

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté : Sciences et technologies
Département : Electronique et télécommunications

THÈSE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT EN SCIENCE

Filière : Génie électrique

Présentée par

GHADJATI Mohamed

Intitulée

**Contribution à la fusion des données satellitaires par les
approches intelligentes**

Soutenue le : 24/06/2019

Devant le Jury composé de :

Mr. BOUDJEHEM Djalil	Professeur	Univ. 8 mai 45 – Guelma	Président
Mr. MOUSSAOUI Abdelkrim	Professeur	Univ. 8 mai 45 – Guelma	Rapporteur
Mr. LAKEL Rabah	Professeur	Univ. Badji mokhtar – Annaba	Examineur
Mr. ARBAOUI Faicel	MC-A	Univ. Badji mokhtar – Annaba	Examineur

Année Universitaire : 2018/2019

Remerciements

Cette thèse s'est déroulée au sein du laboratoire LGEG de l'Université 8 mai 1945 Guelma avec un séjour de perfectionnement de courte durée au sein du département Image et Traitement de l'information, (ITI) de Télécom Bretagne (actuellement, IMT Atlantique), France. Ainsi qu'un séjour au laboratoire Communications, signaux et images (COSIM), au sein de SUP'COM Tunis, Tunisie.

Ma reconnaissance s'adresse, en premier lieu, à mon directeur de thèse, Monsieur Abdelkrim MOUSSAOUI Professeur à l'Université 8 mai 1945 Guelma, pour m'avoir confié le sujet de cette thèse qu'il a dirigé avec intérêt. Et aussi pour la confiance qu'il m'a accordée tout le long de mes travaux de recherche. Je le remercie vivement pour son encadrement et les nombreuses discussions que nous avons eues ensemble tout au long de ma thèse.

Je suis redevable au Professeur Basel SOLAIMAN, Chef de département Image et Traitement de l'information, (ITI) de Télécom Bretagne, mon responsable de stage, pour son aide précieuse pendant mon stage de perfectionnement et de m'avoir fourni de bonnes conditions de travail et bonnes idées qui m'ont constitué une plateforme solide pour construire de nouvelles idées. Je remercie aussi Mme Amel BENAZZA, Professeur à SUP'COM Tunis, pour ses conseils et discussion qui m'ont ouvert plusieurs perspectives. Mes remerciements vont également à Monsieur Djalil BOUDJEHEM, Professeur à l'Université 8 mai 1945 Guelma, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider ce jury. Je remercie également Monsieur Rabah LAKEL, Professeur à l'Université Badji Mokhtar – Annaba, ainsi que, Monsieur Faicel ARBAOUI, Maître de Conférences – A à l'Université Badji Mokhtar – Annaba, de m'avoir fait l'honneur de bien vouloir participer au jury de cette thèse. Mes remerciements vont aussi à l'Université 8 mai 1945 Guelma, ainsi qu'au Département d'Electronique et Télécommunications pour leur investissement dans ma formation. J'adresse mes remerciements à mes chers collègues, thésards et aux personnels de département et du Labo LGEG Guelma.

Je réserve une reconnaissance particulière à mon père et ma mère, qui m'ont encouragé à entreprendre ce chemin pour leur compréhension et leur soutien souvent indispensable le long de ma vie, à mon frère et mes sœurs et à toute ma famille. Merci également à mes amis qui m'ont encouragé à finir ce travail : Djamel, Ammar, rezaq, Djalil, Samir, Abdennour, Issam, Sami, Hamid ... Merci beaucoup.

Mohamed GHADJATI

إهداء

إلى روح زوجتي الغالية خولة و إبني الذي لم أره سيف الدين،
ستعيشان في قلبي، موعدنا جنة الخلد إن شاء الله.

أمين

عادة ما يتم تجميع طرق زيادة وضوح الصورة (pansharpening) في فئتين رئيسيتين: الطرق الطيفية و الطرق المكانية . بالنسبة للفئة الأولى ، تخضع الصورة متعددة الأطياف لتحويل طيفي ، ثم يتم استبدال أحد المكونات الناتجة بالصورة البانكروماتية استبدالاً كلياً ، مما يؤدي إلى تشويه معتبر للألوان مقارنة بالفئة الثانية . غالباً ، يتم تناول هذه المسألة من خلال دمج تحويل المويجات (wavelet transform) مع الطرق الطيفية من أجل نقل التفاصيل المكانية فقط للصورة البانكروماتية . علاوةً على ذلك ، يتم تحديد كمية المعلومات المكانية التي يتم نقلها خلال عملية الدمج (fusion) عادةً من خلال نسبة الدقة بين الصورة متعددة الأطياف و الصورة البانكروماتