathcal{R} des miroirs sur la performance de détection. Le coefficient de réflexion \mathcal{R} des miroirs définit la finesse \mathcal{F} du filtre de Fabry-Perot, c'est-à-dire la sélectivité spectrale du filtre. On observe sur la figure 2.21 que la performance de détection des filtres de Fabry-Perot est relativement stable dans le domaine de réflectivité compris entre 40 et 80%. Nous verrons au chapitre 6 que ce domaine de réflectivité correspond à un point de fonctionnement envisageable pour la réalisation d'un imageur multispectral basé sur une matrice de filtres de Fabry-Perot accordables.

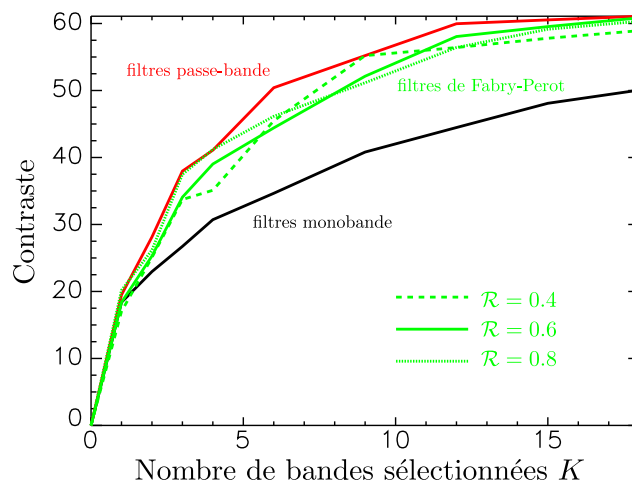


FIGURE 2.21.: Contraste C en fonction du nombre K de bandes sélectionnées pour différents types de filtres. L'optimisation a été réalisée pour l'image n°2.

7. La distance entre les miroirs a pu être ajustée entre 500 et 1500nm.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé et mis en œuvre une méthode de sélection de bandes basée sur un algorithme génétique. Cette méthode permet de réduire le nombre de bandes spectrales par une sélection des bandes qui maximisent le contraste C entre la cible et le fond sur le plan de détection obtenu par application du filtre adapté.

Les techniques de sélection de bandes sont traditionnellement utilisées pour réduire la dimension spectrale d'une image hyperspectrale dans un objectif de réduction du temps de calcul. Notre approche permet de réduire le nombre de bandes spectrales dès l'acquisition. On peut en effet envisager la réalisation d'un imageur multispectral basé sur une matrice de filtres passe-bande dont la position et la largeur ont été optimisées à l'aide de notre méthode. Le profil spectral des filtres peut alors résulter de l'optimisation d'un compromis entre les différents scénarios de détection rencontrés. On peut aussi envisager la réalisation d'un imageur multispectral dont les filtres peuvent être réglés en fonction de chaque scénario de détection. Nous présentons dans la deuxième partie de cette thèse la conception d'un tel imageur basé sur une matrice de 4 filtres de Fabry-Perot accordables.

Notre algorithme sélectionne les bandes dans un objectif bien précis qui est la maximisation de la performance de détection du filtre adapté. Nous verrons cependant au chapitre 3 que les sélections de bandes obtenues se révèlent pertinentes dans d'autres situations comme la détection d'anomalies.

3. Estimation de la réflectance et détection d'anomalies

L'idée de l'expérience ne remplace nullement l'expérience.

Alain

Les lois générales de la nature sont un ensemble d'exceptions non exceptionnelles, et, par conséquent, sans aucun intérêt ; l'exception exceptionnelle seule ayant un intérêt.

Alfred Jarry

3.1. Introduction

La difficulté principale rencontrée lors de la détection de cibles multispectrales en contexte opérationnel est l'estimation de la signature spectrale de la cible recherchée. Aux chapitres 1 et 2, nous avons prélevé directement la signature spectrale de cette cible à partir de la connaissance de sa position dans l'image.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à détecter des cibles dans une image multispectrale sans utiliser l'information sur la position de celles-ci dans l'image. Cela nécessite d'obtenir par d'autres moyens une estimation de la signature spectrale de la cible recherchée. On utilise à cet effet une base de données dans laquelle est stocké le spectre en réflectance de la cible. Malheureusement, le spectre en réflectance de la scène n'est observé que de manière indirecte. En effet, la quantité physique mesurée par le spectro-imageur est le spectre en luminance (ou luminance spectrique) de la scène à l'entrée de la pupille du système optique. Il est alors nécessaire d'estimer la réflectance de la scène afin de détecter la cible recherchée.

3.1.1. La problématique de détection en contexte sol-sol

Nous nous intéressons ici à la détection de cibles dans un contexte sol-sol. Cette application présente des difficultés spécifiques qui rendent l'estimation de la réflectance de la scène délicate.

La première de ces difficultés est la variabilité de la transmission atmosphérique au sein de la scène. En effet, les distances entre un point de la scène et l'observateur sont très inhomogènes ce qui rend difficile l'estimation de la transmission atmosphérique.

La figure 3.1 représente une scène typique d’une application de détection en contexte sol-sol. La distance entre l’observateur et la scène varie de quelques dizaines de mètres au premier plan à plusieurs kilomètres en arrière plan. La luminance spectrique en entrée de la pupille de l’instrument provenant d’un objet de réflectance donnée ne sera pas la même selon la position de cet objet dans la scène. La figure 3.2 représente une image scalaire obtenue en effectuant le rapport des bandes bleue et proche-infrarouge de l’image multispectrale de la figure 3.1. Cette image met en évidence le fait que les objets situés en arrière plan ont une teinte bleutée en comparaison des objets situés au premier plan. Ceci est dû à la diffusion de la lumière entre l’objet et le point d’observation. Cette diffusion par les molécules de l’atmosphère, appelée diffusion Rayleigh, est d’autant plus importante que la longueur d’onde est courte [20].

La seconde difficulté réside dans le fait que tous les points de la scène ne sont pas éclairés de la même manière par le soleil. Dans certaines zones, et en particulier dans les zones d’ombre, le phénomène d’illumination secondaire est prédominant. Dans ces situations, le modèle de transfert radiatif est complexe. Il dépend par ailleurs de paramètres, comme par exemple la géométrie de la scène, qui ne peuvent être estimés correctement. Il est alors très délicat, voire impossible, d’utiliser des logiciels de calcul de transfert radiatif de type MODTRAN [35] pour estimer la signature spectrale de la cible recherchée. Cette estimation est réalisée par des méthodes empiriques (ELM [36], IARR [37],...) ou semi-empiriques (QUAC [38]), ce qui se traduit par une forte incertitude sur l’estimation de la signature spectrale de la cible. Nous avons montré à la section 1.4.1 que cette incertitude peut dégrader la performance de détection de façon telle qu’une approche de détection de cibles n’est plus adaptée.



FIGURE 3.1.: Représentation trichrome de l’image multispectrale d’une scène typique d’un scénario de détection en contexte sol-sol.

La détection d’anomalies est une technique utilisée lorsqu’on ne dispose d’aucune information sur la signature spectrale de la cible recherchée. Cette technique consiste à détecter tout spectre suffisamment différent du fond. Elle permet donc de s’affranchir du problème d’estimation de la signature spectrale de la cible. Malheureusement, la dé-



FIGURE 3.2.: Image scalaire obtenue en effectuant le rapport des bandes bleue et proche-infrarouge de l'image multispectrale de la figure 3.1.

tection d'anomalies ne permet pas de distinguer la cible recherchée des autres éléments singuliers présents dans la scène. Nous proposons d'aborder ce problème d'estimation de la signature spectrale de la cible en adoptant une approche hybride entre la détection d'anomalies et la détection de cibles. Cette approche vise à orienter le détecteur d'anomalies par une sélection de bandes adaptée à la détection de la cible recherchée par rapport au fond.

Dans ce chapitre, nous étudions à la section 3.2 les difficultés spécifiques au problème d'extraction de la réflectance dans le cas d'applications de détection de cibles en contexte sol-sol. Nous exposons ensuite à la section 3.3 une technique de normalisation qui permet de limiter l'effet des variations d'illumination. À la section 3.4, nous introduisons la détection d'anomalies et étudions ses performances dans le cas d'applications opérationnelles de détection. Nous étudions enfin l'influence de la sélection de bandes sur la performance du détecteur d'anomalies à la section 3.5.

3.2. Estimation de la réflectance en contexte sol-sol

3.2.1. Analyse physique du problème

Nous pourrions résumer le problème de la détection en imagerie hyperspectrale à l'identification des pixels de l'image ayant une signature spectrale déterminée. Le signal d'intérêt, permettant de caractériser les différents éléments d'une scène est la réflectance définie par :

$$\text{réflectance}(\lambda) = \frac{\text{flux réfléchi à la bande } \lambda}{\text{flux incident à la bande } \lambda}. \quad (3.1)$$

Le spectre en réflectance permet de connaître la fraction d'énergie incidente qui est réfléchi par un matériau en fonction de la longueur d'onde de l'énergie incidente. Les applications de détection et de classification en imagerie hyperspectrale reposent sur le fait que le spectre en réflectance permet de distinguer des matériaux différents. Malheu-

reusement, celui-ci n'est observé que de façon indirecte et la quantité physique mesurée par le spectro-imageur est le spectre en luminance de la scène à l'entrée de la pupille du système optique.

Ainsi, la détection de cibles spectrales dans une scène se heurte à un problème pratique. La signature de la cible recherchée est stockée dans une base de données de spectres en réflectance tandis que la scène est acquise en luminance. Deux solutions sont envisageables pour résoudre ce problème :

1. La première solution consiste à détecter la cible dans un espace en luminance. Il s'agit alors d'estimer la signature spectrale en luminance qu'aurait la cible si elle se trouvait dans la scène.
2. La deuxième solution consiste à détecter la cible dans un espace en réflectance. Il est alors nécessaire d'estimer la réflectance de la scène afin de la comparer avec le spectre de référence de la cible recherchée.

Ces deux solutions sont en réalité équivalentes, l'essentiel étant de travailler dans le même espace. Notons par ailleurs qu'il est possible de se placer dans un espace orthogonal aux variations d'illumination. Healey et Slater ont montré à partir de simulations MODTRAN que la variabilité du spectre en luminance d'un objet placé sous différentes conditions d'illumination, de transmission atmosphérique et de géométrie de la scène était limitée à un sous-espace de dimension égale à 7 [39]. Ce résultat peut être utilisé pour concevoir des algorithmes de détection robustes vis-à-vis des conditions d'acquisition en se plaçant dans le sous-espace orthogonal à ces variations [40, 41].

Le spectre en luminance mesuré dépend de la réflectance de la scène, mais aussi de la source d'illumination (le plus souvent le soleil), ainsi que de la perturbation de la lumière à travers l'atmosphère. L'effet de la transmission atmosphérique est illustré à la figure 3.3. Dans le cas d'applications air-sol, c'est-à-dire lorsque le système hyperspectral est embarqué à bord d'un satellite ou d'un avion, il est relativement aisé d'estimer les paramètres permettant de remonter à la réflectance de la scène. On peut en effet dans la majorité des cas considérer que la scène est plane et que la direction d'observation lui est perpendiculaire. Ces hypothèses permettent de simplifier grandement le modèle de transfert radiatif. La réflectance est alors estimée à l'aide d'un logiciel de type MODTRAN [35], qui modélise la chaîne de transfert radiatif du soleil au capteur en passant par la scène observée. En contexte sol-sol, la scène ne peut être considérée comme plane et perpendiculaire au plan d'observation. Il est alors nécessaire d'affiner le modèle pour prendre en compte ces spécificités.

La figure 3.4 représente une configuration typique du transfert radiatif en contexte sol-sol. La luminance spectrique mesurée en entrée de la pupille de l'instrument lors de l'observation d'une cible de réflectance donnée est la somme de plusieurs contributions :

1. La contribution principale à la luminance mesurée correspond à l'illumination directe de cette cible par le soleil. On parle d'illumination primaire.
2. La luminance de l'atmosphère contribue à l'illumination de la cible.
3. La lumière du soleil est diffusée par l'atmosphère.
4. Les objets adjacents à la cible observée contribuent à la luminance mesurée en raison de la diffusion de la lumière.

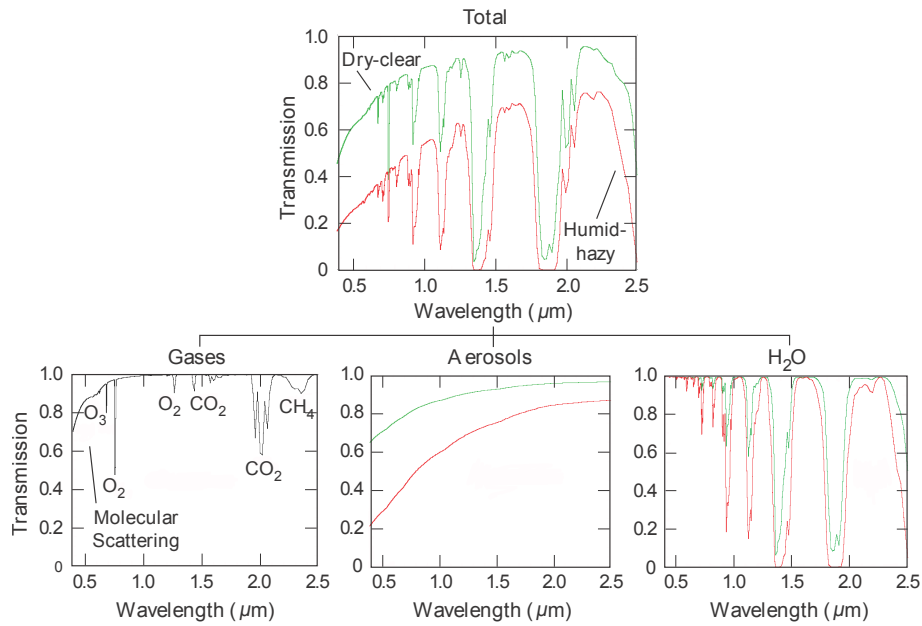


FIGURE 3.3.: Graphique représentant la transmission atmosphérique en fonction de la longueur d'onde dans deux conditions météorologiques (clair et sec en vert et humide et brumeux en rouge). Les contributions à la transmission globale relatives aux gaz, aux aérosols et à la vapeur d'eau sont représentées dans des graphiques séparés. D'après Griffin et Burke [20].

5. La cible est illuminée par les objets voisins. On parle dans ce cas d'illumination secondaire.

Lorsque l'objet observé n'est pas illuminé directement par le soleil (voir figure 3.5), le phénomène d'illumination secondaire devient prépondérant. Ce phénomène se rencontre par exemple en contexte air-sol lors de l'observation de scènes urbaines [42]. Il est alors nécessaire de disposer d'un modèle 3D de la scène observée pour prendre en compte l'illumination secondaire dans le modèle de transfert radiatif. Cependant, il est souvent possible en contexte air-sol de supposer que la scène observée est plane. L'illumination secondaire peut alors être négligée et une modélisation au premier ordre du transfert radiatif devient suffisante.

En contexte sol-sol, l'illumination secondaire n'est généralement pas négligeable. Il est alors nécessaire de disposer d'un modèle 3D de la scène observée pour modéliser le transfert radiatif au second ordre. Dans le cadre de notre application, nous ne disposons pas d'un tel modèle. Il n'est donc pas possible d'estimer correctement la réflectance de la scène à partir d'une modélisation du transfert radiatif. Dans la section qui suit, nous présentons brièvement les principales méthodes qui ont été développées pour estimer la réflectance de la scène de façon empirique ou semi-empirique.

3.2.2. Estimation empirique de la réflectance

Lorsque le modèle de transfert radiatif dépend de paramètres qui ne peuvent être estimés correctement, il est nécessaire d'avoir recours à des techniques empiriques [36, 37]

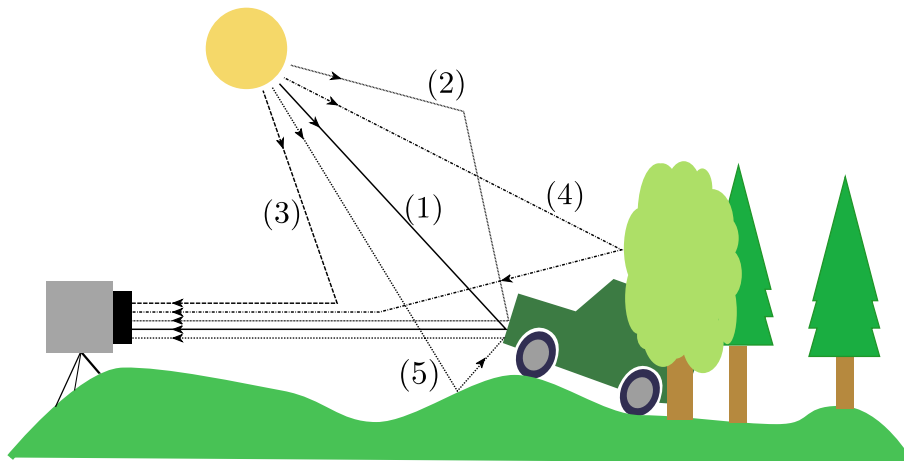


FIGURE 3.4.: Illustration des différentes contributions à la luminance spectrique, mesurée en entrée pupille lors de l'observation d'une cible en contexte sol-sol lorsque celle-ci est située au soleil.

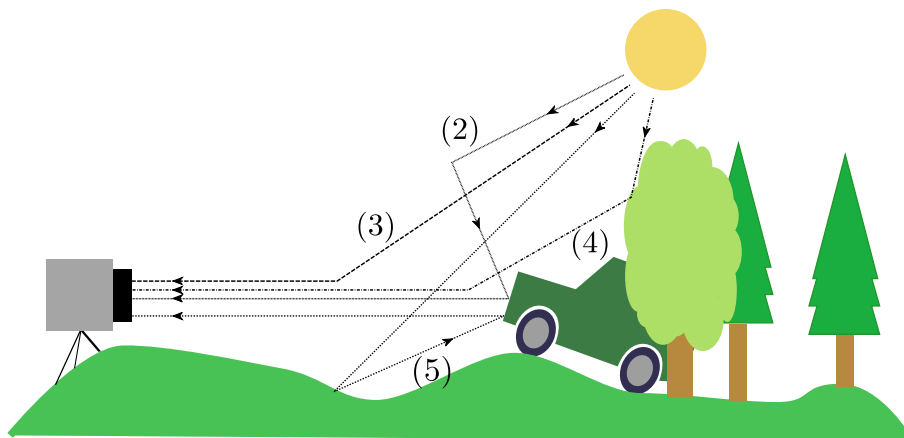


FIGURE 3.5.: Illustration des différentes contributions à la luminance spectrique, mesurée en entrée pupille lors de l'observation d'une cible en contexte sol-sol lorsque celle-ci est située à l'ombre.

ou semi-empiriques [38] pour estimer la réflectance de la scène. Ces techniques permettent d'estimer la réflectance de la scène sans la connaissance de paramètres tels que la position du soleil, les conditions météorologiques, ou la géométrie de la scène.

Ces techniques utilisent en général une information *a priori* sur les spectres en réflectance de certains objets de référence présents dans la scène. La méthode de la ligne empirique (*ELM*¹) utilise ces spectres pour établir une régression linéaire entre les spectres de référence en réflectance et les spectres mesurés en luminance [36]. On obtient alors pour chaque bande spectrale un gain et un *offset* qui sont utilisés pour

1. *ELM* est l'acronyme de *empirical line method*

estimer la réflectance de tous les autres pixels de la scène. Cette méthode est efficace pourvu que les spectres en réflectance des objets de référence soient connus de façon précise, ce qui n'est pas le cas dans le cadre de notre application.

Lorsque l'on dispose de peu d'information *a priori* sur la scène, la méthode *ELM* n'est plus adaptée. La méthode *IARR* [37], acronyme de *internal average relative reflectance*, consiste à normaliser chaque spectre de l'image par le spectre moyen de la scène. Cette méthode est efficace pour estimer la réflectance relative de régions sans végétation [20]. Lorsque la scène comporte de la végétation, il est préférable de normaliser les données hyperspectrales à partir d'une région ayant un spectre plat comme le sable ou le béton. Cette méthode est appelée *FFC* (*flat field calibration*) [36].

Les techniques exposées ci-dessus sont entièrement empiriques, c'est-à-dire qu'elles ne reposent pas sur un modèle de transfert radiatif de la scène. La méthode *QUAC* (*quick atmospheric correction*) est une méthode semi-empirique qui est basée sur un modèle de transfert radiatif simple mais qui ne nécessite pas d'information *a priori* sur la scène observée [38]. Le modèle de transfert radiatif a été développé pour des applications air-sol. Il prend en compte les contributions (1) à (4) de la figure 3.4 mais il néglige le phénomène d'illumination secondaire (contribution (5)). Ceci permet, de façon similaire à la méthode de la ligne empirique, d'assumer une relation affine entre les spectres en réflectance et les spectres mesurés en luminance. Afin d'estimer la réflectance sans information *a priori* sur la scène observée, l'algorithme *QUAC* se base sur l'observation empirique que la réflectance moyenne d'un ensemble de spectres constitutifs d'une scène est peu dépendante de la nature de la scène observée². Cette hypothèse permet d'estimer les gains de la relation linéaire entre la réflectance et la luminance mesurée. Les *offsets* sont obtenus à partir des pixels sombres présents dans la scène.

3.2.3. Exemples d'estimation de la réflectance

Parmi les techniques empiriques d'estimation de la réflectance de la scène, seules les méthodes *QUAC* et *IARR* ne nécessitent pas d'information *a priori* sur le contenu spectral de la scène. Dans ce qui suit, nous proposons d'estimer la réflectance d'une cible placée dans des conditions différentes à l'aide de ces deux méthodes. À cet effet, nous utilisons trois images multispectrales de la même scène acquises à trois saisons différentes (voir figure 3.6). Chaque image contient la même cible, définie par une région d'intérêt de 3×12 pixels.

La figure 3.7 représente les spectres en réflectance de la cible estimés pour les trois images à l'aide des méthodes *IARR* et *QUAC*. La méthode *IARR* fournit des spectres en réflectance très différents d'une saison à l'autre. Cela s'explique par le fait que le spectre en réflectance des éléments constitutifs de la scène a beaucoup varié au fil de l'année. Pour la même raison, la méthode *QUAC* ne fournit pas des résultats cohérents d'une saison à l'autre. En conclusion, les méthodes *IARR* et *QUAC* ne satisfont pas à l'objectif d'estimation de la réflectance pour deux raisons. D'une part, ces méthodes sont trop dépendantes du contenu spectral de la scène. D'autre part, ces méthodes

2. Cette observation est en général vérifiée lorsque la scène est constituée d'au moins 10 matériaux différents [38].



FIGURE 3.6.: Représentation trichrome de 3 images multispectrales de la même scène acquises à trois saisons différentes. En été, l'image a été acquise dans des conditions humides et brumeuses. La forêt en arrière plan était située à la limite de la visibilité. En automne, le temps était couvert mais la luminosité ambiante était importante en raison de l'éclairement diffus produit par des nuages de basse altitude de type stratus. En hiver, le temps était ensoleillé avec une bonne visibilité, d'où une prédominance de la contribution directe du soleil par rapport au rayonnement diffusé par l'atmosphère. On remarque par ailleurs la variation de la végétation entre les différentes saisons.

reposent sur un modèle de transfert radiatif au premier ordre qui n'est pas adapté dans le cadre de notre application.

3.3. Normalisation des images

S'il est illusoire, dans le cadre de notre application, de prétendre à une estimation robuste de la réflectance de la scène acquise, il est néanmoins possible d'envisager des transformations qui rendent l'image peu sensible aux variations d'illumination.

Dans cette section, nous proposons de limiter l'effet des variations d'illumination par une opération de normalisation de l'image qui ramène tous ses pixels à une énergie unitaire. Soit $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_K)^T$ un pixel de l'image hyperspectrale où K est le nombre de bandes spectrales. Les variations d'illuminations modifient principalement la norme $\|\mathbf{x}\|$ de \mathbf{x} mais elles modifient peu sa direction. Si le vecteur \mathbf{x} est non nul, on peut l'écrire sous la forme :

$$\mathbf{x} = \|\mathbf{x}\| \frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|}. \quad (3.2)$$

Cette écriture permet de séparer la norme de \mathbf{x} de sa direction. Nous proposons donc d'appliquer l'opération de normalisation :

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|} \quad (3.3)$$

à tous les pixels de l'image hyperspectrale. Dans ce qui suit, nous utilisons la norme ℓ_1 définie par :

$$\|\mathbf{x}\|_1 = \sum_{i=1}^K |x_i|. \quad (3.4)$$

Les composantes x_i de \mathbf{x} étant toutes positives, sa norme ℓ_1 est égale à la somme de ses composantes spectrales. Ainsi, le choix de la norme ℓ_1 est naturel car $\|\mathbf{x}\|_1$ représente

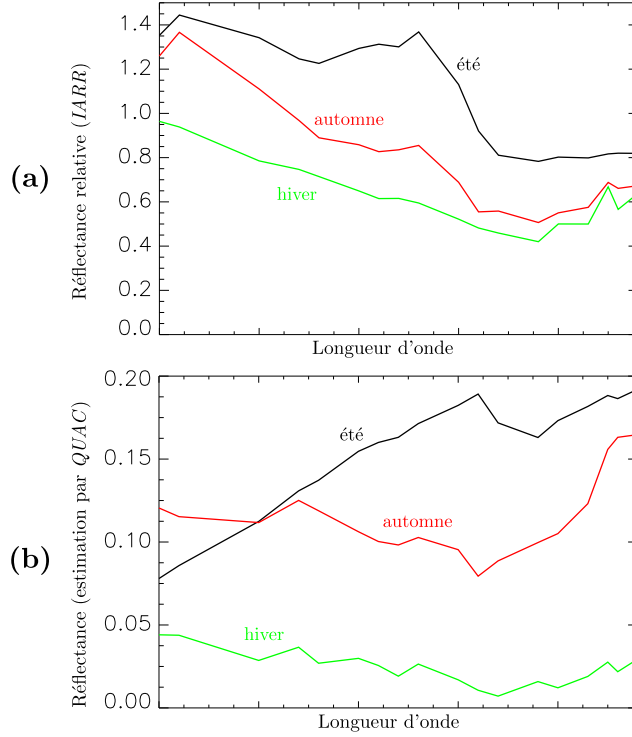


FIGURE 3.7.: (a) : Réflectance relative de la cible estimée par la méthode *IARR* pour les trois saisons. (b) : Réflectance estimée par la méthode *QUAC* pour les trois saisons.

en quelque sorte l'énergie totale du pixel \mathbf{x} . Notons par ailleurs que l'opération de normalisation par la norme ℓ_1 projette³ les données sur l'hyperplan défini par l'équation :

$$\sum_{i=1}^K x_i = 1. \quad (3.5)$$

Dans ce qui suit, nous étudions l'effet de la normalisation à l'aide de l'image multispectrale utilisée à la section 1.3.3. Les régions d'intérêt ROI_0 et ROI_1 correspondant respectivement au fond et à la cible sont identiques à celles utilisées à la section 1.3.3.

3.3.1. Sélection des bandes sur les images normalisées

Nous rappelons que le contraste C_{brut} entre la cible et le fond sur le plan de détection obtenu par filtrage adapté sur l'image brute est égal à :

$$C_{\text{brut}} = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0). \quad (3.6)$$

On appellera C_{norm} , le contraste obtenu par filtrage adapté sur l'image normalisée par la norme ℓ_1 . Ce contraste est égal à :

$$C_{\text{norm}} = (\bar{\mathbf{m}}_1 - \bar{\mathbf{m}}_0)^T \bar{\mathbf{\Gamma}}^{-1} (\bar{\mathbf{m}}_1 - \bar{\mathbf{m}}_0), \quad (3.7)$$

3. Cette projection est non-linéaire.

où

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{m}}_1 &= \langle \bar{\mathbf{x}} \rangle_1, \\ \bar{\mathbf{m}}_0 &= \langle \bar{\mathbf{x}} \rangle_0, \\ \bar{\mathbf{\Gamma}} &= \langle (\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{m}}_0)(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{m}}_0)^T \rangle_0. \end{cases} \quad (3.8)$$

La méthode de sélection de bandes développée au chapitre 2 nous permet d'optimiser les contrastes C_{brut} et C_{norm} en fonction du nombre de bandes sélectionnées. Pour un nombre K de bandes à sélectionner, l'optimisation du contraste C_{brut} conduit à la matrice de filtrage :

$$\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K) = \arg \max_{\mathbf{R} \in \mathcal{R}^K} C_{\text{brut}}(\mathbf{R}). \quad (3.9)$$

De même, l'optimisation du contraste C_{norm} conduit à la matrice de filtrage :

$$\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K) = \arg \max_{\mathbf{R} \in \mathcal{R}^K} C_{\text{norm}}(\mathbf{R}). \quad (3.10)$$

La figure 3.8 représente les contrastes $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$, $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$, $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ et $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ en fonction de K , le nombre de bandes sélectionnées. On observe que la normalisation de l'image hyperspectrale permet de doubler environ le contraste entre la cible et le fond. Les bandes spectrales qui optimisent le contraste ne sont pas identiques pour l'image brute et pour l'image normalisée. On observe cependant sur la figure 3.8 qu'on peut obtenir des résultats satisfaisant en optimisant indifféremment la sélection de bandes sur l'image brute ou sur l'image normalisée.

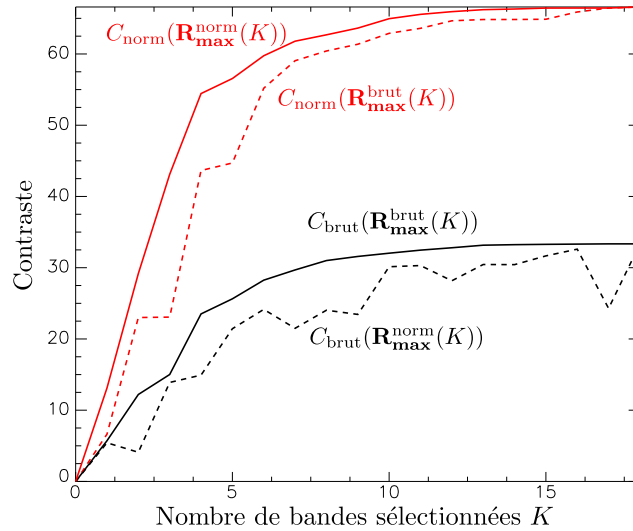


FIGURE 3.8.: Contraste en fonction du nombre de bandes sélectionnées dans 4 situations de détection de cibles. Noir plein : contraste $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ de l'image non normalisée. Noir pointillés : contraste $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ de l'image non normalisée calculé sur les sélections de bandes obtenues avec l'image normalisée. Rouge plein : contraste $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ de l'image normalisée. Rouge pointillés : contraste $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ de l'image normalisée calculé sur les sélections de bandes obtenues avec l'image non normalisée.

3.3.2. Analyse de la performance de détection

Le contraste sur le plan de détection n'est pas suffisant pour déterminer la performance de détection⁴. Cette performance est caractérisée par les courbes COR ou Caractéristiques Opérationnelles de Réception. La figure 3.9 représente les courbes COR obtenues par filtrage adapté pour différentes valeurs de K , le nombre de bandes sélectionnées. On observe que la performance de détection est plus importante pour $K = 4$ et $K = 9$ que pour $K = 18$. Ainsi, contrairement au contraste C , la performance de détection n'est pas nécessairement une fonction croissante du nombre de bandes spectrales. En revanche, le contraste est une fonction croissante du nombre de bandes spectrales. Cela met en évidence les limites de la caractérisation de la performance de détection par le seul critère de contraste C . Le contraste est un critère très utile pour optimiser la sélection des bandes spectrales en raison de sa simplicité. Il est en revanche délicat de l'utiliser pour quantifier la performance de détection.

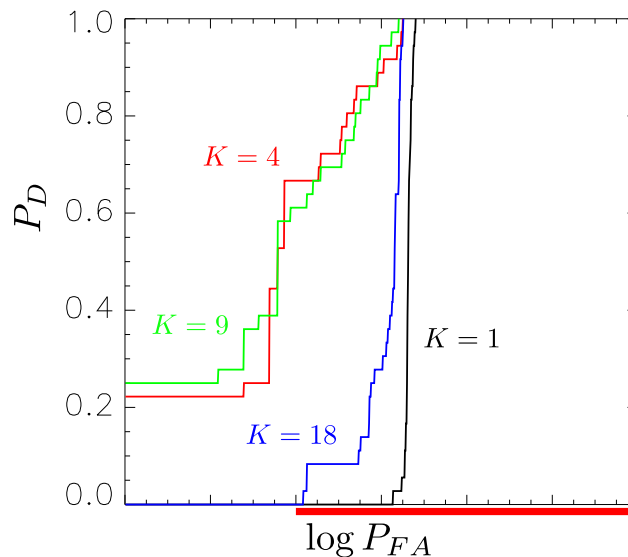


FIGURE 3.9.: Courbes COR en détection de cibles pour différentes valeurs de K , le nombre de bandes sélectionnées. Ces courbes ont été obtenues à partir de l'image normalisée. La partie surlignée en rouge correspond aux abscisses couvertes sur le graphique de la figure 3.18.

Le contraste C est une mesure de la performance de détection qui prend uniquement en compte les moments statistiques du deuxième ordre de la distribution des pixels du fond. Le critère de contraste sous-estime donc l'influence des fausses alarmes sur la performance de détection.

La figure 3.10 représente l'histogramme de la valeur des pixels de la cible et du fond sur le plan de détection obtenu par filtrage adapté. Cet histogramme est représenté dans trois situations. Dans le premier cas, le filtre adapté a été appliqué sur l'image brute. Dans le second cas, le filtre adapté a été appliqué à l'image normalisée par la

4. Nous avons toutefois observé au chapitre 1 que dans le cas où les distributions statistiques de la cible et du fond suivaient des distributions normales multivariées de même matrice de covariance, le contraste définissait entièrement la performance de détection du filtre adapté.

norme ℓ_1 . Enfin, dans le troisième cas, le filtre adapté a été appliqué à une sélection de $K = 4$ bandes spectrales de l'image normalisée. On observe que si la réduction du nombre de bandes spectrales entraîne une diminution du contraste, elle renforce par ailleurs la gaussianité des valeurs du plan de détection. Ceci a pour effet de réduire le nombre de fausses alarmes et ainsi d'augmenter la performance de détection du filtre adapté.

3.4. Détection d'anomalies

3.4.1. Introduction

À la section 3.2, nous avons mis en évidence les difficultés soulevées lors de l'estimation de la réflectance d'une scène dans le cadre de notre application. Il semble ainsi difficile de détecter de façon robuste une cible dans une scène à partir de la seule connaissance de son spectre en réflectance. Lorsque l'on ne dispose pas de suffisamment d'information pour estimer les statistiques de la classe cible, il est plus judicieux d'utiliser un détecteur basé uniquement sur les statistiques du fond. Cette approche consiste à détecter dans la scène tous les pixels suffisamment différents du fond.

On suppose ici que la distribution du fond est correctement modélisée par une statistique gaussienne multivariée de vecteur moyen \mathbf{m}_0 et de matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ de façon à ce que la densité de probabilité $p(\mathbf{x} | \gamma_0)$ des pixels du fond soit définie par [12] :

$$p(\mathbf{x} | \gamma_0) = \frac{1}{(2\pi)^{K/2} |\mathbf{\Gamma}|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_0)} \quad (3.11)$$

Effectuer une détection d'anomalies revient à détecter tous les pixels qui s'écartent suffisamment de la distribution statistique du fond. Il est donc naturel d'utiliser un détecteur dont les lignes de niveau suivent celles de la distribution statistique du fond. On utilisera donc le détecteur d'anomalies suivant [11] :

$$y = D_{\text{anom}}(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0). \quad (3.12)$$

Dans un premier temps, nous étudierons la performance du détecteur d'anomalies d'un point de vue théorique. Cette performance sera analysée en terme de contraste dans le plan de détection mais aussi à l'aide de courbes COR. Nous tenterons par ailleurs d'étudier l'influence de la non-gaussianité des données sur la performance du détecteur d'anomalies. Dans un second temps, nous étudierons la performance du détecteur d'anomalies sur des images hyperspectrales réelles. La normalisation des images permettra d'améliorer la performance de ce détecteur.

3.4.2. Étude théorique

3.4.2.1. Cas gaussien additif

Nous considérons ici que le problème de détection est spécifié par les hypothèses suivantes :

$$\mathbf{x} \sim \begin{cases} \mathcal{N}(\mathbf{m}_0, \mathbf{\Gamma}) & \text{si } \gamma_0 \text{ (cible absente),} \\ \mathcal{N}(\mathbf{m}_1, \mathbf{\Gamma}) & \text{si } \gamma_1 \text{ (cible présente),} \end{cases} \quad (3.13)$$

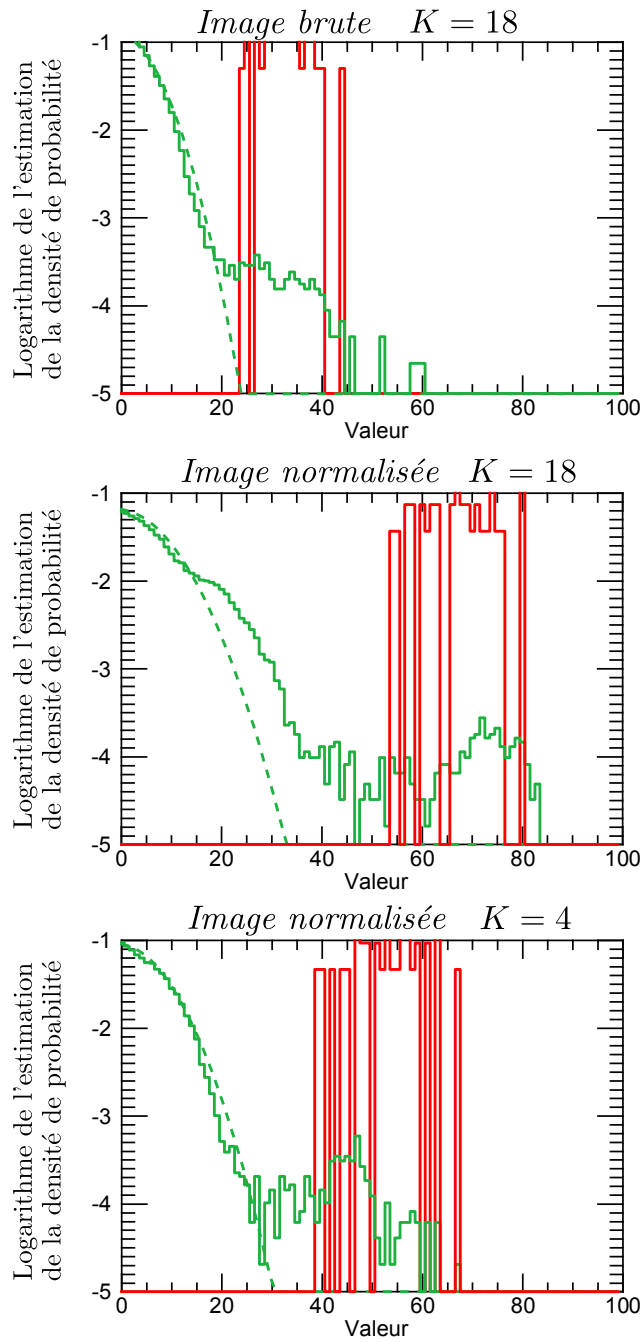


FIGURE 3.10.: Histogramme de la valeur des pixels de la cible et du fond sur le plan de détection obtenu par filtrage adapté. La courbe verte correspond aux pixels du fond tandis que la courbe rouge correspond aux pixels de la cible. La courbe en pointillés verts représente la densité de probabilité théorique de la distribution du fond dans le cas gaussien.

où le fond et la cible suivent des distributions normales multivariées de vecteurs moyens \mathbf{m}_0 et \mathbf{m}_1 et de matrices de covariance identiques $\mathbf{\Gamma}_0 = \mathbf{\Gamma}_1 = \mathbf{\Gamma}$.

On peut dans ce cas calculer les statistiques de la sortie du détecteur d'anomalies y .

Dans cet objectif, on considère l'opération de blanchiment $\mathbf{z} = \mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)$. On a alors :

$$\mathbf{z} \sim \begin{cases} \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_K) & \text{si } \gamma_0, \\ \mathcal{N}(\mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0), \mathbf{I}_K) & \text{si } \gamma_1. \end{cases} \quad (3.14)$$

où \mathbf{I}_K est la matrice identité de dimensions $K \times K$ (K est le nombre de bandes spectrales). La sortie y du détecteur d'anomalies peut être notée $y = \|\mathbf{z}\|^2$. On peut montrer que y suit une distribution du χ^2 non-centrée à K degrés de libertés :

$$y \sim \begin{cases} \chi_K^2(0) & \text{si } \gamma_0, \\ \chi_K^2(\Delta^2) & \text{si } \gamma_1, \end{cases} \quad (3.15)$$

où $\Delta = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0)$ est la distance de Mahalanobis entre la cible et la distribution du fond. On a alors $E\{y | \gamma_0\} = K$, $E\{y | \gamma_1\} = K + \Delta^2$, et $\text{Var}\{y | H_0\} = 2K$ [12]. Le contraste C_{anom} entre la cible et le fond sur le plan de détection d'anomalies s'écrit alors :

$$\begin{aligned} C_{\text{anom}} &= \frac{(E\{y | \gamma_1\} - E\{y | \gamma_0\})^2}{\text{Var}\{y | \gamma_0\}} \\ &= \frac{\Delta^4}{2K}. \end{aligned} \quad (3.16)$$

La figure 3.11 représente les courbes COR théoriques obtenues par détection d'anomalies pour différentes valeurs de K , le nombre de bandes spectrales. Toutes les courbes ont été obtenues pour une même valeur de la distance de Mahalanobis entre la cible et le fond : $\Delta^2 = 10$. On observe que la performance du détecteur d'anomalies décroît avec le nombre de bandes spectrales K . Ceci est cohérent avec l'équation 3.16 qui montre que pour une distance de Mahalanobis Δ constante, le contraste C_{anom} varie de façon inversement proportionnelle à K .

Il peut être intéressant de raisonner non pas à distance de Mahalanobis Δ constante mais à contraste C_{anom} constant. La figure 3.12 représente les courbes COR théoriques obtenues par détection d'anomalies pour différentes valeurs de K , le nombre de bandes spectrales. Toutes les courbes de cette figure ont été tracées pour une même valeur du contraste C . On remarque que le contraste C_{anom} en détection d'anomalies ne permet pas de définir à lui seul la performance de détection. Pour une même valeur du contraste C_{anom} , la performance de détection augmente avec le nombre de bandes K pour tendre vers la performance de détection du filtre adapté. Ceci s'explique par le fait que la distribution statistique du détecteur d'anomalies tend vers une loi gaussienne lorsque K tend vers l'infini.

3.4.2.2. Discussion du cas non-gaussien

Contrairement au filtre adapté qui est linéaire, le détecteur d'anomalies choisi est quadratique. Nous montrons dans ce qui suit que ceci a pour effet de rendre le contraste dans le plan de détection sensible à la déviation de la statistique du fond par rapport à la distribution gaussienne.

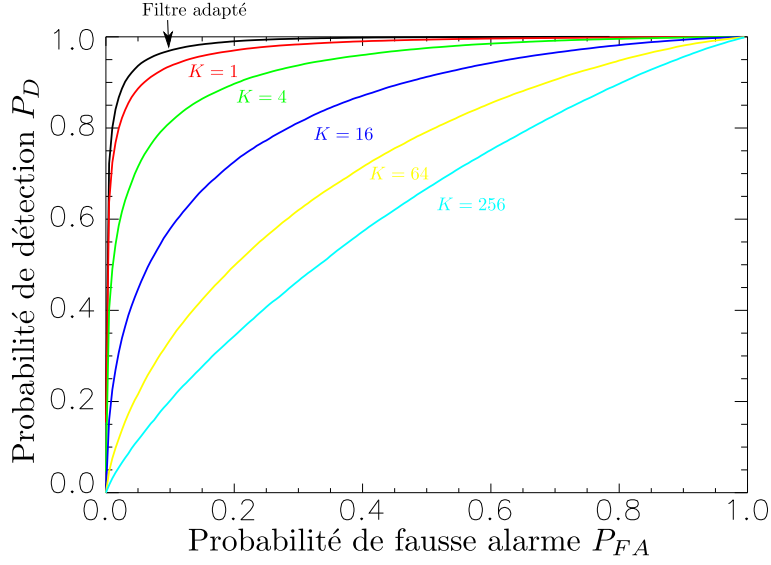


FIGURE 3.11.: Courbes COR théoriques en détection d'anomalies pour différentes valeurs de K (Filtre adapté (noir), $K = 1, 4, 16, 64, 256$) et pour $\Delta^2 = 10$.

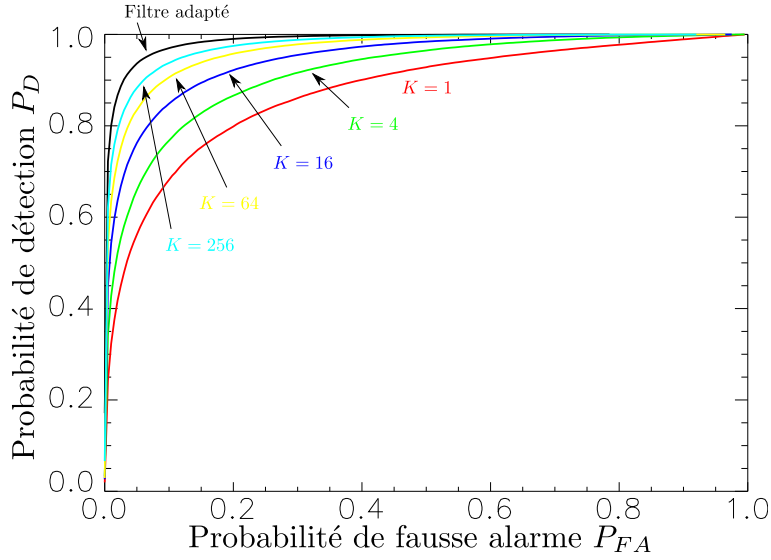


FIGURE 3.12.: Courbes COR théoriques en détection d'anomalies pour différentes valeurs de K (Filtre adapté (noir), $K = 256, 64, 16, 4, 1$) et pour $C_{\text{anom}} = 10$.

Nous ne supposons pas ici que les données suivent des distributions normales multivariées mais seulement que les spectres moyens de la cible et du fond, ainsi que la matrice de covariance du fond sont définis :

$$\begin{cases} \mathbf{m}_1 &= \mathbb{E}\{\mathbf{x} \mid \gamma_1\}, \\ \mathbf{m}_0 &= \mathbb{E}\{\mathbf{x} \mid \gamma_0\}, \\ \mathbf{\Gamma} &= \mathbb{E}\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)^T \mid \gamma_0\}. \end{cases} \quad (3.17)$$

On considère l'opération de blanchiment $\mathbf{z} = \mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)$, de façon à ce que la sortie

y du détecteur d'anomalies puisse s'écrire $y = \mathbf{z}^T \mathbf{z} = \|\mathbf{z}\|^2$. \mathbf{z} est un vecteur aléatoire de moyenne nulle et de matrice de covariance égale à l'identité :

$$\begin{cases} \mathbf{E}\{\mathbf{z} \mid \gamma_1\} = \mathbf{\Gamma}^{-1/2}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0), \\ \mathbf{E}\{\mathbf{z} \mid \gamma_0\} = \mathbf{0}_K, \\ \text{Cov}\{\mathbf{z} \mid \gamma_0\} = \mathbf{E}\{(\mathbf{z} - \mathbf{E}\{\mathbf{z} \mid \gamma_0\})(\mathbf{z} - \mathbf{E}\{\mathbf{z} \mid \gamma_0\})^T \mid \gamma_0\} = \mathbf{I}_K. \end{cases} \quad (3.18)$$

On peut alors calculer la moyenne du fond sur le plan de détection d'anomalies :

$$\begin{aligned} \mathbf{E}\{y \mid \gamma_0\} &= \mathbf{E}\left\{\sum_{i=1}^K z_i^2\right\} \\ &= \sum_{i=1}^K \mathbf{E}\{z_i^2\} \\ &= K. \end{aligned} \quad (3.19)$$

Le calcul de la variance du fond sur le plan de détection d'anomalies est plus délicat. En effet, la nature quadratique du détecteur d'anomalies fait intervenir des statistiques du quatrième ordre :

$$\begin{aligned} \mathbf{E}\{y^2\} &= \mathbf{E}\left\{\left(\sum z_i^2\right)^2\right\} \\ &= \mathbf{E}\left\{\sum_{ij} z_i^2 z_j^2\right\} \\ &= \sum_{ij} \mathbf{E}\{z_i^2 z_j^2\}. \end{aligned} \quad (3.20)$$

Soit $\boldsymbol{\xi} = (z_1^2, \dots, z_K^2)^T$, on note alors $\boldsymbol{\Xi} = \mathbf{E}\{\boldsymbol{\xi}\boldsymbol{\xi}^T\} - \mathbf{E}\{\boldsymbol{\xi}\}\mathbf{E}\{\boldsymbol{\xi}\}^T$ la matrice de covariance de $\boldsymbol{\xi}$. On a $\boldsymbol{\Xi}_{ij} = \mathbf{E}\{z_i^2 z_j^2\} - \mathbf{E}\{z_i^2\}\mathbf{E}\{z_j^2\} = \mathbf{E}\{z_i^2 z_j^2\} - 1$. On obtient alors la variance de y :

$$\begin{aligned} \text{Var}\{y\} &= \mathbf{E}\{y^2\} - \mathbf{E}\{y\}^2 \\ &= \sum_{ij} (\boldsymbol{\Xi}_{ij} + 1) - K^2 \\ &= \sum_{ij} \boldsymbol{\Xi}_{ij} \end{aligned} \quad (3.21)$$

Lorsque les variables aléatoires z_i sont indépendantes, on a :

$$\boldsymbol{\Xi}_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq j \text{ (indépendance)} \\ \mathbf{E}\{z_i^4\} - 1 = \kappa_i + 2 & \text{si } i = j, \end{cases} \quad (3.22)$$

où κ_i est le kurtosis de la variable aléatoire z_i défini par [43] :

$$\kappa_i = \frac{\mathbf{E}\{(z_i - \mathbf{E}\{z_i\})^4\}}{\mathbf{E}\{(z_i - \mathbf{E}\{z_i\})^2\}^2} - 3 \quad (3.23)$$

La variance du fond sur le plan de détection s'écrit alors simplement :

$$\text{Var}\{y\} = \sum_i (\kappa_i + 2) \quad (3.24)$$

Le contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection d'anomalies devient alors :

$$C_{\text{anom}} = \frac{\Delta^4}{\sum_i (\kappa_i + 2)}. \quad (3.25)$$

Lorsque le fond suit une distribution gaussienne, les kurtosis κ_i sont nuls et on retrouve le contraste obtenu dans le cas gaussien. Dans le cas où la distribution du fond possède une queue plus large que la distribution gaussienne, c'est à dire lorsque les kurtosis κ_i sont supérieurs à zéro, l'augmentation de la variance du fond au dénominateur a pour effet de diminuer le contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection.

3.4.3. Application sur des images réelles

Nous nous basons dans ce qui suit sur l'image multispectrale utilisée à la section 1.3.3. Les régions d'intérêt ROI_0 et ROI_1 correspondant respectivement au fond et à la cible sont identiques à celles utilisées à la section 1.3.3.

La figure 3.13 représente le plan de détection d'anomalies obtenu par l'opération $y = D_{\text{anom}}(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{\Gamma}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_0)$ sur l'image multispectrale. Le contraste C entre la cible et le fond sur ce plan est très faible : $C = 0,59$. On observe en effet sur la figure 3.13 que le plan de détection est pollué par de nombreuses fausses alarmes. Il paraît donc très délicat d'y repérer la cible sans autre source d'information.

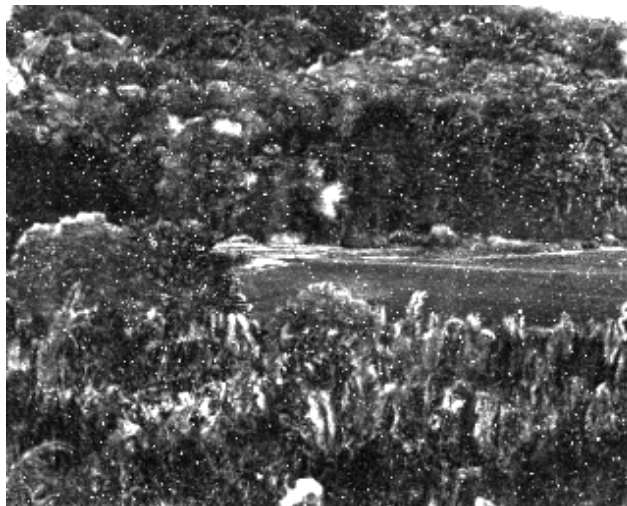


FIGURE 3.13.: Plan obtenu par détection d'anomalies. Le contraste C entre la cible et le fond est égal à 0,59.

La médiocre performance du détecteur d'anomalies peut s'expliquer en partie par la forte dispersion de la luminance des pixels présents dans la scène. Cette forte dispersion est due au fait que certains pixels de la scène sont illuminés directement par le soleil

tandis que d'autres pixels le sont indirectement. Il serait donc intéressant d'utiliser un détecteur d'anomalies insensible aux variations de la l'illumination au sein de la scène. Dans cet objectif, nous proposons de normaliser l'image multispectrale avant de lui appliquer le détecteur d'anomalies.

La figure 3.14 représente l'histogramme de la valeur des pixels de la cible et du fond sur le plan de détection d'anomalies dans deux situations. Dans la première situation, l'image n'a pas été normalisée. Dans la seconde situation, l'image a été normalisée par la norme ℓ_1 . On observe sur la figure 3.14 que la normalisation permet d'augmenter la séparation entre les distributions de la cible et du fond.

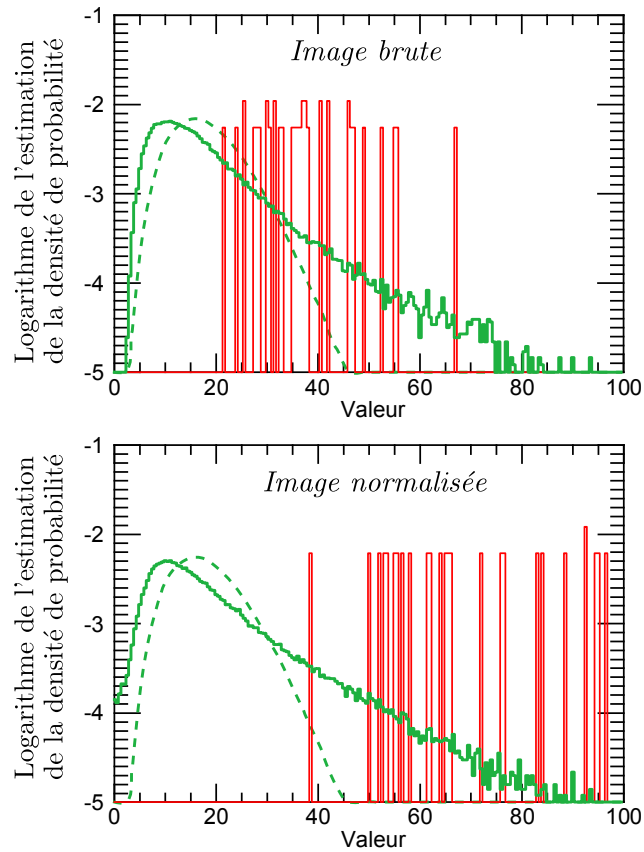


FIGURE 3.14.: Histogramme de la valeur des pixels de la cible et du fond sur le plan de détection d'anomalies. La courbe verte correspond aux pixels du fond tandis que la courbe rouge correspond aux pixels de la cible. La courbe en pointillés verts représente la densité de probabilité théorique de la distribution du fond dans le cas gaussien.

3.5. Influence de la sélection de bandes sur la performance du détecteur d'anomalies

Nous avons vu à la section 3.4.2.1 que le contraste C_{anom} dans le plan de détection d'anomalies pouvait s'écrire dans le cas gaussien :

$$C_{\text{anom}} = \frac{\Delta^4}{2K}, \quad (3.26)$$

où K est le nombre de bandes spectrales et Δ est la distance de Mahalanobis entre la cible et le fond. À distance de Mahalanobis Δ constante, il est donc intéressant de réduire le nombre de bandes spectrales dans l'objectif d'augmenter le contraste C_{anom} . Au chapitre 2, nous avons développé une méthode de sélection de bandes qui permet, pour un nombre de bandes spectrales sélectionnées K , d'optimiser la distance de Mahalanobis Δ entre la cible et le fond. Dans cette partie, nous proposons d'appliquer le détecteur d'anomalies sur les sélections de bandes obtenues par cette méthode. Il s'agit en particulier d'étudier l'évolution de la performance de détection lorsque l'on réduit le nombre de bandes spectrales. Dans un premier temps, la performance de détection sera mesurée à l'aide du contraste C dans le plan de détection. Dans un deuxième temps, une analyse plus fine sera effectuée à l'aide de courbes COR.

3.5.1. Analyse du contraste

La figure 3.15 représente les contrastes $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$, $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$, $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ et $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$, en fonction de K , le nombre de bandes sélectionnées. Ces contrastes ont été calculés dans le plan de détection d'anomalies. On observe que l'opération de normalisation préalable à la détection d'anomalies permet d'améliorer de façon considérable le contraste dans le plan de détection. La courbe rouge passe par un maximum pour $K = 4$ bandes sélectionnées. Au delà de 4 bandes spectrales, le contraste diminue car les bandes ajoutées favorisent davantage l'apparition des fausses alarmes qu'elles ne favorisent le contraste de la cible.

La figure 3.16 représente le plan de détection obtenu par détection d'anomalies sur l'image normalisée pour la sélection optimale de 4 bandes spectrales. Le contraste C entre la cible et le fond sur ce plan de détection est égal à 102,7. Contrairement au plan de détection de la figure 3.13, ce plan de détection est exploitable grâce à la réduction importante du nombre de fausses alarmes.

La figure 3.17 représente le contraste en fonction de K , le nombre de bandes spectrales sélectionnées dans plusieurs situations. La courbe $C_{\text{mf}}(K)$ correspond au contraste obtenu par détection de cible tandis que la courbe $C_{\text{anom}}^{\text{exp}}(K)$ correspond au contraste obtenu expérimentalement par détection d'anomalies. La courbe $C_{\text{anom}}^{\text{theo}}(K)$ correspond au contraste théorique que l'on obtient en détection d'anomalies dans le cas gaussien : $C_{\text{anom}}^{\text{theo}}(K) = C_{\text{mf}}(K)^2/2K$. On remarque que le contraste expérimental du détecteur d'anomalies est très nettement inférieur au contraste prédit théoriquement. Ceci peut s'expliquer par la non-gaussianité des données utilisées. Nous avons en effet observé à la section 3.4.2.2 qu'en raison de la nature quadratique du détecteur d'anomalies, le contraste dans le plan de détection était pollué par les déviations d'ordre 4 de la

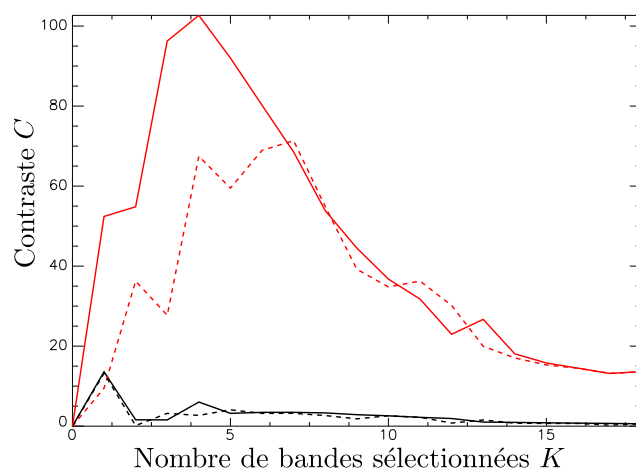


FIGURE 3.15.: Contraste en fonction du nombre de bandes sélectionnées dans 4 situations de détection d'anomalies. Noir plein : contraste $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ de l'image non normalisée. Noir pointillés : contraste $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ de l'image non normalisée calculé sur les sélections de bandes obtenues avec l'image normalisée. Rouge plein : contraste $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ de l'image normalisée. Rouge pointillés : contraste $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ de l'image normalisée calculé sur les sélections de bandes obtenues avec l'image non normalisée.



FIGURE 3.16.: Plan obtenu par détection d'anomalies sur l'image normalisée (norme ℓ_1) pour une sélection optimale de 4 bandes spectrales. Le contraste entre la cible et le fond est égal à 102,67.

distribution du fond par rapport à la distribution normale.

3.5.2. Analyse des courbes COR

La figure 3.18 représente les courbes COR obtenues en détection d'anomalies pour différentes valeurs de K , le nombre de bandes sélectionnées. La détection d'anomalies a

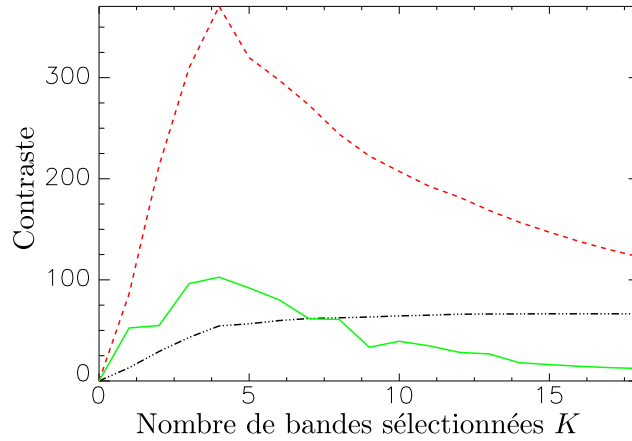


FIGURE 3.17.: Contraste en fonction du nombre de bandes sélectionnées (image normalisée). Rouge pointillés : contraste théorique $C_{\text{anom}}^{\text{theo}}(K)$ en détection d’anomalies sous l’hypothèse gaussienne. Vert plein : contraste expérimental $C_{\text{anom}}^{\text{exp}}(K)$ en détection d’anomalies. Noir pointillés : contraste $C_{\text{mf}}(K)$ en détection de cibles.

été effectuée sur l’image normalisée par la norme ℓ_1 . Ces courbes sont à comparer avec les courbes COR obtenues en détection de cibles à la figure 3.9.

On observe sur la figure que quelque soit le nombre de bandes spectrales sélectionnées K , la performance du filtre adapté est supérieure à la performance du détecteur d’anomalies. Ceci s’explique par le fait que contrairement au détecteur d’anomalies, le filtre adapté utilise une information a priori sur la signature spectrale de la cible recherchée. On observe par ailleurs que l’écart de performance entre le filtre adapté et le détecteur d’anomalies a tendance à se réduire lorsque l’on diminue le nombre de bandes spectrales sélectionnées K . En effet, lorsque l’on réduit le nombre de bandes spectrales, l’intérêt de la directivité du filtre adapté tend à diminuer. Autrement dit, les fausses alarmes ont tendance à devenir orthogonales à la cible lorsque l’on augmente le nombre de bandes spectrales.

3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en évidence les difficultés rencontrées lors de la détection de cibles en contexte sol-sol. La première de ces difficultés réside dans l’estimation de la signature spectrale de la cible. En effet, la géométrie de la scène en contexte sol-sol nécessite de disposer d’un modèle de transfert radiatif complexe pour estimer la réflectance de la scène. Ce modèle dépend malheureusement de paramètres qui ne sont pas estimables en pratique.

Face à cette difficulté, nous avons testé des méthodes empiriques d’estimation de la réflectance afin d’estimer la réflectance de la scène sans information *a priori*. Ces techniques ne permettent pas d’obtenir une estimation robuste de la réflectance de la scène car elle sont trop dépendantes du contenu spectral de celle-ci. Il est cependant possible d’effectuer une normalisation des données afin de réduire l’influence des varia-

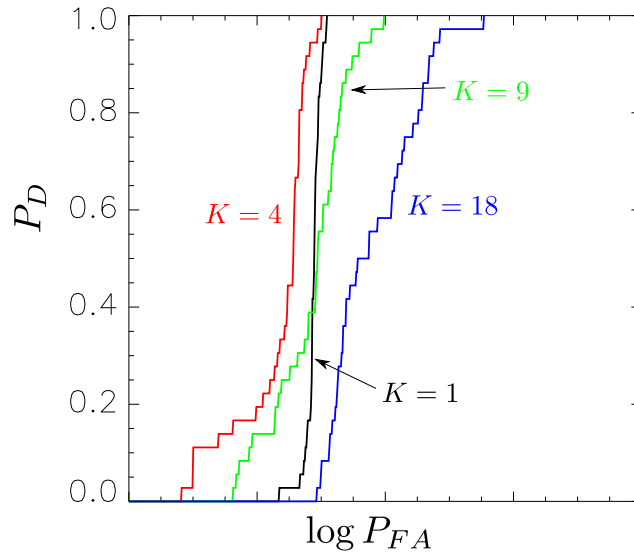


FIGURE 3.18.: Courbes COR en détection d’anomalies pour différentes valeurs de K , le nombre de bandes sélectionnées. Image normalisée par la norme ℓ_1 .

tions d’illumination ce qui permet d’améliorer la performance de détection.

La détection d’anomalies est une alternative à la détection de cibles qui consiste à détecter tous les pixels s’écartant suffisamment du fond. Il n’est alors plus nécessaire de disposer d’une estimation de la signature spectrale de la cible. Nous avons appliqué le détecteur d’anomalies sur des données réelles. Sa performance, mesurée à l’aide du contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection ou à l’aide de courbes COR, ne se révèle pas suffisante dans la pratique. Nous avons proposé d’améliorer la performance du détecteur d’anomalies par une normalisation préalable des images hyperspectrales. La normalisation permet d’atténuer la pollution de la scène par les variations d’illumination et contribue ainsi à améliorer considérablement la performance du détecteur d’anomalies. Notons que le choix de la norme ℓ_1 , bien que naturel, est toutefois arbitraire. On pourrait par exemple envisager d’introduire une pondération des différentes bandes spectrales proportionnelle à la luminosité du soleil dans le calcul de la norme.

Nous avons enfin étudié l’influence du nombre de bandes spectrales sur la performance du détecteur d’anomalies. Dans cet objectif, nous nous sommes basés sur la méthode de sélection de bandes développée au chapitre 2 pour orienter le détecteur d’anomalies par une sélection de bandes adaptée à la détection de la cible recherchée par rapport au fond. Il est ainsi possible de réduire le nombre de bandes spectrales tout en améliorant la performance du détecteur d’anomalies. La sélection des bandes spectrales permet en effet de limiter l’influence des fausses alarmes présentes dans la scène.

Deuxième partie .

**Vers la réalisation d'un
spectro-imageur snapshot à filtres
accordables**

4. Imagerie multispectrale snapshot : choix de la solution technique

La connaissance tue l'action, pour agir il faut que les yeux se voilent d'un bandeau d'illusion.

Friedrich Nietzsche

4.1. Introduction

Les systèmes d'imagerie hyperspectrale classiques sont en général basés sur un procédé de balayage. Ils disposent d'une bonne résolution spatiale, d'une très bonne résolution spectrale, et d'un bon rapport signal à bruit. En revanche, l'acquisition de la totalité de l'hypercube nécessite un temps de l'ordre de la dizaine de secondes et l'ensemble de l'hypercube n'est pas acquis de façon simultanée. Ceci peut se révéler problématique dans le cas d'applications de détection en temps réel, en particulier en présence d'un mouvement relatif entre la scène observée et le système d'acquisition. Notre application nécessite donc un spectro-imageur *snapshot*, c'est-à-dire qui permet l'acquisition simultanée du cube image.

Les contraintes de débit de données imposent de réaliser un compromis entre la résolution spatiale et la résolution spectrale du cube image acquis. Ainsi, si l'on souhaite une résolution spatiale suffisante, il est nécessaire d'acquérir le cube image sur un nombre de bandes réduit. Les résultats de traitement des images hyperspectrales nous ont montré qu'il était possible d'obtenir une bonne performance de détection à partir d'un faible nombre de bandes à condition que celles-ci soient bien adaptées au scénario de détection. Il est donc utile de disposer d'un spectro-imageur snapshot accordable, c'est-à-dire capable de modifier le contenu spectral acquis en fonction du scénario de détection envisagé.

Afin de démontrer la faisabilité d'un tel système, *Sagem* a souhaité réaliser un spectro-imageur *snapshot* à filtres fixes. Nous effectuons dans un premier temps une analyse du besoin opérationnel. Dans un second temps, nous présentons un état de l'art des méthodes d'acquisition simultanée du cube image. Enfin, nous confrontons cet état de l'art avec le besoin opérationnel afin de choisir la solution technique la plus à même de répondre à ce besoin.

4.2. Analyse du besoin opérationnel

Nous souhaitons réaliser un spectro-imageur adapté à la détection de cibles militaires dans un contexte sol-sol. Afin de satisfaire au besoin exprimé par *Sagem*, le spectro-imageur devra avoir une masse ainsi qu'un encombrement limités. Celui-ci doit être

conçu pour détecter des cibles militaires à des distances pouvant aller jusqu'à plusieurs kilomètres. Sa résolution angulaire doit donc permettre d'observer à ces distances les cibles recherchées sur quelques pixels. Par ailleurs, notre spectro-imageur doit disposer d'une résolution spectrale suffisante pour détecter ou identifier des cibles au sein de la scène à partir de la seule observation de leurs propriétés spectrales. Les résultats de sélection de bandes de la première partie de cette thèse montrent que l'acquisition d'une dizaine de bandes spectrales dans le domaine visible-proche infrarouge devrait être suffisante pour notre application. Enfin, nous souhaitons à terme acquérir le cube image à une cadence vidéo. Cela nécessite de disposer d'un capteur et d'une électronique adaptés à une telle cadence mais aussi d'acquérir les images avec un rapport signal à bruit suffisant pour des temps d'intégration de quelques dizaines de ms.

La conception de systèmes hyperspectraux s'articule autour du problème central de l'acquisition d'une image hyperspectrale tridimensionnelle à partir d'un capteur bidimensionnel. L'image est en général alors acquise par un procédé de balayage dans lequel différentes tranches de l'hypercube sont acquises séquentiellement [44]. Parmi les nombreuses techniques disponibles, les systèmes hyperspectraux à champ linéaire défilant (ou *push-broom*) sont de loin les plus utilisés. Ces systèmes réalisent l'acquisition d'une ligne de la scène suivant une direction du détecteur tout en enregistrant selon la seconde direction le contenu spectral de chaque point de cette ligne. Le contenu spectral est en général acquis par un élément dispersif, le plus souvent un prisme ou un réseau de diffraction.

Les spectro-imageurs à champ linéaire défilant sont bien adaptés à des applications satellitaires ou aéroportées. En effet, le mouvement du porteur permet de reconstruire naturellement le cube image de la scène observée. Dans le cas d'un système embarqué à bord d'un satellite, le mouvement de celui-ci peut être connu avec précision ce qui permet de reconstruire aisément le cube image. La position du porteur est en revanche connue de façon moins précise sur les systèmes aéroportés. Cela nécessite de disposer de systèmes de stabilisation efficaces ainsi que d'algorithmes de recalage des différentes lignes. Notons enfin que les spectro-imageurs à champ linéaire défilant peuvent être utilisés au sol, mais ils requièrent le cas échéant un système de balayage précis.

Notre spectro-imageur est destiné à être embarqué sur un véhicule sur lequel il n'y a pas de mouvement intrinsèque qui permette d'acquérir le cube par un procédé de balayage. Par ailleurs, l'acquisition séquentielle du cube image n'est pas adaptée au cas de scènes variables temporellement. Lorsqu'un objet se déplace au sein de la scène, il sera difficile de reconstruire sa signature spectrale si l'information spectrale n'est pas acquise de façon simultanée. On peut aussi relever le cas délicat de l'ombre d'un nuage qui se déplace dans la scène. Les spectro-imageurs classiques basés sur un procédé de balayage se sont donc pas adaptés à notre application. Nous souhaitons donc réaliser un spectro-imageur dit *snapshot*, c'est à dire capable d'acquérir simultanément l'intégralité du cube image de la scène observée. L'état de l'art des spectro-imageurs *snapshot* va nous permettre de choisir le dispositif le plus à même de répondre à notre besoin.

4.3. État de l’art des méthodes d’acquisition simultanée du cube image

Nous nous intéressons ici aux spectro-imageurs à prise de vue instantanée¹, c’est à dire capables d’acquérir simultanément l’information spatiale et l’information spectrale d’une certaine scène. Ils acquièrent l’ensemble de l’image de façon instantanée en parallélisant la mesure de chacune des images associées à une bande spectrale donnée sur un ou plusieurs détecteurs. Les spectro-imageurs à prise de vue instantanée peuvent être classés en deux catégories selon que le front d’onde est divisé spatialement ou spectralement.

La division spatiale du front d’onde revient à découper spatialement celui-ci. Un filtre spectral est alors inséré dans chaque voie ce qui permet d’obtenir N images de la même scène disposant chacune d’un contenu spectral différent. Cette méthode présente un inconvénient d’un point de vue radiométrique car la lumière non utilisée par chacune des voies est perdue.

La division spectrale du front d’onde revient à découper spectralement le front d’onde tout en conservant son étendue géométrique. Ceci s’avère intéressant en termes de bilan radiométrique ainsi qu’en termes de résolution spatiale.

4.3.1. Division spatiale du front d’onde

On relève deux techniques différentes pour séparer spatialement le front d’onde. Celui-ci peut être séparé dans l’espace image ou dans l’espace pupillaire. Dans la suite, on s’intéressera principalement aux systèmes mettant en œuvre un unique détecteur.

4.3.1.1. Division dans l’espace image

La division spatiale du front d’onde dans l’espace image revient à disposer devant chaque pixel du détecteur un filtre spectral spécifique. L’œil humain est un système d’imagerie multispectrale basé sur ce principe [45]. Ce procédé est utilisé sur la plupart des appareils photographiques numériques où l’on dispose devant le détecteur une **mosaïque de filtres colorés** (voir Figure 4.1) appelée filtre de Bayer [46]. Chaque zone élémentaire du filtre de Bayer est constituée d’un filtre bleu, de deux filtres verts et d’un filtre rouge. Ce système, quoique très simple, présente deux inconvénients majeurs : un bilan radiométrique médiocre dû à la diminution de l’étendue géométrique, et l’absence de coïncidence spatiale entre les images à différentes longueurs d’onde ce qui peut engendrer des difficultés pour les traitements (démosaïquage) qui seront faits sur cette image. Le filtre de Bayer est utilisé sur la majorité des appareils photographiques numériques grand-public. Il existe des alternatives basées sur le même principe telles que le filtre CYGM (cyan, yellow, green, magenta) ou le filtre RGBE (red, green, blue, emerald). On peut par ailleurs relever la réalisation récente d’un imageur multispectral à 16 bandes spectrales dans l’infrarouge entre 8 et $12\mu\text{m}$ [47].

1. La prise de vue n’est pas à proprement parler instantanée car elle est réalisée pendant un certain temps d’intégration.

Si les filtres de la matrice sont des filtres interférentiels, ils sont fondés sur un effet de Fabry-Perot. Ainsi, leur longueur d'onde centrale de transmission λ dépend de l'angle d'incidence θ de la lumière par rapport à la normale au filtre : typiquement $\lambda_\theta = \lambda_0 \cos(\theta)$. On relève deux causes de modification du profil spectral du filtre interférentiel : l'ouverture et le champ.

L'ouverture du faisceau convergeant sur le filtre interférentiel induit un élargissement du profil spectral du filtre interférentiel dû au fait que les rayons constituant ce faisceau n'ont pas tous le même angle d'incidence. Soit θ_{\max} l'angle d'incidence maximal. L'élargissement spectral $\Delta\lambda = \lambda_{\theta_{\max}} - \lambda_0$ peut s'écrire dans le cas de faibles ouvertures :

$$\Delta\lambda \simeq \frac{\lambda_0 \theta_{\max}^2}{2} \simeq \frac{\lambda_0}{8 N.O.^2}, \quad (4.1)$$

où $N.O.$ est le nombre d'ouverture du faisceau incident.

Outre l'élargissement spectral, on peut remarquer que le profil de transmission du filtre se translate avec le champ. Cette translation s'effectue toujours vers les plus faibles longueurs d'onde.

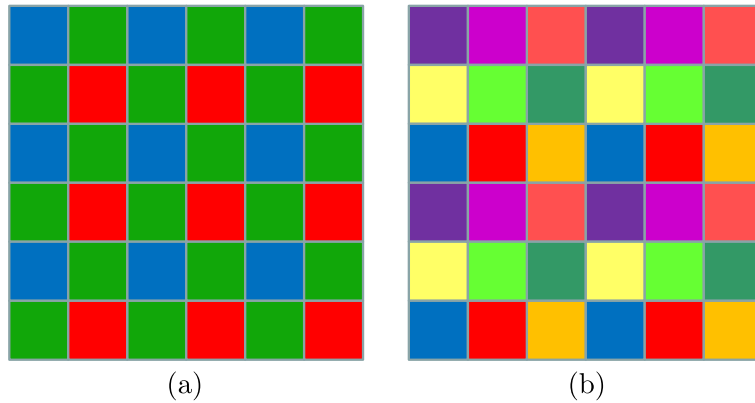


FIGURE 4.1.: Filtre de Bayer classique (a) et mosaïque de filtres à 9 couleurs (b).

4.3.1.2. Division dans l'espace pupillaire

La division spatiale du front d'onde dans l'espace pupillaire consiste à segmenter la pupille du système optique en N sous-pupilles afin d'obtenir dans le plan focal N imagerie de la même scène distinctes spatialement. Afin que chaque imagerie dispose d'un contenu spectral différent, on place un filtre spectral devant chaque sous-pupille. La somme des étendues géométriques relatives à chaque sous-pupille est égale à l'étendue géométrique relative à la grande pupille, sous réserve que l'ensemble des sous-pupilles remplisse intégralement la pupille initiale. La division spatiale du front d'onde dans l'espace pupillaire peut être obtenue à l'aide d'une **matrice de lentilles** [48, 49] ou à l'aide d'une **matrice de prismes** [50].

La figure 4.2 illustre le principe de fonctionnement d'un spectro-imageur basé sur une matrice de lentilles [48, 49]. Une matrice de N lentilles est utilisée pour former N

images de la même scène sur le détecteur. Une matrice de filtres placée en amont de la matrice de lentilles permet de définir l'information spectrale contenue dans chaque canal. L'ensemble matrice de filtres / matrice de lentilles est disposé à la pupille de sortie d'un objectif afocal. L'objectif afocal contient un diaphragme de champ placé dans le plan image intermédiaire qui permet de définir précisément le champ de chacune des imagerie. Par ailleurs, dans le cas où l'objectif afocal possède un grossissement G supérieur à un, celui-ci permet d'augmenter le flux lumineux collecté par chaque canal d'un facteur G^2 . La division spatiale du front d'onde par une matrice de lentilles peut être mise à profit pour réaliser un spectro-imageur *snapshot* par transformation de Fourier en remplaçant la matrice de filtre par un unique interféromètre à deux ondes [51, 52].

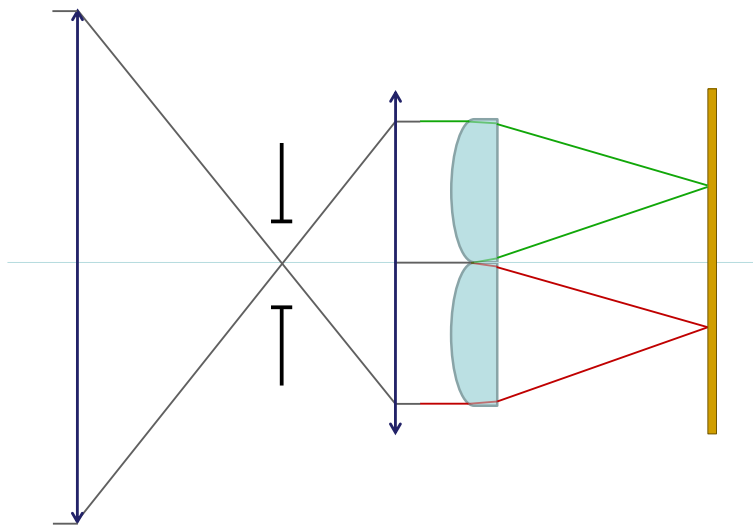


FIGURE 4.2.: Principe de fonctionnement d'un spectro-imageur basé sur une matrice de lentilles

La matrice de lentille peut être remplacée par un système composé d'une matrice de filtres et d'un réimageur comme indiqué à la figure 4.3 [50]. Une matrice de N prismes sépare angulairement les faisceaux issus de chaque sous-pupille. Un réimageur projette ensuite les images de la scène sur le plan focal, les décalages angulaires se transformant en décalages latéraux. On observe que le système constitué de la matrice de prismes et du réimageur est strictement équivalent à une matrice de lentilles, à condition que la largeur spectrale des filtres soit faible devant la dispersion des prismes.

Il est important de remarquer que les imageurs à division spatiale dans l'espace pupillaire présentent un phénomène de parallaxe. En effet, la scène n'est pas vue sous le même angle par l'ensemble des canaux. Ce phénomène perd de son importance lorsque la scène est éloignée mais peut sinon engendrer des problèmes de recalage lors de la reconstitution du cube image. On observe par ailleurs qu'en raison du fonctionnement du filtre en lumière collimatée, il n'y a pas d'effet d'élargissement du profil spectral du filtre dû à l'ouverture. En revanche, il n'est pas possible d'éviter le décalage du profil spectral vers les courtes longueurs d'onde lorsque l'on augmente le champ à moins de

disposer d'un objectif télécentrique image².

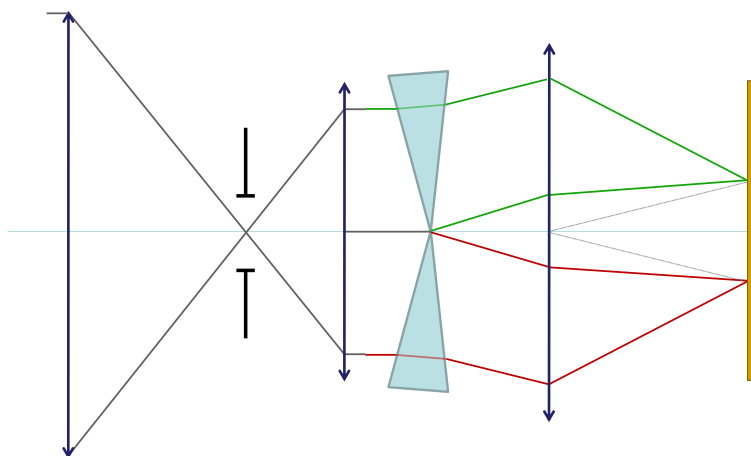


FIGURE 4.3.: Principe de fonctionnement d'un spectro-imageur basé sur une matrice de prismes

4.3.2. Division spectrale du front d'onde

La division spectrale du front d'onde est en général effectuée à partir d'un élément optique qui permet de séparer ses composantes spectrales (lame dichroïque, prisme, réseau ...). Cette technique présente l'avantage de conserver l'étendue géométrique du faisceau initial, ce qui est intéressant en termes de bilan radiométrique et de résolution spatiale. Les méthodes de division spectrale du front d'onde peuvent elles aussi être classées suivant qu'elles sont réalisées dans l'espace image ou dans un espace pupillaire.

4.3.2.1. Division dans l'espace image

La division spectrale dans l'espace image revient à intégrer un spectromètre au sein de chaque pixel dans le plan image. Parmi les différentes techniques disponibles, le détecteur **Foveon®** [53] est une alternative originale aux filtres de Bayer présents sur les appareils photographiques numériques. Il est réalisé en technologie silicium à partir d'un empilement de 3 couches de détecteurs. La première couche est sensible à la lumière bleue et laisse passer la lumière verte et rouge, la lumière verte est alors détectée par la deuxième couche qui laisse passer la lumière rouge, enfin détectée par la troisième couche (voir figure 4.4).

La technologie des détecteurs **QWIP** (Quantum Well Infrared Photodetector) ou détecteurs infrarouge à multi-puits quantiques permet de réaliser des détecteurs bi-bande fondés sur le même principe que le détecteur Foveon®. Cette technologie a permis la réalisation en 2009 d'un détecteur bi-bande de 1024×1024 pixels $\times 2$ bandes spectrales [54]. La première couche absorbe la lumière dans la bande II du spectre infrarouge (largeur à mi-hauteur de 4,4 à 5,1 μm). La deuxième couche absorbe la lumière dans

2. Un objectif télécentrique image dispose d'une pupille de sortie située à l'infini, ce qui permet le fonctionnement du filtre en incidence normale

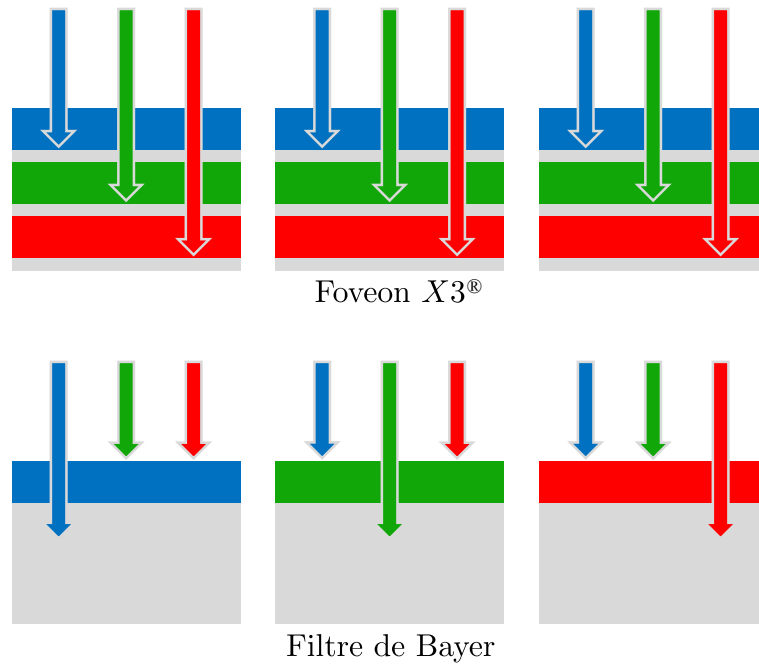


FIGURE 4.4.: Comparaison des détecteurs Foveon[®] et de ceux basés sur un filtrage de Bayer

la bande III du spectre infrarouge (largeur à mi-hauteur de $7,8$ à $8,8\mu\text{m}$).

Les détecteurs QWIP et Foveon[®] sont constitués de plusieurs couches. Il est possible d'utiliser un détecteur monocouche en triant la lumière arrivant sur le détecteur. À titre d'exemple, on peut noter le dépôt d'un brevet par la société Nikon consistant à réaliser la séparation spectrale au sein de chaque pixel à l'aide d'un dispositif basé sur des lames dichroïques[55]. Le principe de fonctionnement de ce dispositif est décrit à la figure 4.5. Notons par ailleurs que Laux et *al.* [56] ont réalisé un dispositif utilisant les **résonances de plasmons de surface** dans le but de trier la lumière en trois composantes spectrales (rouge, vert et bleu) au sein d'un pixel.

Une autre méthode d'intégration d'un spectromètre miniature au sein d'un pixel est basée sur le phénomène d'interférences entre deux ondes contra-propageantes. Chaque pixel du détecteur correspond alors à l'entrée d'une fibre optique au bout de laquelle est collé un miroir [57]. Cela donne lieu à un interférogramme résultant de l'interférence entre l'onde incidente et l'onde réfléchie. Des nano-détecteurs disposés le long de la fibre mesurent l'interférogramme. Le spectre de la lumière incidente sur le pixel est ensuite récupéré par transformée de Fourier. Ce spectro-imageur appelé **SWIFTS** (Stationary Wave Integrated Fourier Transform Spectrometer) est inspiré de la méthode d'obtention des couleurs en photographie de G. Lippmann.

Les techniques de séparation spectrale dans le plan image décrites ci-dessus nécessitent de réaliser la séparation spectrale à l'échelle du pixel. Il est possible d'effectuer la séparation spectrale de manière collective à l'aide d'une matrice de fibres. La figure 4.6 illustre le fonctionnement du système appelé **4D-IS** proposé par Gat et *al.* [58]. Le plan

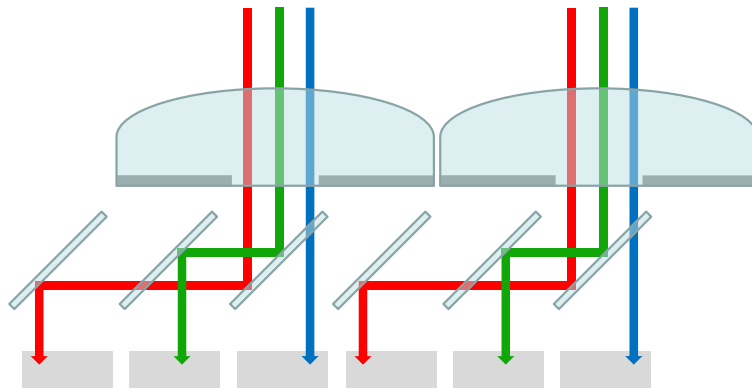


FIGURE 4.5.: Principe de fonctionnement du système RGB dichroïque

image d'un système optique est échantillonné par une matrice de $N \times N$ fibres qui sont recombinaées pour former une ligne de N^2 fibres. Cette ligne est placée à la fente d'entrée d'un spectromètre de manière à ce que le détecteur matriciel du spectromètre acquière simultanément l'information spectrale suivant une dimension et l'information spatiale suivant l'autre dimension. Cette technique est couramment utilisée en astronomie.

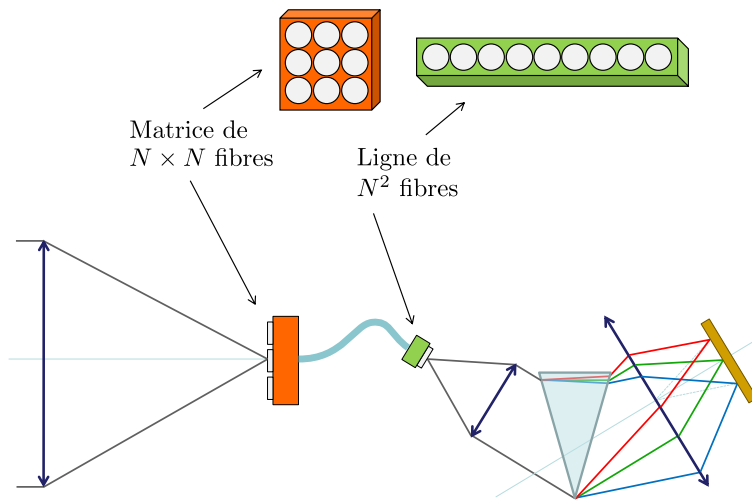


FIGURE 4.6.: Principe de fonctionnement de l'imageur $4D-IS$

4.3.2.2. Division dans l'espace pupillaire

La figure 4.7 illustre le principe de fonctionnement général d'un imageur basé sur une séparation spectrale du front d'onde dans l'espace pupillaire.

Les caméras numériques professionnelles appelées **tri-CCD** [59] utilisent non pas une mais trois matrices de détecteurs, chacune étant réservée à une bande spectrale particulière. Un dispositif à base d'un prisme et de traitements interférentiels permet de diviser chromatiquement le front d'onde en trois voies distinctes. La société *Optec*

réalise des dispositifs à prismes permettant de séparer spectralement le domaine visible et proche-infrarouge en 4 ou 5 voies. Ces dispositifs permettent la réalisation de caméras multispectrales embarquées.

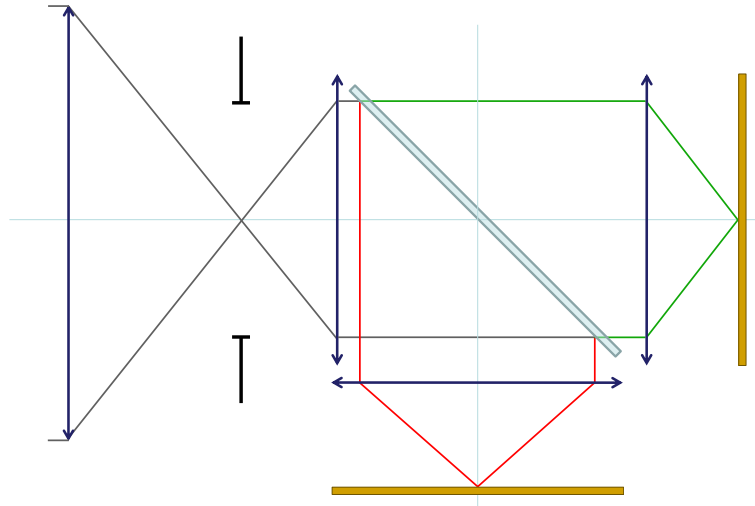


FIGURE 4.7.: Principe de fonctionnement d'un système à division spectrale du front d'onde dans l'espace pupillaire.

La figure 4.8 décrit le principe de fonctionnement du **spectro-imageur à codage d'ouverture** de Wagadarikar et al. [60, 61, 62]. Un élément appelé *ouverture codée* est placé dans le plan image d'un système optique de façon à moduler binaires l'information spatiale du cube image. On utilise alors un prisme de façon à disperser spectralement sur le détecteur l'image de la scène codée spatialement. La figure d'intensité observée dans le plan du détecteur est alors un multiplexage de l'information spatiale et spectrale de la scène observée. Ce système permet d'imager la scène de façon compressive afin de reconstruire un cube image de dimension supérieure au nombre de mesures (nombre de pixels du détecteur matriciel) effectuées par le système [63]. La reconstruction du cube-image conduit à un système d'équations sous-déterminé. Ce problème est résolu grâce à une propriété fondamentale des images naturelles. Celles-ci peuvent généralement être représentées de façon parcimonieuse³ dans une base bien choisie. La sous-détermination du problème (le problème possède une infinité de solutions) peut alors être résolue en imposant la recherche de la solution la plus parcimonieuse.

La reconstruction du cube-image est un problème fortement combinatoire. Candès et al. [65] ont proposé de résoudre ce problème en minimisant non plus la parcimonie (ou norme L_0) mais la norme ℓ_1 du signal reconstruit, rendant ainsi le problème convexe et donc soluble en un temps raisonnable par des techniques d'optimisation classiques. Ces résultats ont assis les fondations d'un nouveau domaine de recherche appelé échan-

3. Une image est parcimonieuse dans une certaine base lorsque la décomposition de l'image dans cette base possède un grand nombre de valeurs nulles (ou presque nulles) et un faible nombre de valeurs non-nulles. L'information contenue dans cette base est alors concentrée suivant un faible nombre de vecteurs de cette base. Par exemple, les images naturelles ont la propriété d'être parcimonieuses dans une base d'ondelettes ce qui constitue le fondement du standard de compression d'image JPEG2000.

tillonnage compressif (*compressive sampling, compressed sensing*) [66].

L'échantillonnage compressif est une technique qui permet d'acquérir un signal sous une forme compressée de façon non-adaptative. Considérons un signal de dimension n pouvant être représenté dans une certaine base avec S composantes non nulles. La théorie de l'échantillonnage compressif montre qu'il est possible de reconstruire exactement le signal à n dimensions à partir d'un nombre de mesures aléatoires de ce signal de l'ordre de $S \log n$ au lieu de n . Cela a donné lieu à des dispositifs d'imagerie originaux tels que la caméra à un seul pixel [67] ou l'imageur à lentille aléatoire [68].

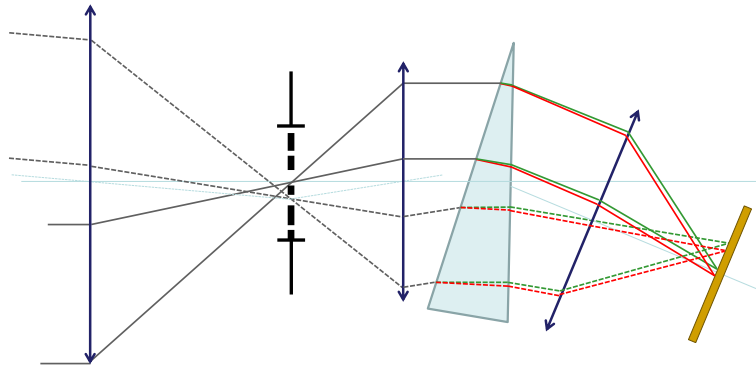


FIGURE 4.8.: Principe de fonctionnement d'un spectro-imageur à codage d'ouverture.

La figure 4.9 décrit le principe de fonctionnement d'un **spectro-imageur à réplication d'image** [69]. Le dispositif spectrométrique est constitué d'un polariseur linéaire, d'un retardateur et d'un prisme de Wollaston. Le polariseur est aligné de façon à transmettre une polarisation linéaire à 45° de l'axe rapide du retardateur. Le passage du faisceau à travers le retardateur induit une différence de marche Δ entre ses composantes ordinaire et extraordinaire. Le prisme de Wollaston sépare angulairement le faisceau en sortie du retardateur en deux polarisations respectivement colinéaires et orthogonales à l'axe du polariseur d'entrée. La transmission spectrale de la composante colinéaire est $\cos^2(\pi\Delta/\lambda)$ en raison d'un phénomène d'interférence entre les composantes ordinaires et extraordinaires. De même, la transmission spectrale de la composante orthogonale est $\sin^2(\pi\Delta/\lambda)$. La déviation angulaire entre des composantes colinéaires et orthogonales se traduit par une translation dans le plan du détecteur. Il est possible d'utiliser plusieurs combinaisons retardateur / prisme de Wollaston en cascade afin d'augmenter la résolution spectrale du dispositif sur le principe du filtre de Lyot.

Un dispositif original appelé **CTIS** (*Computed Tomography Imaging Spectrometer*) à été développé à l'université d'Arizona [70, 71, 72, 73]. Son principe de fonctionnement est décrit à la figure 4.10. Un réseau de diffraction est placé dans la pupille du système optique de façon à ce que chaque ordre de diffraction du réseau crée la projection d'une certaine tranche de l'hypercube dans le plan du détecteur. L'utilisation d'hologrammes générés par ordinateur permet d'obtenir des réseaux capables de produire des figures de diffraction contenant jusqu'à 7×7 ordres de diffraction ayant approximativement la même énergie. Le développement des modulateurs spatiaux de lumière (SLMs) laisse envisager la programmation de tels dispositifs afin de réaliser la projection de l'hyper-

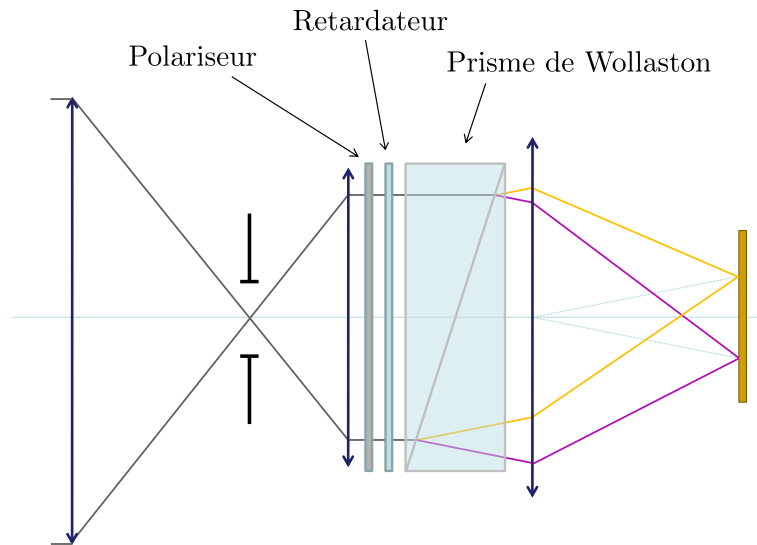


FIGURE 4.9.: Principe de fonctionnement du spectro-imageur à réplication d'image.

cube la plus adaptée à une application donnée.

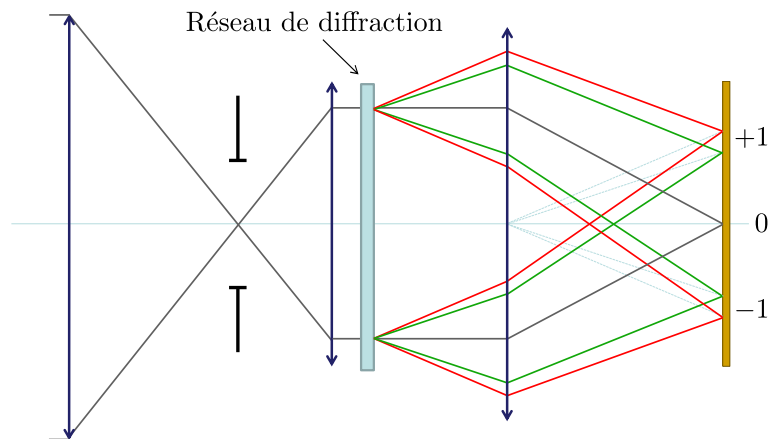


FIGURE 4.10.: Principe de fonctionnement du dispositif CTIS.

4.4. Choix de la solution technique

Nous souhaitons réaliser un système permettant d'imager simultanément une dizaine de bandes spectrales. Nous n'envisageons pas de développer un nouveau détecteur (de type Foveon®, RGB dichroïque ou SWIFTS) ou une nouvelle mosaïque de filtres (de type Bayer) en vue de satisfaire aux exigences de notre application. On peut ainsi exclure d'ores et déjà toutes les techniques de division du front d'onde dans l'espace image car elles sont toutes basées sur des structures de taille comparable à celle du pixel.

Les techniques de division du front d'onde dans un espace pupillaire mettent en

œuvre des structures de taille comparable à celle de la pupille du système optique. La taille millimétrique des éléments mis en jeu permet d'envisager leur réalisation et leur assemblage par des techniques traditionnelles d'opto-mécanique. Parmi les méthodes de division du front d'onde dans l'espace pupillaire, la division spectrale du front d'onde semble particulièrement intéressante car elle permet de conserver l'étendue géométrique et ainsi d'optimiser le bilan radiométrique du système ainsi que sa résolution spatiale.

Les systèmes de type *tri-CCD* nécessitent un nombre de prismes comparable au nombre de bandes spectrales. Les dispositifs actuels les plus évolués sont capables de séparer le front d'onde en cinq bandes spectrales [74]. Il paraît par contre difficilement envisageable d'étendre le concept à une dizaine de bandes spectrales pour des raisons de compacité. Les spectro-imageurs à codage d'ouverture sont relativement simples à réaliser. Toutefois, il semble difficile d'envisager une reconstruction du cube-image en temps réel et la qualité de l'image reconstruite n'est pas suffisante pour notre application. Parmi les autres techniques de division spectrale dans l'espace pupillaire, les spectro-imageurs à réplication d'image et le dispositif CTIS sont des techniques adaptées à l'acquisition simultanée d'une dizaine de bandes spectrales. Malheureusement, ces techniques ne permettent pas de sélectionner le contenu spectral acquis.

La division spatiale du front d'onde dans l'espace pupillaire conduit à la réalisation de systèmes basés sur une matrice de lentilles ou une matrice de prismes. Il est alors nécessaire de remplir la pupille avec un nombre de lentilles (ou prismes) correspondant au nombre de bandes spectrales souhaitée. Pour une dizaine de bandes spectrales, la taille des lentilles (ou prismes) est compatible avec des procédés de réalisation opto-mécaniques traditionnels, ce qui est très intéressant pour la réalisation d'un démonstrateur. Par ailleurs, le choix des filtres de la matrice permet de définir le contenu spectral acquis en fonction de l'application visée. Malheureusement, ces systèmes ne sont pas optimaux d'un point de vue radiométrique car la lumière non utilisée par chacune des voies est perdue.

C'est toutefois la séparation spatiale du front d'onde dans un plan pupillaire que nous avons retenue en raison de sa simplicité de mise en oeuvre dans le cas d'un système comportant une dizaine de bandes spectrales. Le principe de fonctionnement d'un tel imageur est représenté sur la figure 4.11. Chaque lentille est associée à un filtre spécifique afin de projeter sur un unique détecteur un ensemble d'images de la même scène, le contenu spectral de chaque image étant défini par le filtre lui correspondant. En amont de la matrice de filtres-lentilles, un système afocal est disposé afin de définir proprement le champ observé et ainsi éviter le recouvrement des imagerie sur le détecteur. Le champ est défini par un diaphragme de champ situé dans le plan image intermédiaire de l'afocal. L'utilisation d'un système afocal à grossissement élevé permettra par ailleurs d'augmenter la collection de flux ainsi que de réduire le champ d'observation. Notons enfin que l'utilisation d'une matrice de filtres accordables en longueur d'onde rend possible la réalisation d'un imageur multispectral snapshot à contenu spectral programmable.

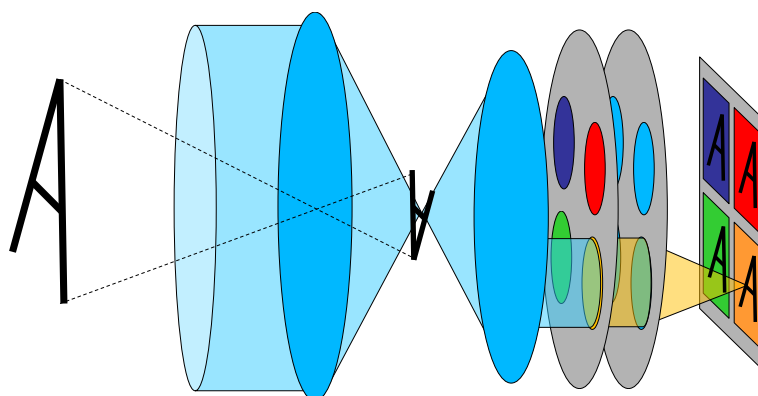


FIGURE 4.11.: Principe de fonctionnement du spectro-imageur.

4.5. Réalisation de l'imageur

L'analyse du besoin confrontée à l'état de l'art des spectro-imageurs *snapshot* nous a permis de choisir la solution technique la plus adaptée à notre application. Nous avons ainsi conçu et réalisé un imageur multispectral *snapshot* basé sur une matrice de 20 lentilles associée à une matrice de 20 filtres. Ce travail s'inscrit dans le cadre d'une action de recherche coordonnée entre *Sagem* et l'*ONERA* dans laquelle *Sagem* s'est occupé de la conception et de la réalisation de l'imageur tandis que l'*ONERA* s'est chargé de sa caractérisation.

Pour des raisons de propriété industrielle, nous ne détaillons pas ici la conception de l'imageur multispectral. Celui-ci est constitué dans sa plus grande partie d'éléments pris sur étagère. La matrice de filtres et la matrice de lentilles ont cependant fait l'objet d'une réalisation spécifique et originale, que nous exposons dans cette section.

La matrice de lentilles est l'élément le plus critique de notre dispositif. Celle-ci est constituée de 20 lentilles plan-convexes mises en place dans une monture mécanique qui assure la précision de leur positionnement. Il n'existe pas de lentilles aux dimensions souhaitées disponibles sur catalogue. Nous avons donc choisi de nous procurer des lentilles plan-convexes puis de les déborder aux cotes rectangulaires requises. Chaque lentille est maintenue dans sa monture à l'aide de deux épaulements qui permettent de fixer le tirage de la lentille en fonction de la bande spectrale correspondante. La monture mécanique a été réalisée en interne par *Sagem*. Les emplacements ont été usinés sur une pièce de titane par un procédé d'électroérosion.

Le détourage des lentilles a été confié à l'atelier d'optique de l'*Institut d'Optique*. La technique utilisée a permis de bien maîtriser les cotes, parallélismes, perpendicularités et symétries des faces avec l'axe optique des lentilles. Le tirage de chacune des lentilles a été mesuré interférométriquement au préalable afin de déterminer avec précision la hauteur de chacun des épaulements de la monture mécanique. Les 20 lentilles plan-convexes ont ensuite été associées à 20 lentilles plan-concaves de même rayon de courbure afin de pouvoir les coller à la cire. Le cylindre ainsi formé a été monté sur un support en BK7 (même verre que les lentilles) comme visible à la figure 4.12. Cette technique a permis

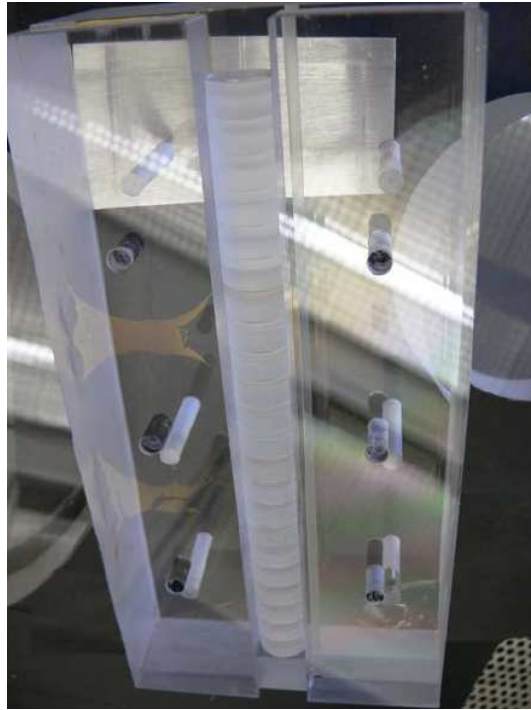


FIGURE 4.12.: Les 22 paires de lentilles mises en place avant collage.

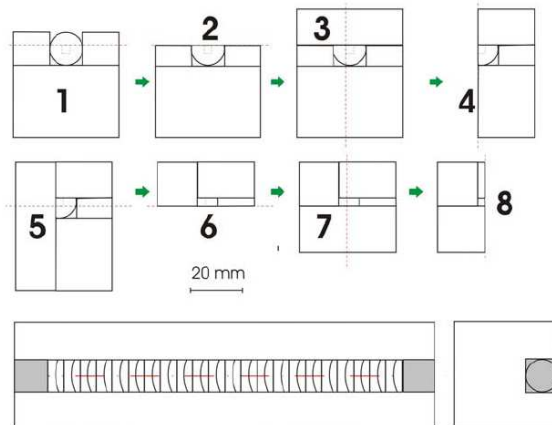


FIGURE 4.13.: Procédure de détourage des lentilles. Source : Raymond Mercier, *Institut d'Optique*

d'assurer un bon positionnement relatif de chacune des lentilles. La figure 4.13 décrit la procédure de détourages des lentilles. Les lentilles ont été positionnées et collées (étape 1) puis la première face a été usinée (étape 2). L'usinage de la deuxième face (étape 4) a nécessité le collage d'une cale sur la première face (étape 3). La procédure a ensuite été répétée pour les deux faces restantes (étapes 5 à 8). L'ensemble a alors été démonté en prenant soin de bien repérer les lentilles. Les lentilles ont enfin été collées chacune à leur place dans leur mécanique.

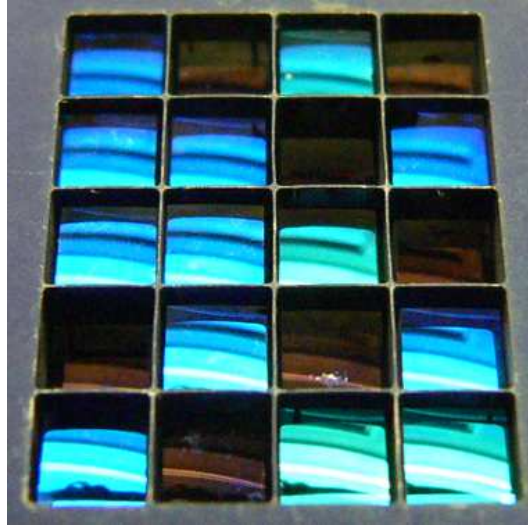


FIGURE 4.14.: Image de la matrice de lentilles. On distingue aisément sur l'image les deux types de traitement antireflets. Le traitement antireflets optimisé pour le domaine visible apparaît noir tandis que le traitement optimisé pour le domaine du proche infrarouge réfléchit de manière considérable dans le bleu. Réalisation *Sagem / Institut d'Optique*.

La matrice de filtres a été réalisée à partir de filtres interférentiels du commerce. Il s'agit de filtres passe-bande de largeur spectrale égale à 10nm. Ces filtres ont été découpés puis placés dans une monture similaire à la monture des lentilles à ceci près qu'il n'était pas nécessaire de régler le tirage de chacun des filtres. Bien que moins critique car ne nécessitant pas de centrage, la découpe des filtres constituait un travail délicat. Les filtres interférentiels sont en effet constitués de multiples couches qui permettent, par des phénomènes d'interférences, d'assurer une bonne réjection de la lumière en dehors de la bande de transmission. Ce "mille-feuilles" est maintenu par une bague en métal et il y a donc un risque important de décollement des différentes couches lors de la découpe. Finalement, nous avons pu détourner 18 filtres sur les 20 initialement prévus.

L'ensemble des pièces a ensuite été assemblé à l'aide d'une mécanique conçue et réalisée par *Sagem*. Le tirage global de la matrice de lentilles a été réglé finement à l'aide de cales pelables. La figure 4.15 représente la caméra multispectrale sur son trépied.

4.6. Conclusion

Notre application de détection en temps réel nécessite de disposer d'un spectro-imageur snapshot. Dans ce chapitre, nous avons répertorié et classé les différents dispositifs permettant l'acquisition simultanée du cube image. Bien que la séparation spectrale dans l'espace pupillaire semble être la technique la plus intéressante d'un point de vue théorique, nous avons retenu la séparation spatiale dans un plan pupillaire pour



FIGURE 4.15.: Image de la caméra multispectrale sur son trépied. Réalisation *Sagem*.

des raisons de faisabilité.

Nous avons présenté la réalisation d'un imageur multispectral *snapshot* basé sur une matrice de filtres associée à une matrice de lentilles. Cet imageur, qui permet l'acquisition simultanée de 18 bandes spectrales dans le domaine du visible au proche infrarouge avec une résolution spatiale de 320×256 pixels, a été conçu pour démontrer la pertinence de l'imagerie multispectrale *snapshot* dans le cadre de notre application de détection. Les résultats du traitement des images issues de cet imageur (voir chapitres 1 et 3) montrent qu'il a parfaitement rempli l'objectif qui lui était fixé.

5. Conception d'un spectro-imageur snapshot accordable

Les harpistes passent 90% de leur vie à accorder leur harpe et 10% à jouer faux.

Igor Stravinsky

5.1. Introduction

Au chapitre 4, nous avons présenté la réalisation d'un imageur multispectral basé sur une matrice de 20 filtres interférentiels. Les résultats du traitement des images acquises à l'aide de cet imageur (voir chapitres 1 et 3) montrent que l'information spectrale acquise est suffisamment riche pour détecter des cibles lorsqu'elles sont observées sur une dizaine de pixels. Nous avons montré aux chapitres 2 et 3 qu'il était possible de réduire de façon considérable le nombre de bandes spectrales à l'acquisition tout en maintenant une bonne performance de détection. Cette réduction du nombre de bandes spectrales doit cependant être effectuée de façon appropriée au scénario de détection rencontré.

D'un point de vue technologique, la réduction du nombre de bandes spectrales acquises simultanément permet d'améliorer le compromis entre la résolution spatiale et le champ d'observation ainsi que d'augmenter le bilan radiométrique de l'imageur tout en conservant le même capteur. Malheureusement, la réduction du nombre de bandes n'est intéressante qu'à partir du moment où les bandes spectrales sont adaptées au scénario de détection envisagé. Il serait donc très intéressant de disposer d'un imageur multispectral *snapshot* basé sur un faible nombre de bandes dont les profils pourraient être programmés en fonction du contexte opérationnel (le fond présent et le type de cibles recherché) à l'aide de l'algorithme présenté au chapitre 2.

Nous nous intéressons dans ce chapitre à la conception d'un imageur multispectral *snapshot* au sein duquel la matrice de 20 filtres fixes est remplacée par une matrice de 2×2 filtres accordables. Les technologies de filtrage accordable disponibles à l'heure actuelle ne permettent pas de répondre à notre besoin technique. Nous avons donc choisi, dans le cadre de notre travail avec *Sagem*, de collaborer avec l'*Institut d'Électronique Fondamentale (IEF)* à l'étude d'un composant spécifique répondant à ce besoin. Il s'agit dans un premier temps de réaliser une matrice de 4 filtres de Fabry-Perot accordables en technologie MOEMS (Micro Opto Electro Mechanical Systems). Chaque filtre sera composé d'un miroir fixe et d'un miroir mobile. L'accordabilité spectrale du filtre s'obtiendra par un actionnement électrostatique du miroir mobile.

Nous présenterons à la section 5.2 un état de l'art des technologies permettant d'obtenir un filtrage spectral accordable. Cet état de l'art, confronté au besoin opérationnel

exposé à la section 5.3, nous permettra de choisir la solution technique la plus adaptée à ce besoin à la section 5.4. Nous présenterons enfin à la section 5.5 un tolérancement des défauts de la matrice à partir de l'étude de sa performance optique et du contraste obtenu sur le plan de détection.

5.2. État de l'art des technologies de filtrage accordable

Dans cette partie, nous passons en revue les différentes techniques permettant de réaliser un filtrage spectral accordable pour des applications d'imagerie. Ceci va nous permettre de choisir la technologie de filtrage accordable la plus adaptée à notre besoin.

Parmi l'ensemble des techniques de filtrage spectral accordable, trois se démarquent par leur maturité et leur disponibilité commerciale [76]. Il s'agit des filtres de Fabry-Perot, des filtres basés sur la biréfringence, ainsi que des filtres acousto-optiques.

5.2.1. Filtres de Fabry-Perot

Un filtre de Fabry-Perot [77, 78] est une cavité formée de deux miroirs parallèles partiellement réfléchissants. Une onde incidente peut ainsi faire de nombreux aller-retours dans la cavité, une partie étant transmise à chaque tour. Chaque onde transmise par la cavité est ainsi déphasée d'une quantité proportionnelle au nombre d'aller-retours effectués au sein de celle-ci. Lorsque le déphasage induit par un aller-retour dans la cavité est un multiple de 2π , toutes les ondes transmises interfèrent constructivement et la transmission du filtre est maximale.

L'accordabilité d'un filtre de Fabry-Perot peut être obtenue soit par une modification de l'épaisseur de la cavité, soit par une modification de l'indice de celle-ci. L'épaisseur de la cavité peut être modifiée grâce à des moteurs piezo-électriques [79] ou à l'aide de micro-systèmes électromécaniques (MEMS) [77]. Notons qu'il est par ailleurs possible d'accorder le filtre de Fabry-Perot par une rotation mécanique de celui-ci autour d'un axe parallèle aux miroirs. Dans ce cas, le filtre de Fabry-Perot ne fonctionne plus en incidence normale ; il est alors plus sensible au décalage de son profil de transmission spectrale avec le champ.

La modification de l'indice de la cavité peut quant à elle être effectuée à l'aide de cristaux liquides [80, 81], on parle dans ce cas de *LCFP*¹. Les *LCFP* sont très utilisés en astronomie car ils permettent d'obtenir des profils spectraux très étroits (jusqu'à 0,05nm) et sont compatibles avec de grandes ouvertures (jusqu'à 100mm). En revanche, les *LCFP* sont limités à des domaines d'accordabilité étroits (jusqu'à 100nm).

5.2.2. Filtres acousto-optiques

Un filtre acousto-optique accordable ou *AOTF*² [82, 83, 84] est un filtre passe-bande qui filtre la lumière à l'aide d'un réseau de diffraction épais. La modification du pas du réseau permet d'accorder la réponse spectrale du filtre.

1. Acronyme de *Liquid Crystal Fabry-Perot*.

2. Acronyme de *Acousto-Optic Tunable Filter*.

Dans cet objectif, un transducteur piézo-électrique est accolé à un cristal biréfringent taillé de façon adéquate selon ses axes cristallographiques. Lorsqu'un signal électrique à haute fréquence est appliqué au transducteur, celui-ci produit une onde ultrasonore qui se propage à travers le cristal. Cela forme un réseau de diffraction se déplaçant au sein du cristal par effet photo-élastique. Le faisceau incident n'est diffracté que si le vecteur d'onde incident \mathbf{k}_i , le vecteur d'onde diffracté \mathbf{k}_d et le vecteur réseau \mathbf{k}_r respectent la condition d'accord de phase :

$$\mathbf{k}_d = \mathbf{k}_i \pm \mathbf{k}_r. \quad (5.1)$$

Pour les applications d'imagerie, il est possible d'obtenir des configurations pour lesquelles la longueur d'onde du faisceau diffracté dépend faiblement de l'angle d'incidence (accord de phase *non critique*) [83]. L'accordabilité en longueur d'onde du faisceau diffracté est alors obtenue simplement par une modification du pas du réseau de diffraction $\|\mathbf{k}_r\|$ en changeant la fréquence acoustique.

Les filtres acousto-optiques accordables ne présentent pas d'éléments mobiles et disposent de temps de réponse très courts (quelques μs). Par ailleurs, ils permettent en général une accordabilité sur une bande spectrale très large (une octave). En revanche, de par leur principe de fonctionnement, les filtres acousto-optiques sont complexes à mettre en œuvre et ne sont limités qu'à des ouvertures inférieures à 10mm.

5.2.3. Filtres basés sur la biréfringence

Ces filtres utilisent un milieu biréfringent uniaxe pour lequel l'indice vu par une onde incidente dépend de la polarisation [85]. On définit la biréfringence Δn par :

$$\Delta n = n_e - n_o, \quad (5.2)$$

où n_o et n_e sont respectivement les indices de réfraction pour les polarisations perpendiculaire (ordinaire) et parallèle (extraordinaire) à l'axe d'anisotropie du cristal. Le filtre biréfringent le plus simple est le filtre de Lyot. Un polariseur est placé en entrée d'une lame biréfringente, orienté à 45° des axes ordinaires et extraordinaires afin que les polarisations ordinaire et extraordinaire aient la même intensité. À la traversée de la lame d'épaisseur d , les deux polarisations sont déphasées d'un angle $\Delta\varphi$:

$$\Delta\varphi = \frac{2\pi d \Delta n}{\lambda}, \quad (5.3)$$

où λ est la longueur d'onde de la lumière incidente. Un deuxième polariseur est placé à la sortie de la lame, les interférences entre les deux polarisations donnent en sortie du polariseur des variations d'intensité de la forme $1 + \cos \Delta\varphi$. Un filtre de Lyot est obtenu en mettant N filtres élémentaires de ce type en cascade. Chaque filtre élémentaire a une épaisseur égale à la moitié de celle du filtre le précédant. De cette façon, l'intervalle spectral libre $\Delta\lambda$ est défini par le filtre le plus épais tandis que la largeur à mi-hauteur $\delta\lambda$ est définie par le filtre le plus fin. La finesse spectrale du filtre $\mathcal{F} = \Delta\lambda/\delta\lambda$ est ainsi égale à 2^N . La biréfringence peut être mise à profit pour réaliser d'autres types de filtres plus complexes tels que les filtres de Solc [86].

L'accordabilité du filtre est réalisée par juxtaposition d'une lame à retard de phase fixe et d'une lame de cristaux liquides dont la biréfringence peut être contrôlée électriquement [87]. De tels filtres sont appelés *LCTF*³. Les *LCTF* sont l'un des types de

3. Acronyme de *Liquid Crystal Tunable Filters*.

filtres accordables les plus utilisés. En effet, bien qu'ils souffrent d'une transmission médiocre en raison du grand nombre d'éléments optiques polarisants mis en cascade, ces filtres permettent d'utiliser des ouvertures de grand diamètre (jusqu'à 35mm) et peuvent être accordés sur de grands domaines spectraux.

5.2.4. Filtres plasmoniques

Lorsqu'une onde plane arrive sur une structure *métal / diélectrique / métal*, des *plasmons de surface* peuvent se former dans certaines conditions à l'interface *métal / diélectrique*. Ces ondes, qui correspondent à l'oscillation collective des électrons du métal, sont évanescentes de part et d'autre du métal. Lorsque l'onde plane incidente est à résonance, un second plasmon de surface est excité à l'interface *diélectrique / métal*. On observe alors une transmission extraordinaire. L'utilisation d'un matériau électro-optique permet d'ajuster la longueur d'onde de résonance [88]. D'autres types de filtres plasmoniques reposent sur des structures métalliques de taille inférieure à la longueur d'onde. Il est possible de superposer plusieurs de ces structures suivant le principe du filtre de Fabry-Perot. L'accordabilité peut alors être obtenue par un actionnement mécanique de la distance entre les structures [89, 90].

5.2.5. Autres filtres moins répandus

Les **cristaux photoniques** sont des structures dont l'indice de réfraction varie d'une façon périodique dans une, deux ou trois dimensions de l'espace, à l'échelle de la longueur d'onde de la lumière. Par un jeu d'interférences, ces structures peuvent empêcher la propagation de la lumière sur une plage de fréquences appelée *bande interdite photonique*. L'accordabilité du cristal photonique peut être obtenue par compression de celui-ci [91], par effet thermo-optique [92], ou par l'infiltration des trous de la structure photonique par des cristaux liquides [93].

Un **filtre de Christiansen** est une cellule optique dans laquelle on a inséré un liquide ainsi qu'une substance diffusante ayant une courbe de dispersion coïncidant avec celle du liquide à une certaine longueur d'onde. Le filtre transmet à cette longueur d'onde car la cellule est alors perçue comme un milieu d'indice homogène. Pour les autres longueurs d'onde, la cellule se comporte comme un milieu diffusant. L'accordabilité d'un tel filtre peut-être réalisée en changeant le liquide ou en faisant varier sa température [94].

5.3. Expression du besoin

5.3.1. Dimensionnement optique d'une caméra multispectrale accordable

Nous souhaitons réaliser une caméra multispectrale accordable sur la base d'un détecteur *Dalsa 4M60* composé de 2352×1728 pixels de pas égal à $7,4\mu\text{m}$. Les dimensions du détecteur permettent de disposer 4 lentilles de 6,25mm de diamètre dans la pupille de sortie de l'afocal comme indiqué à la figure 5.1. Nous pourrions ainsi disposer d'une résolution spatiale 1024×768 pixels.

Compte-tenu de la résolution angulaire dans l'espace objet souhaitée, nous utiliserons des lentilles de focale égale à 60mm. Les lentilles devront fournir une qualité d'image

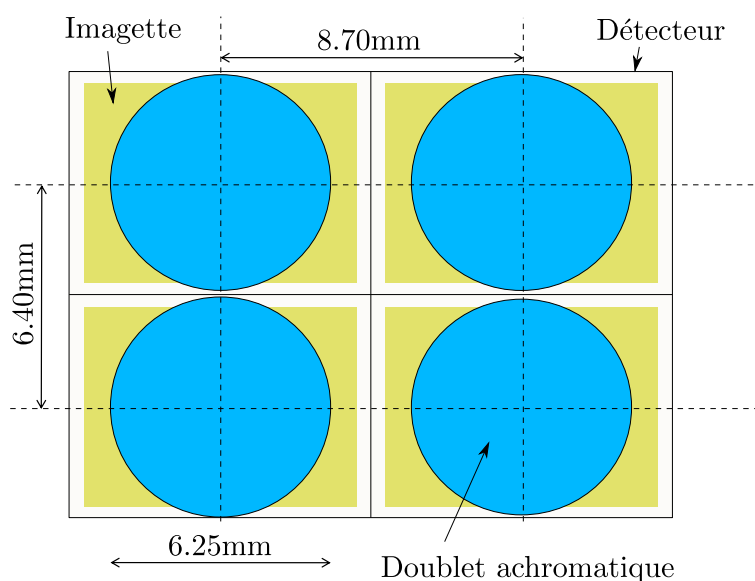


FIGURE 5.1.: Vue depuis l'axe optique du détecteur et de la matrice de 4 lentilles qui lui est associée. Le détecteur de 2352×1728 pixels est découpé en 4 imagettes de 1024×768 pixels.

convenable dans l'ensemble du domaine d'accordabilité en longueur d'onde. Ceci impose l'utilisation de doublets achromatiques. Nous avons choisi d'utiliser des doublets achromatiques disponibles sur catalogue. La figure 5.2 représente le contraste obtenu dans le plan image en fonction de la mise au point pour une fréquence spatiale égale à la moitié de la fréquence de Nyquist pour différents points du champ. Sur cette figure, l'angle de champ de $2,71^\circ$ correspond aux points du champ situés sur le cercle inscrit dans l'image de 1024×768 pixels. On observe qu'il est possible d'obtenir un contraste supérieur à 50% à la moitié de la fréquence de Nyquist pour tous les points du champ situés à l'intérieur du cercle. Cette performance est atteinte pour une plage de mise au point de $\pm 120\mu\text{m}$ et pour toutes les longueurs d'onde comprises entre 450 et 900nm.

5.3.2. Caractéristiques souhaitées de la matrice de filtres accordables

Nous souhaitons placer une matrice de 4 filtres accordables en amont de la matrice de 4 lentilles. Cette matrice de filtres devra satisfaire certaines exigences en termes de réponse spectrale, de qualité de front d'onde ainsi qu'en termes de transmission. Par ailleurs, la matrice devra être reconfigurable en un temps inférieur à une seconde et devra satisfaire à certaines exigences d'encombrement.

Du point de vue de la réponse spectrale, nous souhaitons disposer de filtres accordables entre 550 et 850nm. Une largeur spectrale de 20nm représenterait un bon compromis entre la résolution spectrale et l'efficacité radiométrique (voir figure 2.12). Par ailleurs, l'incertitude sur la position du pic de transmission des filtres ainsi que la dépendance de cette position avec le champ devront être faible devant la largeur spectrale des filtres.

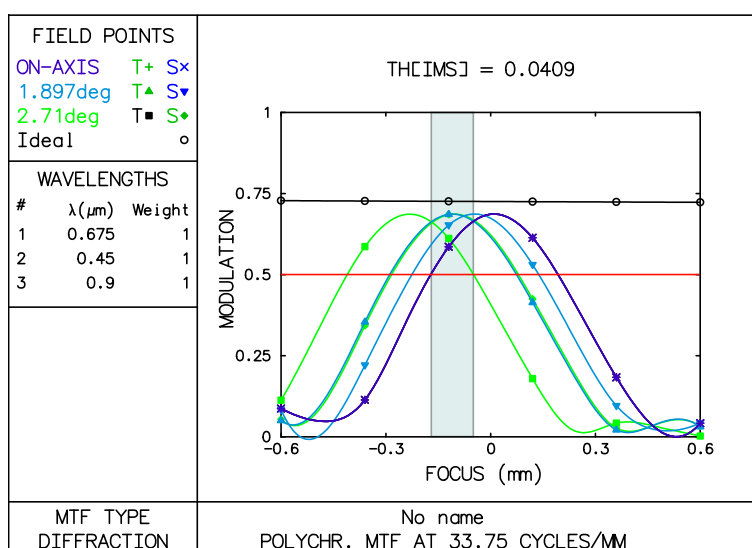


FIGURE 5.2.: Contraste obtenu en fonction de la mise au point pour une modulation de fréquence égale à la moitié de la fréquence de Nyquist pour différents points du champ.

Concernant la qualité de l'image, la matrice de filtres ne devra pas introduire d'aberrations optiques significatives. La pupille de chacun des filtres devra par ailleurs remplir au minimum 50% de la pupille de la lentille correspondante (voir figure 5.1) afin de disposer d'une bonne efficacité radiométrique et d'une bonne qualité d'image.

5.4. Choix de la solution technique et dimensionnement optique de la matrice

5.4.1. Choix de la solution technique

Il s'agit à présent de choisir la technologie de filtrage accordable la plus à même de répondre à notre besoin. Nous nous restreignons aux trois types de filtres les plus répandus, à savoir les filtres de Fabry-Perot, les filtres biréfringents, et les filtres acousto-optiques, car les autres technologies ne disposent pas d'une maturité technologique suffisante ou ne sont pas accordables.

Les filtres acousto-optiques représentent une solution intéressante mais leur complexité et leur encombrement rend très difficile la juxtaposition de 4 filtres sur une même pupille avec un taux de remplissage correct. Pour cette raison, nous ne retiendrons pas cette technologie.

La technologie LCTF (filtre de Lyot) semble la plus adaptée à notre application. La société américaine *CRI* commercialise un filtre accordable appelé *Varispec*TM qui repose sur cette technologie. Ce filtre permet une accordabilité de 400 à 700nm avec une largeur de bande de 20nm. Le dispositif commercial est encombrant, mais la technologie utilisée (cristaux liquides) laisse envisager la possibilité de réaliser une matrice de 4 filtres avec un taux de remplissage de la pupille correct. Malheureusement, cette

technologie n'est pas maîtrisée à notre connaissance dans les laboratoires européens.

Les filtres de Fabry-Perot basés sur des cristaux liquides (*LCFP*) ne sont pas non plus adaptés. En effet, notre application requiert un large domaine d'accordabilité ce qui nécessite de pouvoir faire varier l'épaisseur optique du Fabry-Perot de plus de 25%. Cela ne peut être obtenu à l'aide de cristaux liquides dont la biréfringence $\Delta n/n$ ne peut être supérieure à 14%.

Une dernière possibilité consiste en la réalisation d'une matrice de filtre de Fabry-Perot dans laquelle la variation d'épaisseur optique de la cavité est effectuée de façon mécanique (et non électro-optique). Cette méthode permettrait d'atteindre des variations d'épaisseur supérieures à 25%. On peut envisager deux possibilités d'actionnement mécanique d'un des miroirs du filtre de Fabry-Perot : un actionnement par effet piézo-électrique ou un actionnement par effet électrostatique. La société allemande *InfraTec GmbH* a réalisé un micro-spectromètre utilisant un filtre de Fabry-Perot en technologie MEMS [77]. Ce spectromètre fonctionne dans l'infrarouge (3-5 μm) mais n'a pas été conçu pour fonctionner dans un mode d'imagerie.

L'*Institut d'Électronique Fondamentale (IEF)* dispose des compétences et des moyens technologiques nécessaires au développement d'une matrice de 4 filtres accordables en technologie MEMS. *Sagem* et l'*IEF* ont donc choisi de collaborer au début de l'année 2010 au développement technologique d'une telle matrice.

5.4.2. Description de la solution retenue

La figure 5.3 décrit le principe de fonctionnement de la matrice de filtres accordable. Chaque filtre de Fabry-Perot est composé d'un miroir fixe et d'un miroir mobile. Le miroir fixe est composé d'un empilement de 8 couches diélectriques ZnS/YF_3 optimisé pour avoir une réflectance d'environ 60% entre 450 et 900nm (voir figure 5.4). Le miroir mobile est constitué par une membrane de 8 couches SiO_2/Si_3N_4 réfléchissant environ la moitié de la lumière incidente entre 550 et 850nm (voir figure 5.17). Cette membrane de 5,2mm de diamètre est tendue sur un cadre en silicium. Ce cadre est rigide afin d'assurer la planéité de la membrane.

Le cadre est relié à la structure fixe par trois ressorts qui autorisent un degré de liberté en translation et deux degrés de liberté en rotation (voir figure 5.5). L'actionnement du cadre sera obtenu de façon électrostatique à l'aide de trois condensateurs. Chaque condensateur est constitué d'une électrode sur le cadre mobile et d'une électrode sur le miroir fixe, matérialisée par un dépôt métallique. Lorsqu'une tension est appliquée entre les deux électrodes, une force électrostatique attractive vient contre la force de rappel du ressort. Le condensateur ainsi formé servira à la fois d'actionneur et de contrôleur de position pour l'asservissement. La précision de positionnement du miroir mobile dépendra donc de la précision de la mesure capacitive. Les tolérances requises sur cette mesure sont étudiées à la section 5.5.

5.4.3. Dimensionnement optique du filtre élémentaire

Soit r le coefficient de réflexion en amplitude et t le coefficient de transmission de chacun des deux miroirs. On suppose ici que ces coefficients sont identiques pour chacun

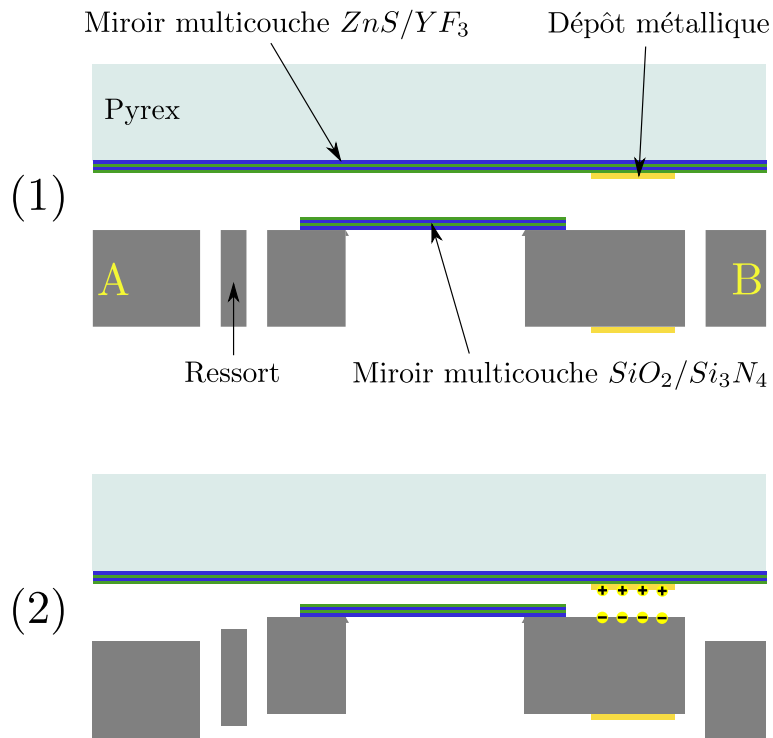


FIGURE 5.3.: Principe de fonctionnement de la matrice de filtres accordable

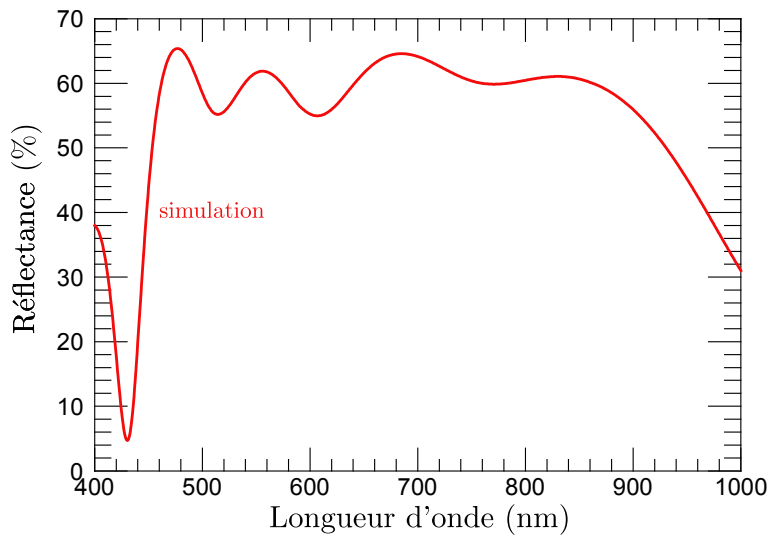


FIGURE 5.4.: Réflectance du miroir fixe

des deux miroirs. On suppose par ailleurs que ces coefficients sont réels, les déphasages à la réflexion pouvant être pris en compte par une modification de l'épaisseur optique de la cavité. Soit $A^{(i)}$, $A^{(t)}$ et $A^{(r)}$, les amplitudes respectives des champs électriques incidents, transmis et réfléchis. Considérons l'amplitude $A^{(t)}(p)$ du champ électrique

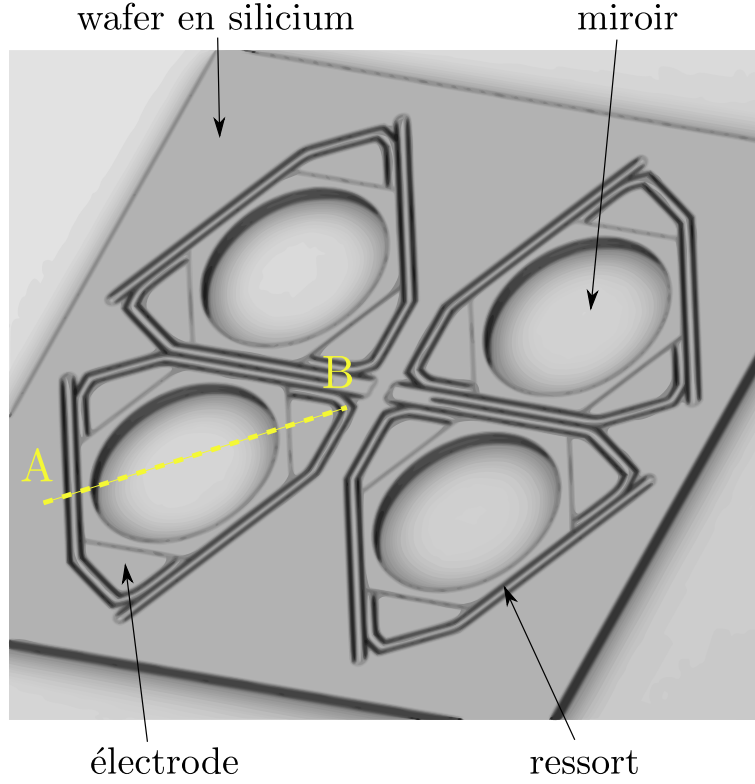


FIGURE 5.5.: Schéma de la structure. (Source Hervé Bertin / IEF)

transmis après $2p$ réflexions. On a alors :

$$A^{(t)}(p) = A^{(i)} t^2 r^{2p} \left(e^{\frac{2i\pi e}{\lambda}} \right)^{2p}, \quad (5.4)$$

où e est l'épaisseur optique de la cavité et λ est la longueur d'onde de la lumière incidente⁴. L'amplitude totale du champ transmis est alors :

$$A^{(t)} = \sum_{p=0}^{\infty} A^{(i)} t^2 r^{2p} \left(e^{\frac{2i\pi e}{\lambda}} \right)^{2p}. \quad (5.5)$$

Cette somme est une série géométrique. On obtient finalement :

$$A^{(t)} = \frac{A^{(i)} t^2}{1 - r^2 e^{\frac{4i\pi e}{\lambda}}}. \quad (5.6)$$

L'intensité de l'onde transmise s'obtient alors par $I^{(t)} = A^{(t)} A^{(t)*}$:

$$I^{(t)} = \frac{I^{(i)} \mathcal{T}^2}{1 + \mathcal{R}^2 - 2\mathcal{R}\cos(\phi)} = \frac{I^{(i)} \mathcal{T}^2}{(1 - \mathcal{R})^2 + 4\mathcal{R}\sin^2(\phi/2)}, \quad (5.7)$$

où $\mathcal{R} = r^2$, $\mathcal{T} = t^2$ et $\phi = \frac{4\pi e}{\lambda}$. On définit le paramètre F par la formule : $F = \frac{4\mathcal{R}}{(1-\mathcal{R})^2}$. L'intensité transmise s'écrit alors :

$$I^{(t)} = \frac{I_0}{1 + F\sin^2(\phi/2)}. \quad (5.8)$$

4. La lumière incidente est considérée monochromatique.

L'intensité maximale I_0 est réalisée lorsque $\phi = 2m\pi$, c'est à dire lorsque $e = m\lambda/2$, où m est un nombre entier appelé ordre de fonctionnement du filtre de Fabry-Perot. De la même façon, l'intensité minimale vaut $\frac{I_0}{1+F}$ et est réalisée pour $\phi = (2m + 1)\pi$, c'est à dire lorsque $e = (m + 1/2)\lambda/2$. La transmission du filtre est égale à $\frac{1}{2}$ lorsque $\sin(\frac{2\pi e}{\lambda_m + \frac{\delta\lambda}{2}}) = 1/\sqrt{F}$, avec $\lambda_m = 2e/m$. À titre d'exemple, la figure 5.6 représente le profil de transmission d'un filtre de Fabry-Perot pour une épaisseur e égale à 1 200nm et pour différentes valeurs du coefficient de réflexion \mathcal{R} des miroirs.

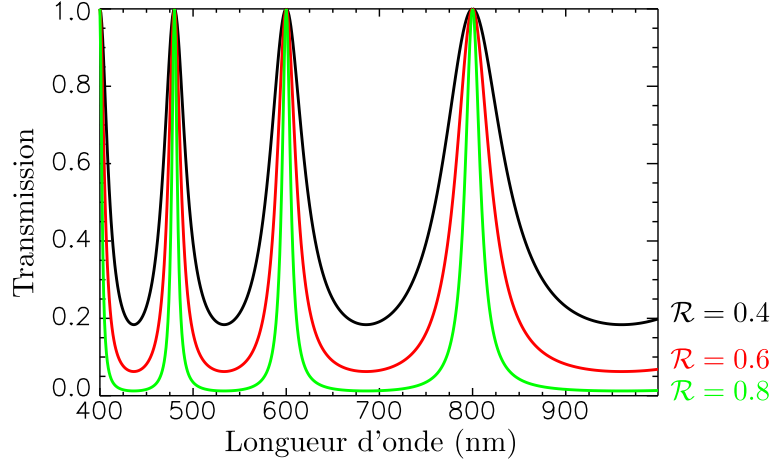


FIGURE 5.6.: Transmission d'un filtre de Fabry-Perot en fonction de la longueur d'onde. La transmission a été calculée pour une épaisseur e égale à 1 200nm et pour différentes valeurs du coefficient de réflexion \mathcal{R} des miroirs ($\mathcal{R} = 0, 4$, $\mathcal{R} = 0, 6$, et $\mathcal{R} = 0, 8$).

Pour F suffisamment grand, on obtient la pleine largeur à mi-hauteur $\delta\lambda$ du filtre :

$$\begin{aligned}\delta\lambda &= \lambda_m \frac{2}{m\pi\sqrt{F}} \\ &= \lambda_m \frac{(1-r^2)}{m\pi r} \\ &= \frac{\lambda_m}{m\mathcal{F}}\end{aligned}\tag{5.9}$$

avec $\mathcal{F} = \frac{\pi r}{(1-r^2)} = \frac{\pi\sqrt{F}}{2}$. Le coefficient \mathcal{F} est appelé la *finesse* du filtre de Fabry-Perot. L'intervalle en longueur d'onde $\Delta\lambda = \lambda_m - \lambda_{m-1}$ séparant deux maxima du pic de transmission est appelé *intervalle spectral libre* . On a :

$$\begin{aligned}\Delta\lambda &= \frac{2e}{m} - \frac{2e}{m-1} \\ &= \frac{2e}{m} \left(1 - \frac{m-1}{m}\right) \\ &= \frac{\lambda_m}{m}.\end{aligned}\tag{5.10}$$

D'après l'équation 5.9, on obtient la relation :

$$\mathcal{F} = \frac{\Delta\lambda}{\delta\lambda}. \quad (5.11)$$

La finesse \mathcal{F} correspond donc au rapport entre l'intervalle spectral libre $\Delta\lambda$ et la largeur à mi-hauteur $\delta\lambda$. Ce rapport ne dépend pas de l'ordre de fonctionnement m du filtre de Fabry-Perot.

La figure 5.7 représente la transmission d'un filtre de Fabry-Perot en fonction de la distance entre les miroirs e et de la longueur d'onde de fonctionnement λ dans le cas de miroirs de coefficient de réflexion constant en fonction de la longueur d'onde (égal à 0,55).

Il est intéressant de noter une caractéristique spécifique à notre application : l'intervalle spectral libre doit être très élevé (supérieur à 200nm). Il est donc nécessaire de faire travailler le filtre de Fabry-Perot dans un ordre peu élevé. Nous avons choisi de travailler dans l'ordre $m = 3$ (zone encadrée en rouge sur la figure 5.7). Ceci nécessite un gap "optique" entre les miroirs susceptible de varier entre 900 et 1200nm. Le gap optique n'est pas égal à la distance entre les miroirs car le miroir équivalent à un miroir multicouche est situé à l'intérieur de celui-ci. Dans le cas de miroirs épais, il ne sera pas possible d'atteindre des gaps optiques faibles car les miroirs finiront par se toucher (gap physique nul). Ce phénomène fixe une limite supérieure sur l'épaisseur des miroirs multicouches.

L'enjeu de la conception des miroirs multicouches est de réaliser des miroirs ayant un coefficient de réflexion élevé et constant sur un grand domaine de longueur d'onde tout en maintenant l'épaisseur des dépôts multicouches la plus faible possible. Pour des raisons de faisabilité, nous considérons un domaine en longueur d'onde compris entre 550 et 850nm. La figure 5.17 représente la réflectivité du miroir mobile pour un empilement optimisé de 8 couches (SiO_2 / Si_3N_4) d'épaisseur totale égale à 897nm, la réflectivité est environ égale à 50% de 550 à 850nm. La figure 5.4 représente la transmission du miroir fixe obtenue pour un empilement de 8 couches (ZnS / YF_3) d'épaisseur totale égale à 836nm, la réflectivité est environ égale à 60% de 450 à 900nm.

5.4.4. Procédé de fabrication du miroir mobile

La figure 5.8 décrit le procédé de fabrication du miroir mobile développé à l'IEF dans le cadre de la thèse d'Hervé Bertin. Le miroir multicouches est déposé dès la première étape du procédé. Il s'agit ensuite de graver la structure (ressorts, etc) ainsi que le silicium sous le miroir car le silicium est opaque dans le domaine du visible au proche-infrarouge. Les principales étapes du procédé sont décrites ci-dessous :

1. Le miroir multicouches est déposé sur l'intégralité du wafer par PECVD (dépôt chimique en phase vapeur assisté par plasma).
2. Le miroir est gravé par une solution tampon d'acide fluorhydrique (BHF). Le miroir est ensuite recuit progressivement jusqu'à 750 °C afin de faire évoluer les contraintes en tension.
3. On procède à une métallisation sur la face arrière du wafer afin de pouvoir réaliser les contacts électriques.

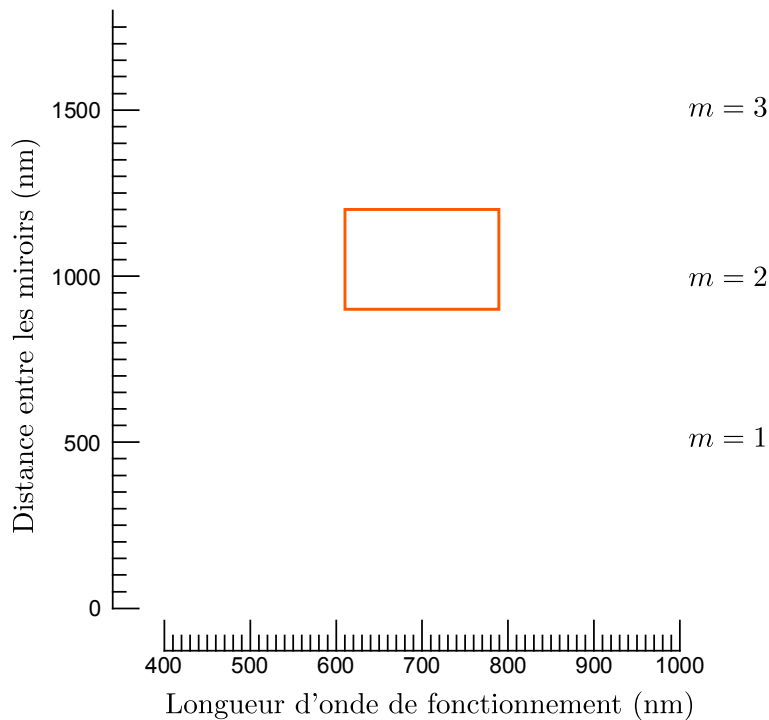


FIGURE 5.7.: Transmission d'un filtre de Fabry-Perot en fonction de la distance entre les miroirs et de la longueur d'onde de fonctionnement (Calcul effectué pour un coefficient de réflexion des miroirs R égal à 0,55)

4. Gravure ionique réactive profonde (DRIE) du wafer en face arrière afin de libérer les ressorts et le miroir. Cette gravure est susceptible d'attaquer le miroir multicouche, il est donc nécessaire de laisser une épaisseur de quelques microns de silicium sous le miroir afin de ne pas le graver.
5. Le silicium restant sera gravé chimiquement par difluorure de xénon (XeF_2). Ceci permet de graver de façon très sélective le silicium par rapport au multicouches. Afin de protéger le reste du wafer et en particulier les ressorts, on dépose une couche de Téflon aux endroits où l'on ne souhaite pas graver le silicium⁵.
6. L'épaisseur de silicium restante est gravée par difluorure de xénon, ce qui permet de libérer totalement le miroir.

La principale difficulté rencontrée dans la fabrication du miroir mobile réside dans l'obtention d'une membrane suffisamment plane. Cela nécessite une excellente gestion des contraintes dans les couches déposées. Il est primordial de réduire séparément les contraintes dans chacune des couches ainsi que d'obtenir une membrane multicouches contrainte globalement en tension. Les tolérances requises sur la planéité de la membrane sont étudiées à la section 5.5.

5. Le Téflon est déposé sur tout le wafer puis gravé par plasma O_2 à l'aide d'un pochoir.

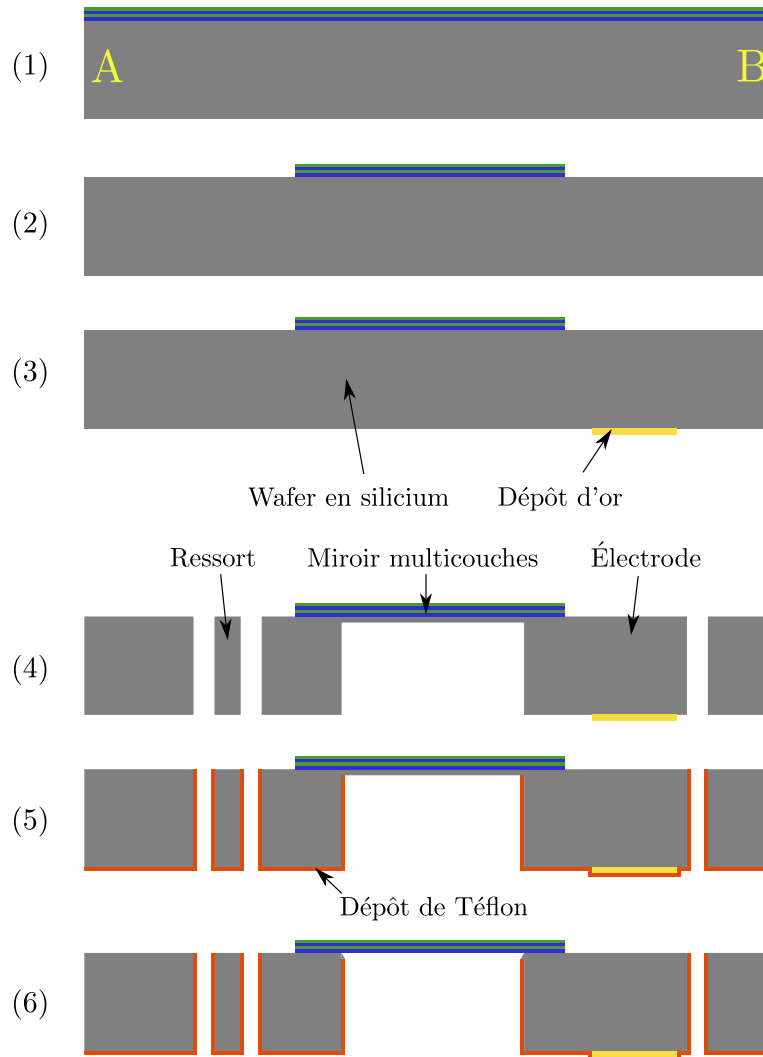


FIGURE 5.8.: Procédé de fabrication du miroir mobile.

5.5. Tolérancement de la matrice

5.5.1. Introduction

Dans cette section, nous étudions l'influence des défauts du filtre de Fabry-Perot sur ses performances spectrales ainsi que sur ses performances en termes de qualité d'image. On considère à cet effet un filtre de Fabry-Perot dont l'épaisseur optique e présente des variations spatiales : $e = e(\mathbf{r})$, où le vecteur \mathbf{r} définit les coordonnées du point considéré sur la pupille (voir figure 5.9).

Le filtre est considéré parfait lorsque l'épaisseur optique $e(\mathbf{r})$ du filtre est égale à l'épaisseur optique de consigne e_c en tout point de la pupille. Les défauts sont ainsi déterminés par l'erreur $\tilde{e}(\mathbf{r})$ sur l'épaisseur optique :

$$\tilde{e}(\mathbf{r}) = e(\mathbf{r}) - e_c. \quad (5.12)$$

Il est important de remarquer que deux types d'erreurs contribuent à l'erreur $\tilde{e}(\mathbf{r})$.

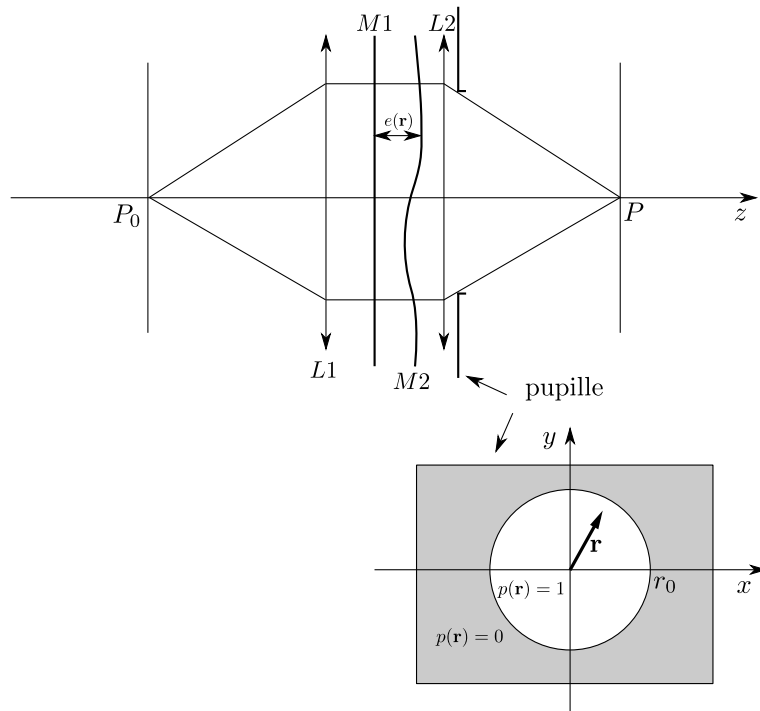


FIGURE 5.9.: Montage considéré pour l'étude de l'influence des défauts de la membrane.

Il convient ainsi de distinguer les erreurs dues au bruit des erreurs systématiques.

On considère ici que les erreurs sont dues à la non-planéité du miroir mobile ainsi qu'à l'erreur de positionnement de celui-ci par rapport au miroir fixe. L'erreur de positionnement du miroir mobile, étudiée à la section 5.5.1.1, peut être assimilée à un bruit. Ce bruit entraîne une incertitude sur le profil de transmission spectrale du filtre. Ceci a pour effet de perturber l'estimation de la signature spectrale de la cible recherchée et provoque alors une chute du contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection. En revanche, on peut considérer que les défauts de planéité du miroir mobile, étudiés à la section 5.5.1.2, peuvent être étalonnés et corrigés, ils ne provoqueront donc pas d'erreur d'estimation.

Nous étudierons à la section 5.5.2 la modification du profil spectral du filtre en présence de défauts. Dans un second temps, la dégradation de la qualité d'image sera étudiée à la section 5.5.3. Enfin, nous étudierons la dégradation du contraste sur le plan de détection à la section 5.5.4.

5.5.1.1. Erreur de positionnement du miroir mobile

Afin de modéliser l'erreur de positionnement du miroir mobile, on suppose que celui-ci est maintenu par trois points d'ancrage P_1 , P_2 , et P_3 équirépartis sur le bord de sa pupille supposée circulaire comme indiqué à la figure 5.10. Les cotes respectives e_1 , e_2 et e_3 des points P_1 , P_2 , et P_3 suivant l'axe z correspondent à l'épaisseur optique du filtre aux points P_1 , P_2 , et P_3 . On suppose par ailleurs que le miroir mobile et le miroir fixe sont parfaitement plans. L'épaisseur optique du filtre est ainsi définie en tout point

de la pupille.

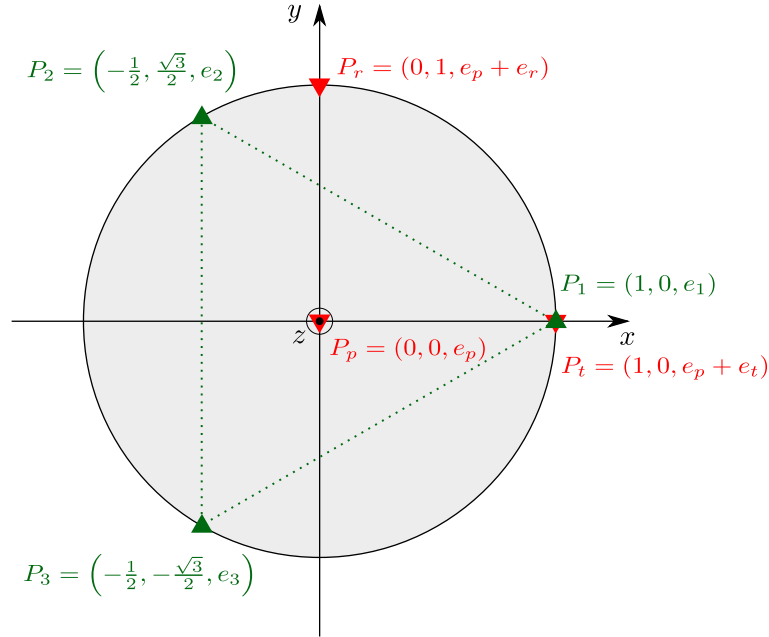


FIGURE 5.10.: Notations utilisées pour le calcul du positionnement relatif du miroir mobile. Les points P_1 , P_2 , et P_3 correspondent aux points d'ancrage du miroir mobile sur le bord de sa pupille circulaire. Les points P_p , P_t et P_r permettent d'isoler les contributions du piston, du *tilt*, et du *roll* respectivement.

L'accordabilité du filtre de Fabry-Perot est obtenue par un asservissement des épaisseurs optiques e_i , $i \in \{1, 2, 3\}$. Cet asservissement est contrôlé indirectement par la mesure de la valeur des capacités e_i , $i \in \{1, 2, 3\}$ que l'on suppose centrées aux points P_i . On note $d_i = d_0 + e_i$ la distance entre les deux électrodes du condensateur C_i . La capacité C_i est déterminée par la relation :

$$C_i = \epsilon_0 \epsilon_r \frac{S}{d_i}, \quad (5.13)$$

où $\epsilon_0 = 8,83 \times 10^{-12} \text{ F.m}^{-1}$ est la permittivité du vide, ϵ_r est la permittivité relative de l'air considérée égale à 1, et S est la surface des électrodes. On considère ici que l'erreur sur la mesure de la capacité est gaussienne, de moyenne nulle⁶ et d'écart type σ_C . L'erreur σ_C entraîne une erreur σ_d sur l'estimation de la distance d entre les électrodes qui s'obtient par la relation :

$$\sigma_d = d \frac{\sigma_C}{C} = \frac{d^2}{\epsilon_0 \epsilon_r S} \sigma_C. \quad (5.14)$$

On suppose à présent que l'on souhaite disposer d'une épaisseur optique de consigne e_c constante sur la surface de la pupille. Les épaisseurs e_i , $i \in \{1, 2, 3\}$ peuvent alors

6. Ceci suppose que les condensateurs soient exactement identiques ce qui ne sera bien sûr pas le cas en pratique. Cependant, le problème peut être résolu par un étalonnage du système.

s'écrire :

$$e_i = e_c + \tilde{e}_i, \quad (5.15)$$

où \tilde{e}_i est une variable aléatoire gaussienne de moyenne nulle et d'écart type $\sigma_d = (d_0 + e_c) \frac{\sigma_C}{C}$. Pour des raisons de commodité, on représente la position du miroir mobile définie physiquement par les points P_i , $i \in \{1, 2, 3\}$, à l'aide des points P_p , P_t et P_r comme indiqué sur la figure 5.10. Cette représentation permet d'isoler les contributions e_p , e_t et e_r correspondant respectivement au piston, au tanguage et au roulis. On peut montrer que :

$$e_p = \frac{1}{3}(e_1 + e_2 + e_3) \quad (5.16)$$

$$e_t = \frac{1}{3}(2e_1 - e_2 - e_3) \quad (5.17)$$

$$e_r = \frac{1}{\sqrt{3}}(e_2 - e_3). \quad (5.18)$$

La variable e_p correspond à l'épaisseur optique moyenne du filtre de Fabry-Perot. On considère que les variables aléatoires \tilde{e}_i sont indépendantes. Dans ce cas, $e_p = e_c + \tilde{e}_p$ est une variable aléatoire gaussienne de moyenne e_c et d'écart type $\sigma_{e_p} = \frac{1}{\sqrt{3}}\sigma_d$. L'erreur de piston \tilde{e}_p entraîne un décalage en longueur d'onde du pic de transmission $\lambda_m = 2e_p/m$ associé à l'ordre m . L'erreur σ_{λ_m} sur la position du pic de transmission λ_m peut alors s'écrire :

$$\sigma_{\lambda_m} = \frac{2}{m}\sigma_{e_p} = \frac{2}{m\sqrt{3}}\sigma_d \approx 1.1547 \frac{\sigma_d}{m}. \quad (5.19)$$

Par ailleurs, e_t et e_r sont des variables aléatoires gaussiennes de moyenne nulle et de variance $\sigma_{e_{r,t}} = \sqrt{2/3}\sigma_d$. Soit $\mathbf{d} = (e_t, e_r)/\|(e_t, e_r)\|$, la direction du défaut d'orientation. L'épaisseur optique $e(\mathbf{r})$ du filtre peut s'écrire sous la forme :

$$e(\mathbf{r}) = e(u) = e_c + u\Delta_e/2, \quad (5.20)$$

où $\Delta_e = 2\sqrt{e_t^2 + e_r^2}$ est l'écart d'épaisseur optique maximum sur la pupille et où $u = \mathbf{r} \cdot \mathbf{d}$.

On peut montrer que $\frac{\Delta_e}{2\sigma_{e_{r,t}}}$ suit une distribution du χ à 2 degrés de liberté. La valeur moyenne m_{Δ_e} et l'écart type σ_{Δ_e} de la variable aléatoire Δ_e sont donnés par les relations :

$$m_{\Delta_e} = 2\sqrt{\frac{\pi}{2}}\sigma_{e_{r,t}} \text{ et } \sigma_{\Delta_e} = 2\sqrt{2\left(1 - \frac{\pi}{4}\right)}\sigma_{e_{r,t}}. \quad (5.21)$$

Par ailleurs, pour une valeur de Δ_e donnée, on peut calculer la variance σ_e^2 de l'épaisseur optique $e(\mathbf{r})$ sur la pupille :

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{\pi r_0^2} \int_{-r_0}^{r_0} 2\sqrt{r_0^2 - u^2} [e(u) - e_c]^2 du = \Delta_e^2/32. \quad (5.22)$$

5.5.1.2. Défaut de planéité de la membrane

La contribution principale à la non-planéité du miroir mobile est sa courbure. Cette courbure est provoquée par les contraintes subsistant au sein de l'empilement de couches. On écrit alors l'épaisseur optique $e(\mathbf{r})$ du filtre sous la forme :

$$e(\mathbf{r}) = e_c + \left(1 - \frac{\|\mathbf{r}\|^2}{r_0^2}\right) \Delta_e, \quad (5.23)$$

où e_c est l'épaisseur optique sur le contour de la pupille circulaire de rayon r_0 et où Δ_e correspond à l'écart d'épaisseur optique maximum sur la pupille. La moyenne m_e de $e(\mathbf{r})$ sur la pupille est égale à :

$$m_e = \frac{1}{\pi r_0^2} \int_0^{r_0} 2\pi r e(\mathbf{r}) dr = e_c + \Delta_e/2. \quad (5.24)$$

Par ailleurs, la variance σ_e^2 de $e(\mathbf{r})$ sur la pupille s'obtient par :

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{\pi r_0^2} \int_0^{r_0} 2\pi r [e(\mathbf{r}) - m_e]^2 dr = \Delta_e^2/12. \quad (5.25)$$

5.5.2. Étude de la modification du profil de transmission spectrale du filtre.

On étudie dans cette section la modification du profil de transmission spectrale d'un filtre de Fabry-Perot en présence de défauts. Dans cet objectif, on considère un filtre de Fabry-Perot dont l'épaisseur e entre les miroirs présente des variations spatiales : $e = e(\mathbf{r})$. Ainsi, le déphasage ϕ subi lors d'un aller-retour dans la cavité s'écrit $\phi(\mathbf{r}) = \frac{4\pi e(\mathbf{r})}{\lambda}$, où λ est la longueur d'onde du rayonnement monochromatique incident.

Un raisonnement simple consiste à considérer que la transmission spectrale globale du filtre de Fabry-Perot est égale à la moyenne des transmissions spectrales des filtres élémentaires de surface $d^2\mathbf{r}$, intégrée sur la pupille[95, 96]. Ce traitement, qui consiste à moyennner les intensités incohérentes transmises par des filtres élémentaires de différentes longueurs n'est pas rigoureux dans le cas de finesse faibles.

Il est préférable de considérer la superposition cohérente des amplitudes transmises [97, 98]. On écrit alors la transmission $A^{(t)}(\mathbf{r})$ du filtre de Fabry-Perot en amplitude sous la forme :

$$A^{(t)}(\mathbf{r}) = \frac{t^2}{1 - r^2 e^{\frac{4i\pi e(\mathbf{r})}{\lambda}}}. \quad (5.26)$$

La transmission $A^{(t)}$ globale en amplitude s'obtient en calculant la moyenne sur la pupille des transmission élémentaires $A^{(t)}(\mathbf{r})$. On obtient finalement la transmission en intensité $I^{(t)}$ en calculant le module carré de la transmission en amplitude $A^{(t)}$.

La figure 5.11 représente le profil de transmission en intensité $I^{(t)}(\lambda)$ d'un filtre de Fabry-Perot en présence d'un défaut de parallélisme entre les miroirs. Le profil de transmission a été calculé pour différentes valeurs de Δ_e , variable qui correspond à l'amplitude de la variation de l'épaisseur optique sur la pupille. On observe que le défaut de parallélisme entraîne une baisse du pic de transmission ainsi qu'un élargissement de celui-ci.

De la même façon, nous avons calculé le profil de transmission en intensité $I^{(t)}(\lambda)$ d'un filtre de Fabry-Perot en présence d'un défaut de courbure du miroir mobile. Contrairement au cas du défaut de parallélisme, on observe un décalage du pic de transmission dû à la variation de l'épaisseur optique moyenne du filtre.

Dans le cas de faibles défauts, il est possible de développer au deuxième ordre la phase ϕ . Steel a ainsi montré que la transmission globale du filtre au pic de transmission pour

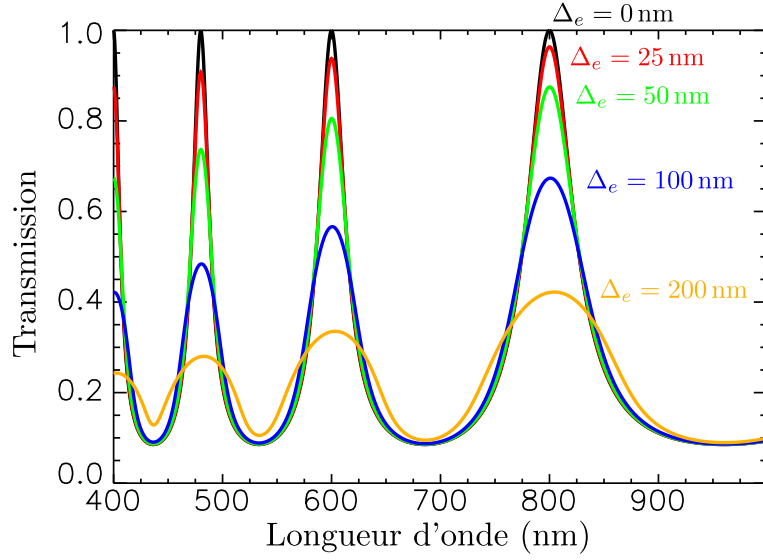


FIGURE 5.11.: Profil de transmission en intensité d'un filtre de Fabry-Perot en présence d'un défaut de parallélisme des miroirs. La variable Δ_e correspond à l'amplitude de la variation de l'épaisseur optique sur la pupille (voir section 5.5.1.1). Le coefficient de réflexion des miroirs est égal à 0,55, l'épaisseur optique moyenne e_p vaut 1 200nm.

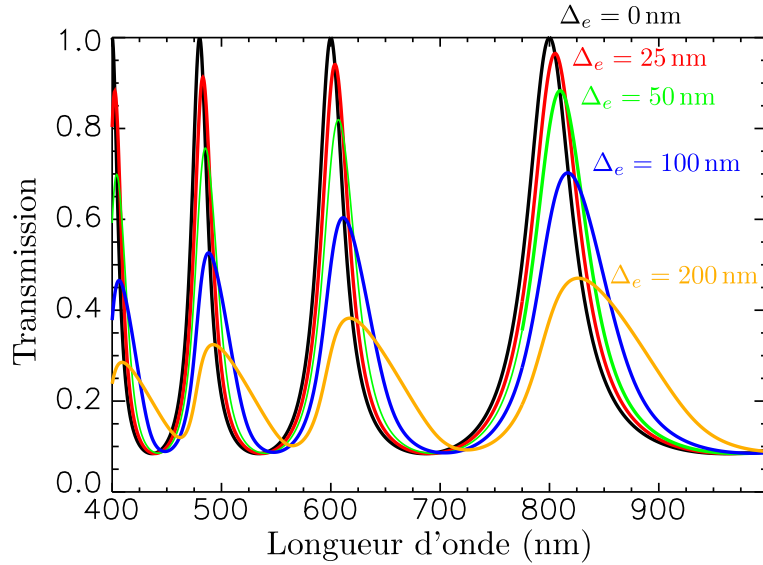


FIGURE 5.12.: Profil de transmission en intensité d'un filtre de Fabry-Perot en présence d'un défaut de courbure du miroir mobile. La variable Δ_e est égale à la flèche du miroir mobile. Le coefficient de réflexion des miroirs est égal à 0,55, l'épaisseur optique sur le bord de la pupille du filtre est égale à 1 200nm.

$\phi = 2m\pi$ était réduite d'un facteur γ [97, 98] :

$$\gamma = 1 - \sigma_\phi^2 \frac{\mathcal{R}(1 + \mathcal{R})}{(1 - \mathcal{R})^2}, \quad (5.27)$$

où σ_ϕ^2 est la variance de la phase $\phi(\mathbf{r})$ calculée sur la pupille.

Application numérique On considère un coefficient de réflexion \mathcal{R} égal à 55% et on contraint arbitrairement γ à être supérieur à 80%. Il sera alors nécessaire d'avoir $\sigma_e < \lambda/57,65$. À une longueur d'onde de 500nm, cela représente un écart d'épaisseur Δ_e inférieur à 50nm dans le cas d'un défaut de planéité et inférieur à 30nm dans le cas d'un défaut de courbure.

5.5.3. Étude de la dégradation de la qualité d'image.

On s'intéresse à présent à la dégradation de la qualité d'image engendrée par les défauts du filtre. On considère que l'épaisseur $e(\mathbf{r})$ est suffisamment faible pour que l'on puisse négliger la déformation du front d'onde lors de la propagation dans l'espace libre. Le champ $A(\mathbf{r})$ en sortie du filtre de Fabry-Perot peut alors s'écrire :

$$A(\mathbf{r}) = A_0 t^2 \sum_{p=0}^{\infty} r^{2p} e^{ip\phi(\mathbf{r})} \quad (5.28)$$

où A_0 est le champ en entrée du filtre de Fabry-Perot. Dans le cadre de l'approximation de Fresnel, le champ $A(\mathbf{r}')$ au point du plan image dont les coordonnées sont repérées par $\mathbf{r}' = (x', y')$ peut s'écrire :

$$A(\mathbf{r}') = -\frac{i}{\lambda f} e^{ikf} \iint_{\mathbb{R}^2} A(\mathbf{r}, z) e^{i\pi \frac{(\mathbf{r}-\mathbf{r}')^2}{\lambda f}} d^2\mathbf{r} \quad (5.29)$$

$$= -\frac{i}{\lambda f} e^{ikf} e^{i\pi \frac{r'^2}{\lambda f}} \iint_{\mathbb{R}^2} \left(A(\mathbf{r}, z) e^{i\pi \frac{r^2}{\lambda f}} \right) e^{-2i\pi \frac{\mathbf{r}\cdot\mathbf{r}'}{\lambda f}} d^2\mathbf{r} \quad (5.30)$$

où f est la distance focale de la lentille $L2$ supposée parfaite. L'éclairement $E(\mathbf{r}')$ est alors égal au module carré du champ $A(\mathbf{r}')$.

La figure 5.13 représente la distribution de l'éclairement simulée pour un filtre présentant un défaut de parallélisme Δ_e égal à 200nm suivant l'axe x' . Sur cette figure, on représente l'éclairement normalisé par rapport à l'éclairement maximal absolu E_{MA} obtenu pour un filtre de Fabry-Perot parfait. Par ailleurs, les valeurs x'_0 et y'_0 sont égales à $1,22\lambda/f$.

La courbe (b) de la figure 5.14 correspond à la coupe de cet éclairement de la figure 5.13 suivant l'axe x' . Contrairement au défaut de courbure (courbe (c)), le défaut de parallélisme provoque une translation du pic de transmission. Ceci se comprend aisément à l'aide d'un tracé de rayons.

Pour conclure cette section dédiée à la qualité d'image, nous remarquerons que la chute de l'éclairement au centre de la tache image est égale à la chute de la transmission globale obtenue par Steel (équation 5.27). Ce résultat peut être obtenu par une approche similaire à celle suivie par Nijboer et Maréchal [99, 100].

5.5.4. Étude de la dégradation du contraste sur le plan de détection.

Nous nous intéressons à présent à la dégradation du contraste sur le plan de détection en présence d'une erreur de positionnement du miroir mobile. Cette erreur entraîne une

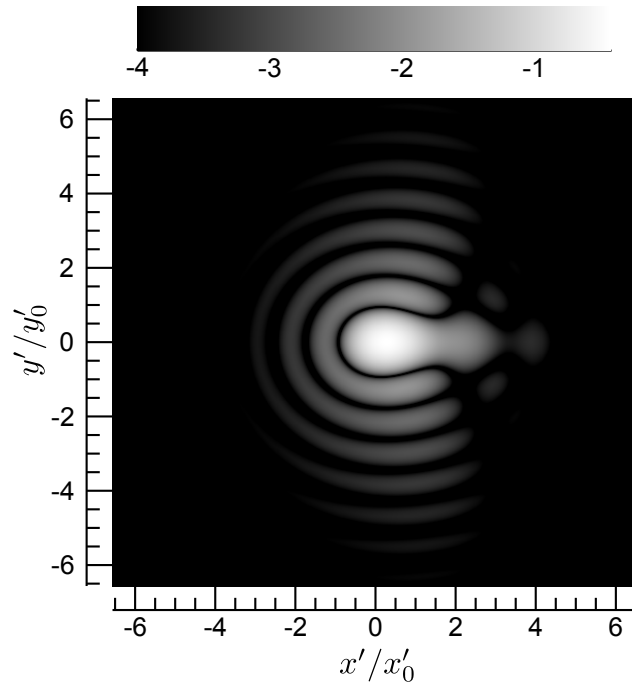


FIGURE 5.13.: Logarithme en base 10 de l'éclairement normalisé E/E_{MA} dans le plan image pour un défaut de parallélisme $\Delta_e = 200\text{nm}$. La longueur d'onde est égale à 600nm et l'épaisseur moyenne du filtre est égale à 1200nm .

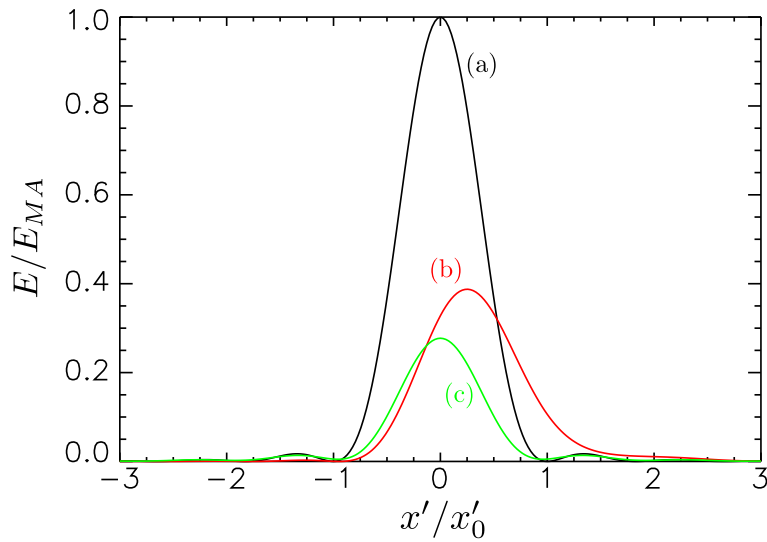


FIGURE 5.14.: Coupe suivant x' de la réponse percussive en intensité dans trois configurations. (a) : Filtre parfait. (b) : Défaut de parallélisme $\Delta_e = 200\text{nm}$. (c) : Défaut de courbure $\Delta_e = 200\text{nm}$. Dans les trois configurations, la longueur d'onde est égale à 600nm et l'épaisseur moyenne du filtre est égale à 1200nm .

modification du profil de transmission spectrale des filtres de la matrice, c'est à dire une erreur $\hat{\mathbf{R}} - \mathbf{R}$ sur l'estimation $\hat{\mathbf{R}}$ de la matrice de filtrage réelle \mathbf{R} . Soit \mathbf{x} un spectre en résolution hyperspectrale. Le spectre \mathbf{x}' (résolution multispectrale) mesuré par le spectro-imageur est égal à :

$$\mathbf{x}' = \mathbf{R}^T \mathbf{x}. \quad (5.31)$$

On suppose que l'on connaît parfaitement le spectre moyen \mathbf{m}_1 de la cible en résolution hyperspectrale. Le spectre moyen \mathbf{m}'_1 de la cible, mesuré à l'aide du spectro-imageur est alors égal à⁷ :

$$\mathbf{m}'_1 = \mathbf{R}^T \mathbf{m}_1. \quad (5.32)$$

On suppose que l'on n'utilise pas le spectre moyen \mathbf{m}'_1 de la cible mais une estimation $\hat{\mathbf{m}}'_1$ de celui-ci pour calculer le filtre adapté. Cette estimation $\hat{\mathbf{m}}'_1$ est obtenue grâce à l'estimation $\hat{\mathbf{R}}$ de la matrice de filtrage réelle \mathbf{R} :

$$\hat{\mathbf{m}}'_1 = \hat{\mathbf{R}}^T \mathbf{m}_1. \quad (5.33)$$

Nous avons montré à la section 1.4.1 que le contraste \hat{C} entre la cible et le fond sur le plan de détection obtenu par le filtre adapté $y = (\hat{\mathbf{m}}'_1 - \mathbf{m}'_0)^T \mathbf{\Gamma}'^{-1} (\mathbf{x}' - \mathbf{m}'_0)$ pouvait s'écrire sous la forme :

$$\begin{aligned} \hat{C} &= (\hat{\mathbf{m}}'_1 - \mathbf{m}'_0)^T \mathbf{\Gamma}'^{-1} (\mathbf{m}'_1 - \mathbf{m}'_0), \\ &= (\mathbf{m}_1 \hat{\mathbf{R}} - \mathbf{m}_0 \mathbf{R}) (\mathbf{R}^T \mathbf{\Gamma} \mathbf{R})^{-1} \mathbf{R}^T (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_0). \end{aligned} \quad (5.34)$$

On utilise dans ce qui suit l'image hyperspectrale n°2 de la figure 2.20 utilisée à la section 2.4.3 afin de quantifier la perte de contraste \hat{C}/C en fonction de σ_d . On utilise un coefficient de réflexion en intensité constant et égal à 0,55. Puis on tire normalement pour chacune des 4 bandes k , $k \in \{1, 2, 3, 4\}$ les e_i^k avec une moyenne e_c^k et un écart type σ_d ⁸. Les épaisseurs optiques de consignes e_c^k , $k \in \{1, 2, 3, 4\}$, sont obtenues à l'aide du logiciel de sélection de bandes développé au chapitre 2 afin d'optimiser le contraste entre la cible et le fond. On calcule ensuite les deux matrices de filtrage $\hat{\mathbf{R}}$ et \mathbf{R} ⁹. La matrice \mathbf{R} est calculée à partir des tirages aléatoires des épaisseurs optiques $e_i^k \sim \mathcal{N}(e_c^k, \sigma_d)$, $(i, k) \in \{1, 2, 3\} \times \{1, 2, 3, 4\}$. La matrice $\hat{\mathbf{R}}$ est obtenue à partir des valeurs des épaisseurs optiques $e_i^k = e_c^k$, $(i, k) \in \{1, 2, 3\} \times \{1, 2, 3, 4\}$. Il reste alors plus qu'à calculer le contraste \hat{C} .

Pour 4 valeurs de σ_d (10, 20, 40 et 80nm) nous avons effectué 40 000 tirages des variables aléatoires $e_i^k \sim \mathcal{N}(e_c^k, \sigma_d)$, $(i, k) \in \{1, 2, 3\} \times \{1, 2, 3, 4\}$ puis nous avons calculé le contraste relatif \hat{C}/C associée à chaque tirage. Nous avons ainsi pu estimer les densités de probabilité des contrastes relatifs \hat{C}/C pour chaque valeur de σ_d . Ces densités de probabilité sont représentées à la figure 5.15.

Si par exemple, on requiert arbitrairement que le contraste soit supérieur à 80% de sa valeur maximale dans au moins 90% des cas ; alors la densité de probabilité cumulative de la perte de contraste devra passer sous le point M de la figure 5.15. Une valeur de

7. En toute rigueur, il faudrait isoler le bruit du capteur hyperspectral de la variabilité naturelle puis réajuster le bruit spécifique au capteur multispectral.

8. On suppose abusivement que σ_d ne dépend pas de e_c .

9. On suppose ici que les miroirs du filtre de Fabry-Perot sont parfaitement plans.

σ_d inférieure à 10 nm satisfait à cette exigence. On peut considérer que cette valeur représente un seuil acceptable.

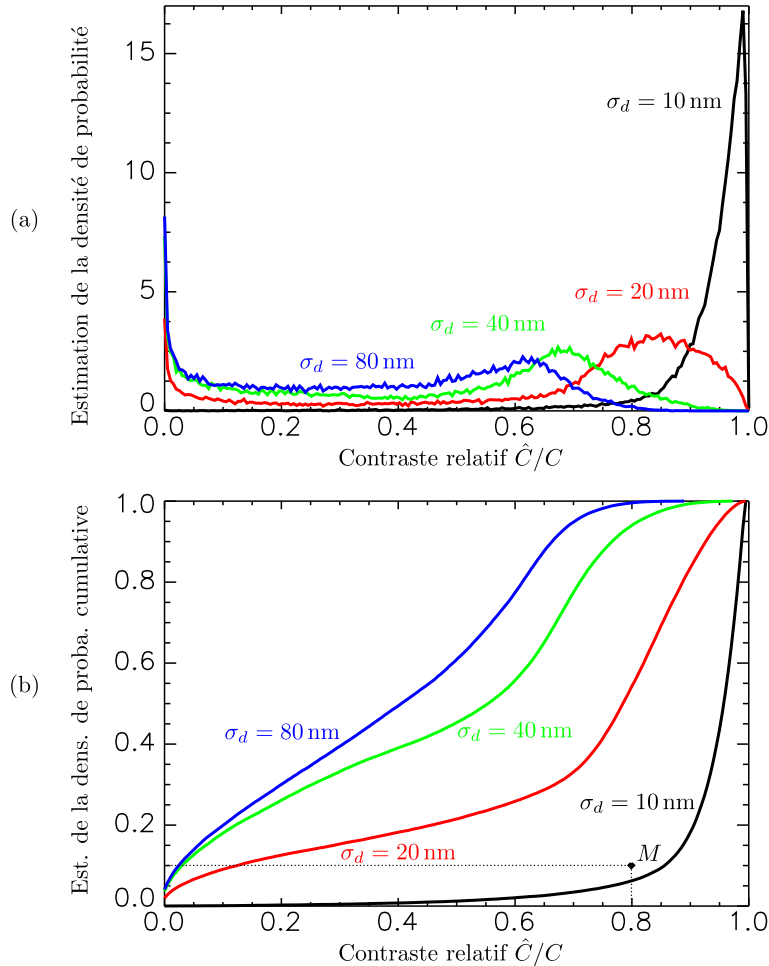


FIGURE 5.15.: Densités de probabilité du contraste relatif \hat{C}/C en fonction de l'écart type σ_d de l'erreur sur la position des actionneurs. (a) : Estimation de la densité de probabilité de \hat{C}/C . (b) : Estimation de la densité de probabilité cumulative de \hat{C}/C .

Ces résultats mettent en évidence l'effet des erreurs de planéité sur la chute du contraste dans le plan de détection provoquée par la modification du profil spectral du Fabry-Perot. On peut toutefois remarquer que le calcul du contraste effectué ne prend pas en compte la dégradation de la qualité d'image due au défaut de parallélisme des 2 miroirs.

5.5.5. Conclusion

Dans cette section, nous avons effectué le tolérancement du défaut de courbure et de l'erreur de positionnement relatif du miroir mobile. Le défaut de courbure étant étalonnable, nous pouvons dire qu'une flèche Δ_e inférieure à 30 nm sera suffisante pour

notre application. En revanche, l'erreur de positionnement relatif du miroir mobile est un bruit qui perturbe l'estimation de la signature spectrale de la cible recherchée. Pour limiter la chute du contraste due à l'erreur d'estimation, l'erreur de positionnement σ_d de chacune des électrodes devra être inférieure à 10nm.

Les premières réalisations de membrane (voir figures 5.17 et 5.16) font apparaître une flèche de 100 à 200nm au lieu des 30nm requis. Néanmoins, on peut raisonnablement penser que l'optimisation systématique des contraintes au sein du multicouche permettra d'obtenir un miroir conforme aux tolérances.

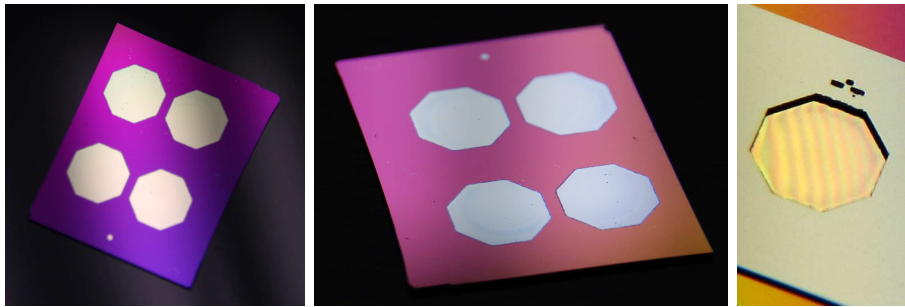


FIGURE 5.16.: Images de la membrane.

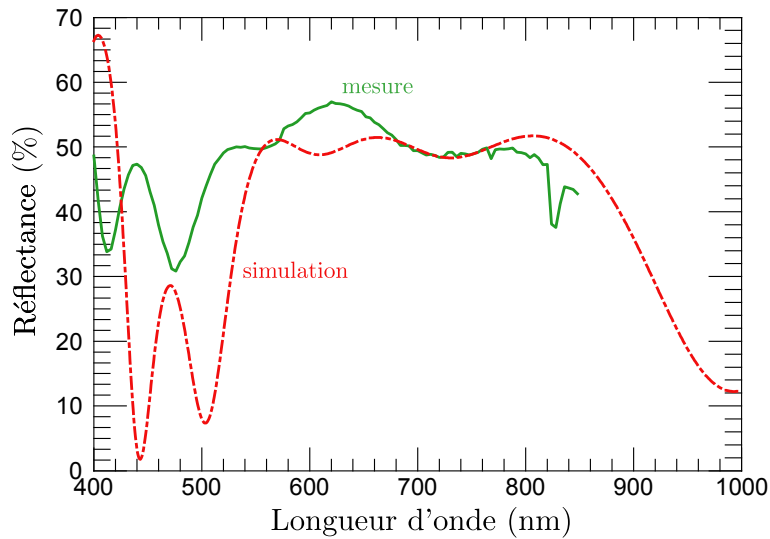


FIGURE 5.17.: Réflectance de la membrane

Le choix du dispositif électronique de mesure et d'actionnement du miroir mobile n'a pas encore été arrêté. *Sagem* a toutefois réalisé une étude préliminaire de la faisabilité de l'asservissement. Cette étude permet d'affirmer qu'il sera possible de mesurer la capacité avec une précision σ_C inférieure à 20pF, qui est suffisante pour tenir les tolérances requises. Le dispositif devra néanmoins être étalonné et calibré avec précision afin de prendre en compte l'effet des capacités parasites.

5.6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, la conception d'un imageur multispectral *snapshot* basé sur une matrice de filtres accordables. Cette évolution paraît intéressante pour deux raisons. D'une part, la réduction du nombre de bandes spectrales améliore la résolution spatiale ainsi que l'efficacité radiométrique de l'imageur. D'autre part, l'accordabilité spectrale permet d'optimiser la performance de détection pour chaque scénario de détection envisagé.

La matrice de filtres accordables est le composant critique du futur imageur. Cette matrice, constituée de 4 filtres de Fabry-Perot, est développée en technologie MOEMS dans les salles blanches de l'*IEF* dans le cadre de la thèse d'Hervé Bertin. Chaque filtre de la matrice est constitué d'un miroir fixe et d'un miroir mobile. L'accordabilité spectrale du filtre est obtenue par un actionnement électrostatique du miroir mobile. La réalisation du composant final est prévue pour 2012. Son succès dépendra de la planéité du miroir mobile ainsi que de la précision de son actionnement.

Conclusion

Nous nous sommes intéressés, dans le cadre de cette thèse, à la problématique de la détection de cibles à l'aide de l'imagerie multispectrale dans un contexte opérationnel. Nous avons eu l'occasion de nous confronter à certaines difficultés comme le camouflage des cibles recherchées, le fonctionnement de l'imageur en environnement non contrôlé, et la nécessité d'acquérir de façon simultanée l'image multispectrale. Cette dernière difficulté nous a amené à envisager la réduction de dimensionnalité dès l'acquisition.

Dans la première partie de cette thèse, nous avons exposé une démarche visant à démontrer l'intérêt de la sélection de bandes pour la détection dans les images hyperspectrales. Nous nous sommes volontairement restreints à une description statistique à l'ordre 2 des données hyperspectrales qui conduit naturellement à un détecteur simple appelé *filtre adapté*. Nous avons mis en place une méthode de sélection de bandes basée sur un algorithme génétique qui optimise le contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection. La réduction du nombre de bandes ainsi obtenue permet de réduire les contraintes liées à l'acquisition et au traitement des données. Notre démarche s'est voulue très expérimentale, appuyée par des images hyperspectrales et multispectrales représentatives de scénarios de détection opérationnels. Nous avons ainsi acquis des images à l'aide de l'imageur multispectral *snapshot* de *Sagem* exposé au chapitre 4 de cette thèse, mais aussi à l'aide d'imageurs hyperspectraux de l'*ONERA* et du *CEA*. Nous nous sommes ainsi confrontés à la difficulté de l'estimation de la signature spectrale de la cible recherchée dans des conditions d'illumination variées. Nous avons montré qu'il pouvait être utile de sélectionner les bandes spectrales avant d'appliquer le filtre adapté afin de limiter les effets de l'erreur d'estimation. Cependant, lorsque l'erreur d'estimation sur la signature spectrale de la cible est trop importante, il peut être préférable d'adopter une approche de détection d'anomalies qui consiste à détecter tous les pixels suffisamment différents du fond environnant. Cette détection d'anomalies peut être améliorée par une étape de normalisation des images qui atténue l'effet des variations d'illumination au sein de la scène. Nous avons enfin ébauché une technique hybride entre la détection de cibles et la détection d'anomalies qui consiste à orienter le détecteur d'anomalies par une sélection de bandes appropriée à la détection de la cible recherchée par rapport au fond. Cette approche permet d'améliorer de façon considérable la performance du détecteur d'anomalies.

Nous nous sommes intéressés dans la seconde partie de cette thèse à l'acquisition des images multispectrales. Les imageurs hyperspectraux classiques, basés sur un procédé de balayage, ne sont pas adaptés à notre application en raison de leur procédé d'acquisition séquentiel et d'un volume de données trop important. Nous nous sommes donc tournés vers les techniques d'imagerie multispectrale qui permettent l'acquisition simultanée du cube image. Les résultats de la première partie de la thèse nous ont montré qu'il était possible d'obtenir une performance de détection acceptable à partir d'un nombre réduit de bandes spectrales, à condition que celles-ci soient adaptées au scénario de détection envisagé. Nous avons donc choisi de travailler, dans le cadre de notre

travail avec *Sagem*, à la conception et à la réalisation d'un spectro-imageur *snapshot* accordable, c'est-à-dire capable de modifier le contenu spectral acquis en fonction du scénario de détection rencontré. La première version de cet imageur sera basée sur une matrice de 4 filtres accordables associée à une matrice de 4 lentilles. Suite à un état de l'art des différentes techniques de filtrage accordable disponibles, nous avons choisi de collaborer avec l'*Institut d'Électronique Fondamentale* à la conception et la réalisation d'une matrice de 4 filtres de Fabry-Perot en technologie *MOEMS*. Le développement technologique de la matrice s'effectue depuis 2010 au sein du groupe *MinaSyS* de l'*IEF* dans le cadre de la thèse d'Hervé Bertin encadrée par Alain Bossebœuf et Philippe Coste. Nous avons présenté dans cette thèse les éléments relatifs à la conception optique du dispositif, ainsi qu'une étude de tolérancement qui a permis de valider sa faisabilité. La fabrication du composant final est prévue pour 2012. Ce composant sera le cœur de la future caméra multispectrale *snapshot* accordable qui permettra de valider la pertinence de l'imagerie multispectrale accordable pour la détection de cibles militaires en contexte évolutif.

Nous avons mis en place un certain nombre d'outils qui gravitent autour de la problématique de la réduction de la dimension spectrale de l'image dès l'acquisition. Ces outils permettent de spécifier les canaux dans un objectif de détection mais aussi de quantifier la performances obtenue. Nous avons appliqué ces outils dans un contexte spécifique de type européen. Il sera nécessaire d'étendre cette étude à d'autres contextes à travers de nouvelles campagnes de mesures afin de valider la robustesse de notre approche. Cette étude permettrait de tester l'intérêt d'un imageur multispectral basé sur des jeux interchangeables de filtres fixes. Un tel imageur serait par exemple capable de s'adapter à des véhicules militaires qui sont repeints en fonction de leur contexte d'utilisation. À plus long terme, il sera possible de réagir plus rapidement aux variations du scénario à l'aide d'une matrice de filtres accordables. Les premiers résultats du développement technologique de la matrice semblent prometteurs. L'électronique de commande sera néanmoins déterminante sur la performance du dispositif et en particulier sur sa tenue aux vibrations.

Dans le cadre de notre étude, nous avons supposé que la cible recherchée était résolue spatialement, nous n'avons donc pas abordé le problème du démixage spectral. Les aspects spatiaux tels que la géométrie de la cible ou la répartition spatiale des pixels du fond n'entraient pas dans les objectifs de cette étude. Nous pouvons penser qu'une segmentation spatiale du fond en régions spectralement homogènes permettrait d'améliorer la performance de l'ensemble du système. Cette performance pourrait par ailleurs être renforcée en fusionnant les données multispectrales avec des données issues d'autres modalités comme les images infrarouges ou les images à haute résolution spatiale.

L'adoption des systèmes d'imagerie multispectrale dépendra fortement de la compréhension par l'utilisateur de la valeur ajoutée apportée. Il sera donc nécessaire de normaliser les critères de quantification des performances de ces systèmes afin que celui-ci puisse étudier raisonnablement l'intérêt d'un tel système en soutien ou en remplacement d'un dispositif préexistant.

Liste des figures

0.1.	Image d'une crevette-mante. Source : <i>Wikipédia</i>	2
1.1.	Signature spectrale en réflectance de plusieurs végétaux. Source : <i>U.S. Geological Survey</i>	10
1.2.	Représentation en échelle logarithmique des valeurs propres $(\lambda_i)_{i \in [1, K]}$ de la matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ d'une image hyperspectrale composée de $K = 256$ bandes spectrales.	13
1.3.	Illustration de l'établissement d'une courbe COR. (a) : Les densités de probabilité conditionnelles de la sortie du détecteur $p(y \gamma_0)$ et $p(y \gamma_1)$ permettent de calculer la probabilité de détection P_D et la probabilité de fausse alarme P_{FA} associées à une valeur du seuil de détection η . (b) : La courbe COR est obtenue en calculant $P_D(\eta)$ et $P_{FA}(\eta)$ pour toutes les valeurs de η	15
1.4.	Filtre adapté dans l'espace réel (a) et dans l'espace blanchi (b).	17
1.5.	Probabilité de détection P_D et probabilité de fausse alarme P_{FA} en fonction du seuil de détection η . Nous suivons ici les hypothèses de l'équation 1.19 avec $\Delta^2 = 10$	18
1.6.	Courbes COR du filtre adapté pour $\Delta^2 = 1, 2, 5, 10$. Ces courbes sont obtenues pour les hypothèses de l'équation 1.19.	19
1.7.	Représentation trichrome de l'image multispectrale de la scène observée.	21
1.8.	Définition de la région d'intérêt ROI_1 associée à la cible.	21
1.9.	Plan de détection obtenu par application du filtre adapté sur l'image multispectrale. Le contraste C entre la cible et le fond est égal à 33, 35.	22
1.10.	Courbes COR expérimentales (traits pleins) obtenues dans deux configurations. Noir : la région d'intérêt du fond a été prise égale à toute l'image ($\Delta^2 = 33, 35$). Rouge : on a exclu les pixels de la cible de la région d'intérêt du fond ($\Delta^2 = 33, 87$). La courbe en pointillés noir représente la courbe COR théorique obtenue pour $\Delta^2 = 33, 35$	22
1.11.	Histogramme de la répartition de la valeur des pixels de la cible (en rouge) et du fond (en vert) sur le plan de détection. La courbe en vert pointillés représente une distribution gaussienne dont la moyenne et l'écart type sont égaux à ceux du fond. Le graphique (b) est une représentation en échelle logarithmique du graphique (a).	23
1.12.	Illustration de la perte de contraste C'/C dans l'espace blanchi.	24
1.13.	Perte moyenne de contraste $E\{C'\}/C$ en fonction du nombre de bandes spectrales K pour différentes valeurs du paramètre C/α^2 . Lignes continues : estimation de la perte de contraste à partir de 1000 tirages aléatoires de ϵ . Lignes pointillées : $(C/\alpha^2 + 1)/(C/\alpha^2 + K)$	27
1.14.	Contraste espéré $E\{C'\}$ en fonction du nombre de bandes pour différentes valeurs du paramètre α^2 (Cf. éq. (1.52)).	27
2.1.	Principe du filtrage spectral	30

2.2.	Principe de fonctionnement de l'algorithme génétique.	33
2.3.	Chromosome \mathbf{c} et la matrice de filtrage $\mathbf{R} = f(\mathbf{c})$ lui correspondant dans le cas de filtres mono-bande (gauche) et de filtres passe-bande (droite).	34
2.4.	Processus de reproduction	34
2.5.	(a) : Représentation en couleurs de l'image hyperspectrale. La région d'intérêt ROI_0 correspondant au fond est représentée par le rectangle vert. (b) : Région d'intérêt ROI_1 de 4×3 pixels correspondant à la cible.	35
2.6.	Spectres moyens \mathbf{m}_0 et \mathbf{m}_1 des régions d'intérêt ROI_0 et ROI_1 correspondants respectivement au fond et à la cible d'intérêt. Chaque pixel de l'image est quantifié sur 12 bits et peut donc prendre des valeurs comprises entre 0 et 4095.	35
2.7.	Matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ du fond calculée sur la région d'intérêt ROI_0 . La valeur maximale de la matrice de covariance est égale à $1,15 \times 10^6$ tandis que sa valeur minimale est égale à 36,6. Ces valeurs sont à comparer à $4096^2 \approx 16 \times 10^6$	36
2.8.	Contraste C_i entre la cible et le fond mesuré sur la bande $n^\circ i$ en fonction de la longueur d'onde λ_i de la bande $n^\circ i$. $C_i = (\mathbf{m}_{1,i} - \mathbf{m}_{0,i})^2 / \mathbf{\Gamma}_{ii}$	36
2.9.	Contraste $C_{i,j}$ calculé pour chaque couple (i, j) sur l'image constituée des deux bandes spectrales λ_i et λ_j	37
2.10.	Nuage des pixels du fond projeté suivant les bandes λ_{145} et λ_{180}	37
2.11.	Profils spectraux des 4 meilleurs filtres mono-bande. Chaque pic est une représentation symbolique de la fonction instrumentale du spectro-imageur <i>Specim Inspector QE V10E</i>	38
2.12.	Profils spectraux des 4 meilleurs filtres passe-bande.	38
2.13.	Contraste entre la cible et le fond sur le plan de détection en fonction du nombre de bandes sélectionnées. La courbe noire en pointillés correspond au contraste optimisé à l'aide de filtres mono-bande; la courbe rouge correspond au contraste optimisé à l'aide de filtres passe-bande.	39
2.14.	Contraste maximum obtenu en fonction du nombre P de calculs du contraste pour deux algorithmes différents : algorithme génétique (rouge) et algorithme de Monte Carlo (noir pointillés). L'optimisation a été réalisée pour $K = 10$ bandes.	40
2.15.	Contraste en fonction du nombre de bandes sélectionnées pour deux algorithmes d'optimisation : SFS (noir pointillés) et algorithme génétique (rouge). L'algorithme génétique fait tourner 100 générations de 100 éléments ($P = 10\,000$ calculs du contraste).	40
2.16.	Optimisation du contraste normalisé global $\bar{C}_{\text{glob}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{glob}})$ (noir pointillés) et moyenne des optimisations indépendantes des trois contrastes normalisés $\langle \bar{C}_i(\mathbf{R}_{\text{max}}^i) \rangle_{i \in \{1,2,3\}}$ (rouge) en fonction du nombre de bandes spectrales K	42
2.17.	Représentation trichrome de l'image hyperspectrale $n^\circ 1$. La région d'intérêt correspondant à la cible est un rectangle de 4×14 pixels.	43
2.18.	Contraste C en fonction du nombre K de bandes sélectionnées pour différents types de filtres. L'optimisation a été réalisée pour l'image $n^\circ 1$	44
2.19.	Profils de transmission spectrale des filtres sélectionnés : (a) : filtres mono-bande. (b) : filtres passe-bande. (c) : filtres de Fabry-Perot.	44
2.20.	Représentation trichrome de l'image hyperspectrale $n^\circ 2$	45

2.21.	Contraste C en fonction du nombre K de bandes sélectionnées pour différents types de filtres. L'optimisation a été réalisée pour l'image n°2.	45
3.1.	Réprésentation trichrome de l'image multispectrale d'une scène typique d'un scénario de détection en contexte sol-sol.	48
3.2.	Image scalaire obtenue en effectuant le rapport des bandes bleue et proche-infrarouge de l'image multispectrale de la figure 3.1.	49
3.3.	Graphique représentant la transmission atmosphérique en fonction de la longueur d'onde dans deux conditions météorologiques (clair et sec en vert et humide et brumeux en rouge). Les contributions à la transmission globale relatives aux gaz, aux aérosols et à la vapeur d'eau sont représentées dans des graphiques séparés. D'après Griffin et Burke [20].	51
3.4.	Illustration des différentes contributions à la luminance spectrique, mesurée en entrée pupille lors de l'observation d'une cible en contexte sol-sol lorsque celle-ci est située au soleil.	52
3.5.	Illustration des différentes contributions à la luminance spectrique, mesurée en entrée pupille lors de l'observation d'une cible en contexte sol-sol lorsque celle-ci est située à l'ombre.	52
3.6.	Réprésentation trichrome de 3 images multispectrales de la même scène acquises à trois saisons différentes. En été, l'image a été acquise dans des conditions humides et brumeuses. La forêt en arrière plan était située à la limite de la visibilité. En automne, le temps était couvert mais la luminosité ambiante était importante en raison de l'éclairement diffus produit par des nuages de basse altitude de type stratus. En hiver, le temps était ensoleillé avec une bonne visibilité, d'où une prédominance de la contribution directe du soleil par rapport au rayonnement diffusé par l'atmosphère. On remarque par ailleurs la variation de la végétation entre les différentes saisons.	54
3.7.	(a) : Réflectance relative de la cible estimée par la méthode <i>IARR</i> pour les trois saisons. (b) : Réflectance estimée par la méthode <i>QUAC</i> pour les trois saisons.	55
3.8.	Contraste en fonction du nombre de bandes sélectionnées dans 4 situations de détection de cibles. Noir plein : contraste $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ de l'image non normalisée. Noir pointillés : contraste $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ de l'image non normalisée calculé sur les sélections de bandes obtenues avec l'image normalisée. Rouge plein : contraste $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ de l'image normalisée. Rouge pointillés : contraste $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ de l'image normalisée calculé sur les sélections de bandes obtenues avec l'image non normalisée.	56
3.9.	Courbes COR en détection de cibles pour différentes valeurs de K , le nombre de bandes sélectionnées. Ces courbes ont été obtenues à partir de l'image normalisée. La partie surlignée en rouge correspond aux abscisses couvertes sur le graphe de la figure 3.18.	57
3.10.	Histogramme de la valeur des pixels de la cible et du fond sur le plan de détection obtenu par filtrage adapté. La courbe verte correspond aux pixels du fond tandis que la courbe rouge correspond aux pixels de la cible. La courbe en pointillés verts représente la densité de probabilité théorique de la distribution du fond dans le cas gaussien.	59

3.11. Courbes COR théoriques en détection d'anomalies pour différentes valeurs de K (Filtre adapté (noir), $K = 1, 4, 16, 64, 256$) et pour $\Delta^2 = 10$.	61
3.12. Courbes COR théoriques en détection d'anomalies pour différentes valeurs de K (Filtre adapté (noir), $K = 256, 64, 16, 4, 1$) et pour $C_{\text{anom}} = 10$.	61
3.13. Plan obtenu par détection d'anomalies. Le contraste C entre la cible et le fond est égal à 0, 59.	63
3.14. Histogramme de la valeur des pixels de la cible et du fond sur le plan de détection d'anomalies. La courbe verte correspond aux pixels du fond tandis que la courbe rouge correspond aux pixels de la cible. La courbe en pointillés verts représente la densité de probabilité théorique de la distribution du fond dans le cas gaussien.	64
3.15. Contraste en fonction du nombre de bandes sélectionnées dans 4 situations de détection d'anomalies. Noir plein : contraste $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ de l'image non normalisée. Noir pointillés : contraste $C_{\text{brut}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ de l'image non normalisée calculé sur les sélections de bandes obtenues avec l'image normalisée. Rouge plein : contraste $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{norm}}(K))$ de l'image normalisée. Rouge pointillés : contraste $C_{\text{norm}}(\mathbf{R}_{\text{max}}^{\text{brut}}(K))$ de l'image normalisée calculé sur les sélections de bandes obtenues avec l'image non normalisée.	66
3.16. Plan obtenu par détection d'anomalies sur l'image normalisée (norme ℓ_1) pour une sélection optimale de 4 bandes spectrales. Le contraste entre la cible et le fond est égal à 102, 67.	66
3.17. Contraste en fonction du nombre de bandes sélectionnées (image normalisée). Rouge pointillés : contraste théorique $C_{\text{anom}}^{\text{theo}}(K)$ en détection d'anomalies sous l'hypothèse gaussienne. Vert plein : contraste expérimental $C_{\text{anom}}^{\text{exp}}(K)$ en détection d'anomalies. Noir pointillés : contraste $C_{\text{mf}}(K)$ en détection de cibles.	67
3.18. Courbes COR en détection d'anomalies pour différentes valeurs de K , le nombre de bandes sélectionnées. Image normalisée par la norme ℓ_1	68
4.1. Filtre de Bayer classique (a) et mosaïque de filtres à 9 couleurs (b).	74
4.2. Principe de fonctionnement d'un spectro-imageur basé sur une matrice de lentilles	75
4.3. Principe de fonctionnement d'un spectro-imageur basé sur une matrice de prismes	76
4.4. Comparaison des détecteurs Foveon® et de ceux basés sur un filtrage de Bayer	77
4.5. Principe de fonctionnement du système RGB dichroïque	78
4.6. Principe de fonctionnement de l'imageur $4D-IS$	78
4.7. Principe de fonctionnement d'un système à division spectrale du front d'onde dans l'espace pupillaire.	79
4.8. Principe de fonctionnement d'un spectro-imageur à codage d'ouverture.	80
4.9. Principe de fonctionnement du spectro-imageur à réplication d'image.	81
4.10. Principe de fonctionnement du dispositif CTIS.	81
4.11. Principe de fonctionnement du spectro-imageur.	83
4.12. Les 22 paires de lentilles mises en place avant collage.	84
4.13. Procédure de détournage des lentilles. Source : Raymond Mercier, <i>Institut d'Optique</i>	84

4.14.	Image de la matrice de lentilles. On distingue aisément sur l'image les deux types de traitement antireflets. Le traitement antireflets optimisé pour le domaine visible apparaît noir tandis que le traitement optimisé pour le domaine du proche infrarouge réfléchit de manière considérable dans le bleu. Réalisation <i>Sagem / Institut d'Optique</i>	85
4.15.	Image de la caméra multispectrale sur son trépied. Réalisation <i>Sagem</i>	86
5.1.	Vue depuis l'axe optique du détecteur et de la matrice de 4 lentilles qui lui est associée. Le détecteur de 2352×1728 pixels est découpé en 4 imageries de 1024×768 pixels.	91
5.2.	Contraste obtenu en fonction de la mise au point pour une modulation de fréquence égale à la moitié de la fréquence de Nyquist pour différents points du champ.	92
5.3.	Principe de fonctionnement de la matrice de filtres accordable	94
5.4.	Réflectance du miroir fixe	94
5.5.	Schéma de la structure. (Source Hervé Bertin / IEF)	95
5.6.	Transmission d'un filtre de Fabry-Perot en fonction de la longueur d'onde. La transmission a été calculée pour une épaisseur e égale à 1200nm et pour différentes valeurs du coefficient de réflexion \mathcal{R} des miroirs ($\mathcal{R} = 0,4$, $\mathcal{R} = 0,6$, et $\mathcal{R} = 0,8$).	96
5.7.	Transmission d'un filtre de Fabry-Perot en fonction de la distance entre les miroirs et de la longueur d'onde de fonctionnement (Calcul effectué pour un coefficient de réflexion des miroirs R égal à 0,55)	98
5.8.	Procédé de fabrication du miroir mobile.	99
5.9.	Montage considéré pour l'étude de l'influence des défauts de la membrane.	100
5.10.	Notations utilisées pour le calcul du positionnement relatif du miroir mobile. Les points P_1 , P_2 , et P_3 correspondent aux points d'ancrage du miroir mobile sur le bord de sa pupille circulaire. Les points P_p , P_t et P_r permettent d'isoler les contributions du piston, du <i>tilt</i> , et du <i>roll</i> respectivement.	101
5.11.	Profil de transmission en intensité d'un filtre de Fabry-Perot en présence d'un défaut de parallélisme des miroirs. La variable Δ_e correspond à l'amplitude de la variation de l'épaisseur optique sur la pupille (voir section 5.5.1.1). Le coefficient de réflexion des miroirs est égal à 0,55, l'épaisseur optique moyenne e_p vaut 1200nm.	104
5.12.	Profil de transmission en intensité d'un filtre de Fabry-Perot en présence d'un défaut de courbure du miroir mobile. La variable Δ_e est égale à la flèche du miroir mobile. Le coefficient de réflexion des miroirs est égal à 0,55, l'épaisseur optique sur le bord de la pupille du filtre est égale à 1200nm.	104
5.13.	Logarithme en base 10 de l'éclairement normalisé E/E_{MA} dans le plan image pour un défaut de parallélisme $\Delta_e = 200$ nm. La longueur d'onde est égale à 600nm et l'épaisseur moyenne du filtre est égale à 1200nm.	106
5.14.	Coupe suivant x' de la réponse percussive en intensité dans trois configurations. (a) : Filtre parfait. (b) : Défaut de parallélisme $\Delta_e = 200$ nm. (c) : Défaut de courbure $\Delta_e = 200$ nm. Dans les trois configurations, la longueur d'onde est égale à 600nm et l'épaisseur moyenne du filtre est égale à 1200nm.	106

5.15. Densités de probabilité du contraste relatif \hat{C}/C en fonction de l'écart type σ_d de l'erreur sur la position des actionneurs. (a) : Estimation de la densité de probabilité de \hat{C}/C . (b) : Estimation de la densité de probabilité cumulative de \hat{C}/C	108
5.16. Images de la membrane.	109
5.17. Réflectance de la membrane	109

Bibliographie

- [1] M. Vorobyev, D. Osorio, A. T. D. Bennett, N. J. Marshall, and I. C. Cuthill, “Tetrachromacy, oil droplets and bird plumage colours,” *J. Comp. Physiol. A* **183**, 621–633 (1998).
- [2] J. S. Levine and E. F. MacNichol, “Color vision in fishes,” *Scientific American* **246**, 140–149 (1982).
- [3] S. Yokoyama and R. Yokoyama, “Adaptive evolution of photoreceptors and visual pigments in vertebrates,” *Annu. Rev. Eco. Syst.* **27**, 543–567 (1996).
- [4] J. Marshall and J. Oberwinkler, “Ultraviolet vision : The colourful world of the mantis shrimp,” *Nature* **401**, 873–874 (1999).
- [5] T. W. Cronin, R. L. Caldwell, and J. Marshall, “Tunable colour vision in a mantis shrimp,” *Nature* **411**, 547 (2001).
- [6] D. T. Blewett, P. G. Lucey, and B. R. Hawke, “Mapping the FeO and TiO_2 content of the lunar surface with multispectral imagery,” *Journal of Geophysical Research* **103**, 3679 (1998).
- [7] P. Curran, “Multispectral remote sensing of vegetation amount,” *Progress in Physical Geography* **4**, 315–341 (1980).
- [8] J. C. Harsanyi and C. I. Chang, “Hyperspectral image classification and dimensionality reduction : an orthogonal subspace projection approach,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **32**, 779–785 (1994).
- [9] X. Yu, I. S. Reed, and A. D. Stocker, “Comparative performance analysis of adaptive multispectral detectors,” *IEEE Trans. Signal Process.*, **41**, 2639–2656 (1993).
- [10] D. G. Manolakis and G. A. Shaw, “Detection algorithms for hyperspectral imaging applications,” *IEEE Signal Process. Mag.* **19**, 29–43 (2002).
- [11] D. Manolakis, D. Marden, and G. A. Shaw, “Hyperspectral image processing for automatic target detection applications,” *Lincoln Laboratory Journal* **14**, 79–116 (2003).
- [12] S. Kay, *Fundamentals of Statistical signal processing, Volume 2 : Detection theory* (Prentice Hall, 1998).
- [13] D. G. Manolakis, R. Lockwood, T. Cooley, and J. Jacobson, “Is there a best hyperspectral detection algorithm?,” *SPIE Newsroom*, 17 June 2009.
- [14] J. Franklin, *Matrix theory* (Prentice Hall, 1968).
- [15] T. W. Anderson, *An introduction to multivariate statistical analysis, 3rd edition* (John Wiley & Sons, 2003).
- [16] C. I. Chang, *Hyperspectral imaging : techniques for spectral detection and classification* (Springer, 2003).
- [17] J. Theiler and K. Glocer, “Sparse linear filters for detection and classification in hyperspectral imagery,” *Proc. SPIE* **6233**, 178 (2006).

- [18] S. Boyd. and L. Vandenberghe, *Convex optimization* (Cambridge University Press, 2004).
- [19] D. Manolakis, “Realistic matched filter performance prediction for hyperspectral target detection,” *Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '04* **2**, 953–955 (2004).
- [20] M. K. Griffin, H. K. Burke, “Compensation of hyperspectral data for atmospheric effects,” *Lincoln Laboratory Journal* **14**, 29–54 (2003).
- [21] R. Chattamvelli and R. Shanmugam, “Computing the non-central beta distribution function,” *Appl. Statist.* **46**, 146–156 (1997).
- [22] J. Minet, J. Taboury, F. Goudail, M. Péalat, N. Roux, J. Lonnoy, and Y. Ferrec, “Influence of band selection and target estimation error on the performance of the matched filter in hyperspectral imaging,” *Appl. Opt.* **50**, 4276–4285 (2011).
- [23] J. C. Price, “Band selection procedure for multispectral scanners,” *Appl. Opt.* **33**, 3281–3288 (1994).
- [24] C. I. Chang, Q. Du, T. L. Sun, and M. L. G. Althouse, “A joint band prioritization and band-decorrelation approach to bandselection for hyperspectral image classification,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **37**, 2631–2641 (1999).
- [25] S. De Backer, P. Kempeneers, W. Debruyne, and P. Scheunders, “Band selection for hyperspectral remote sensing,” *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2**, 319–323 (2005).
- [26] E. Arzuaga-Cruz, L. O. Jimenez-Rodriguez, and M. Vélez-Reyes, “Unsupervised feature extraction and band subset selection techniques based on relative entropy criteria for hyperspectral data analysis.” *Proc. SPIE* **5093**, 462–473 (2003).
- [27] J. Karlholm and I. Renhorn, “Wavelength band selection method for multispectral target detection,” *Appl. Opt.* **41**, 6786–6795 (2002).
- [28] C. I. Chang and S. Wang, “Constrained band selection for hyperspectral imagery,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **44**, 1575–1585 (2006).
- [29] C. H. Papadimitriou and K. Steiglitz, *Combinatorial optimization : algorithms and complexity* (Dover Publications, 1998).
- [30] S. D. Stearns, B. E. Wilson, and J. R. Peterson , “Dimensionality reduction by optimal band selection for pixel classification of hyperspectral imagery,” *Proc. SPIE* **2028**, 118–127 (1993).
- [31] D. Korycinski, M. M. Crawford, and J. W. Barnes, “Adaptive feature selection for hyperspectral data analysis,” *Proc. SPIE* **5238**, 213 (2004).
- [32] W. Siedlecki and J. Sklansky, “A note on genetic algorithms for large-scale feature selection,” *Pattern Recognition Letters* **10**, 335–347 (1989).
- [33] M. Kudo and J. Sklansky, “Comparison of algorithms that select features for pattern classifiers,” *Pattern Recognition* **33**, 25–41 (2000).
- [34] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning* (Addison-Wesley, 1989).
- [35] A. Berk, L. S. Bernstein, and D. C. Robertson, “Modtran : A moderate resolution model for lowtran,” *Technical report, Spectral Sciences Inc.* (1987).
- [36] D. A. Roberts, Y. Yamaguchi, and R. J. P. Lyon, “Calibration of airborne imaging spectrometer data to percent reflectance using field spectral measurements,” *19th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, 679–688 (1985).

- [37] F. A. Kruse, "Use of airborne imaging spectrometer data to map minerals associated with hydrothermally altered rocks in the northern grapevine mountains, Nevada, and California," *Remote Sensing of Environment* **24**, 31–51 (1988).
- [38] L. S. Bernstein, S. M. Adler-Golden, R. L. Sundberg, R. Y. Levine, T. C. Perkins, A. Berk, A. J. Ratkowski, G. Felde, and M. L. Hoke, "A new method for atmospheric correction and aerosol optical property retrieval for vis-swir multi- and hyperspectral imaging sensors : Quac (quick atmospheric correction)," *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '05* **5**, 3549–3552 (2005).
- [39] D. Slater and G. Healey, "Analyzing the spectral dimensionality of outdoor visible and near-infrared illumination functions," *J. Opt. Soc. Am. A* **15**, 2913–2920 (1998).
- [40] G. Healey and D. Slater, "Models and methods for automated material identification in hyperspectral imagery acquired under unknown illumination and atmospheric conditions," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **37**, 2706–2717 (1999).
- [41] P. E. Goa, T. Skauli, I. Kåsen, T. V. Haavardsholm, A. Rødningby, "Physical subspace models for invariant material identification : subspace composition and detection performance," *Proc. SPIE* **5573**, 203–214 (2004).
- [42] S. Lachéradé, C. Miesch, D. Boldo, X. Briottet, C. Valorge, and H. Le Men, "Icare : A physically-based model to correct atmospheric and geometric effects from high spatial and spectral remote sensing images over 3D urban areas," *Meteorology and atmospheric physics* **102**, 209–222 (2008).
- [43] J.-P. Bouchaud and M. Potters, *Theory of financial risk and derivative pricing : from statistical physics to risk management* (Cambridge University Press, 2003).
- [44] Y. Ferrec, "Spectro-imagerie aéroportée par transformation de Fourier avec un interféromètre statique à décalage latéral : réalisation et mise en œuvre," Thèse de doctorat de l'Université Paris-Sud XI (2008).
- [45] M. Elias. and J. Lafait, *La couleur : lumière, vision et matériaux* (Belin, 2006).
- [46] B. E. Bayer, "Color imaging array," U.S. Patent 3,971,065 (1976).
- [47] S. A. Kemme, R. R. Boye, A. A. Cruz-Cabrera, R. D. Briggs, T. R. Carter, and S. Samora, "Pixelated spectral filter for integrated focal plane array in the long-wave IR," *Proc. SPIE* **7679** (2010).
- [48] R. Shogenji, Y. Kitamura, K. Yamada, S. Miyatake, and J. Tanida, "Multispectral imaging using compact compound optics," *Opt. Express* **12**, 1643–1655 (2004).
- [49] S. A. Mathews, "Design and fabrication of a low-cost, multispectral imaging system," *Appl. Opt.* **47**, 71–76 (2008).
- [50] J. Semeter, D. Lummerzheimb, and G. Haerendelc, "Simultaneous multispectral imaging of the discrete aurora," *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* **63**, 1981–1992 (2001).
- [51] A. Hirai, T. Inoue, K. Itoh, and Y. Ichioka, "Application of multiple-image fourier transform spectral imaging to measurement of fast phenomena," *Optical Review* **1**, 205–207 (1994).
- [52] M. W. Kudenov and E. L. Dereniak, "Compact snapshot birefringent imaging fourier transform spectrometer," *Proc. SPIE* **7812** (2010).
- [53] R. B. Merrill, "Color separation in an active pixel cell imaging array using a triple-well structure," U.S. Patent 5,965,875 (1999).

- [54] S.D. Gunapala, S.V. Bandara, J.K. Liu, J.M. Mumolo, D.Z. Ting, C.J. Hill, J. Nguyen, B. Simolon, J. Woolaway, S.C. Wang, W. Li, P.D. LeVan, and M.Z. Tidrow, “1024 × 1024 Format pixel co-located simultaneously readable dual-band QWIP focal plane,” *Infrared Physics & Technology* **52**, 395-398 (2009).
- [55] H. Hoshuyama, “Color separation device of solid-state image sensor,” U.S. Patent 7,138,663 (2003).
- [56] E. Laux, C. Genet, T. Skauli, and T. W. Ebbesen, “Plasmonic photon sorters for spectral and polarimetric imaging,” *Nature Photonics* **2**, 161–164 (2008).
- [57] E. Le Coarer, “SWIFTS : A new lilliputian family of fourier transform spectrometer,” *Fourier Transform Spectroscopy (OSA Technical Digest, 2009)*.
- [58] N. Gat, G. Scriven, J. Garman, M. D. Li, and J. Zhang, “Development of four-dimensional imaging spectrometers (4D-IS),” *Proc. SPIE* **6302** (2006).
- [59] R. F. Lyon, “Prism-based color separation for professional digital photography,” *Proceedings of IS&T’s PICS 2000 Conference* (2000).
- [60] A. Wagadarikar, R. John, R. Willett, and D. Brady, “Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging,” *Appl. Opt.* **47**, 44–51 (2008).
- [61] A. Wagadarikar, N. Pitsianis, X.Sun, and D. Brady, “Video rate spectral imaging using a coded aperture snapshot spectral imager,” *Opt. Express* **17**, 6368–6388 (2009).
- [62] M. E. Gehm, R. John, D. J. Brady., R. M. Willett, and T. J. Schulz, “Single-shot compressive spectral imaging with a dual-disperser architecture,” *Opt. Express* **15**, 14013–14027 (2007). 2007.
- [63] J. Romberg, “Imaging via compressive sampling,” *IEEE Signal Process. Mag.* **25**, 14–20 (2008).
- [64] S. Mallat, *A wavelet tour of signal processing* (Academic Press, 2009).
- [65] E. J. Candès, J. Romberg, and T. Tao, “Robust uncertainty principles : exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information,” *IEEE Trans. Info. Theory.* **52**, 489–509 (2006).
- [66] E. J. Candès and M. B. Wakin, “An introduction to compressive sampling,” *IEEE Signal Process. Mag.* **25**, 21–30 (2008).
- [67] M. F. Duarte, M. A. Davenport, D. Takhar, J. N. Laska, T. Sun, K. F. Kelly, and R. G. Baraniuk, “Single-pixel imaging via compressive sampling,” *IEEE Signal Process. Mag.* **25**, 83–91 (2008).
- [68] R.Fergus, A. Torralba, and W. T. Freeman, “Random lens imaging,” MIT CSAIL Technical Report (2006).
- [69] A. R. Harvey, D. W. Fletcher-Holmes, A. Gorman, K. Altenbach, J. Arlt, and N. D. Read, “Spectral imaging in a snapshot,” *Proc. SPIE* **5694**, 110–119 (2005).
- [70] M. R. Descour, C. E. Volin, E. L. Dereniak, K. J. Thome, A. B. Schumacher, D. W. Wilson, and P. D. Maker, “Demonstration of a high-speed non-scanning imaging spectrometer,” *Opt. Lett.* **22**, 1271–1273 (1997).
- [71] D. Sabatke, A. Locke, E. L. Dereniak, M. Descour, J. Garcia, T. Hamilton, and R. W. McMillan, “Snapshot imaging spectropolarimeter,” *Opt. Eng.* **41**, 1048–1054 (2002).

- [72] W. R. Johnson, D. W. Wilson, and G. Bearman, "Spatial-spectral modulating snapshot hyperspectral imager," *Appl. Opt.* **45**, 1898–1908 (2006).
- [73] N. Hagen and E. L. Dereniak, "Analysis of computed tomographic imaging spectrometers. I. Spatial and spectral resolution," *Appl. Opt.* **47**, F85–F95 (2008).
- [74] Optec technical brochure, <http://www.optec.eu>
- [75] A. W. Lohmann, "Scaling laws for lens systems," *Appl. Opt.* **28**, 4996–4998 (1989).
- [76] N. Gat, "Imaging spectroscopy using tunable filters : A review," *Proc. SPIE* **4056**, 50–64 (2000).
- [77] N. Neumann, M. Ebermann, K. Hiller, and S. Kurth, "Tunable infrared detector with integrated micromachined Fabry-Perot filter," *Proc. SPIE* **6466**, (2007).
- [78] C. Pinheiro, J. G. Rocha, L. M. Goncalves, S. Lanceros-Mendez, and G. Minas, "A tunable Fabry-Perot optical filter for application in biochemical analysis of human's fluids," *International Symposium on Industrial Electronics*, 2778–2783 (2006).
- [79] W. T. Rawlins, W. G. Lawrence, W. J. Marinelli, and M. G. Allen, "Hyperspectral infrared imaging of flames using a spectrally scanning Fabry-Perot filter," 2nd Joint Meeting of the U.S. sections of the Combustion Institute (2001).
- [80] J. Noto, M. Dorin, and J. Semeter, "Segmented tunable filters advance multispectral imaging," *Laser Focus World* **44**, 107-110 (2008).
- [81] J. T. Daly, A. Bodkin, W. Schneller, R. Kerr, J. Noto, R. Haren, M. Eismann, and B. Karch, "Tunable narrow-band filter for LWIR hyperspectral imaging," *Proc. SPIE* **3948**, 104–115 (2000).
- [82] S. E. Harris and R. W. Wallace, "Acousto-optic tunable filter," *J. Opt. Soc. Am.* **59**, 744–747 (1969).
- [83] N. Gupta and V. Voloshinov, "Hyperspectral imager, from ultraviolet to visible, with a KDP acousto-optic tunable filter," *Appl. Opt.* **43**, 2752–2759 (2004).
- [84] N. Gupta and V. Voloshinov, "Development and characterization of two-transducer imaging acousto-optic tunable filters with extended tuning range," *Appl. Opt.* **46**, 1081–1088 (2007).
- [85] J. W. Evans, "The birefringent filter," *J. Opt. Soc. Am.* **39**, 229–237 (1949).
- [86] G. Shabtay, E. Eidingler, Z. Zalevsky, D. Mendlovic, and Emanuel Marom, "Tunable birefringent filters - optimal iterative design," *Opt. Express* **10**, 1534–1541 (2002).
- [87] C. Ye, "Low-loss tunable filter based on optical rotatory dispersion," *Appl. Opt.* **45**, 1162–1168 (2006).
- [88] Y. Wang, S. D. Russell, and R. L. Shimabukuro, "Surface plasmon tunable filter and spectrometer-on-a-chip," *Proc. SPIE* **3118**, 288–294 (1997).
- [89] T. Lee, A. Higo, H. Fujita, Y. Nakano, and H. Toshiyoshi, "A Study on Color-tunable MEMS Device based on Plasmon Photonics," *Optical MEMS and Nanophotonics (OPT MEMS)*, 2010 International Conference on, 107–108 (2010).
- [90] T. Estruch, J. Jaeck, F. Pardo, S. Derelle, J. Primot, J.-L. Pelouard, and R. Haidar, "Perfect extinction in subwavelength dual metallic transmitting gratings," *Opt. Lett.* **36**, 3160–3162 (2011).
- [91] A. C. Arsenault, T. J. Clark, G. von Freymann, L. Cademartiri, R. Sapienza, J. Bertolotti, E. Vekris, S. Wong, V. Kitaev, I. Manners, R. Z. Wang, S. John, D. Wiersma, and G. A. Ozin, "From colour fingerprinting to the control of photoluminescence in elastic photonic crystals," *Nature Materials* **5**, 179–184 (2006).

- [92] H. M. H. Chong and R. M. De La Rue, “Tuning of photonic crystal waveguide microcavity by thermo-optic effect,” *IEEE Photonics Technology Letters* **16**, 1528–1530 (2004).
- [93] P. El-Kallassi, “Accordabilité de la réponse optique des cristaux photoniques par infiltration de matériaux organiques,” Thèse de doctorat de l’EPFL (2009).
- [94] N. J. Goddard and A. E. Maturell, “Tunable optical filter for colorimetric applications,” *Appl. Opt.* **34**, 7318–7320 (1995).
- [95] R. M. Hill, “Some fringe-broadening defects in a Fabry-Perot étalon,” *Journal of Modern Optics* **10**, 141–152 (1963).
- [96] J. V. Ramsay, “Aberrations of Fabry-Perot interferometers when used as filters,” *Appl. Opt.* **8**, 569–574 (1969).
- [97] W. H. Steel, *Interferometry* (Cambridge University Press, 1967).
- [98] R. Martinez-Herrero, P. M. Mejias, and E. Bernabeu, “Transmitted amplitude by a Fabry-Perot interferometer with random surface defects,” *Appl. Opt.* **24**, 315–316 (1985).
- [99] B. R. A. Nijboer, “The diffraction theory of optical aberrations : Part I : General discussion of the geometrical aberrations,” *Physica* **10**, 679–692 (1943).
- [100] A. Maréchal, “Study of the combined effects of diffraction and geometrical aberrations on the image of a luminous point,” *Revue d’Optique* **26**, (1947).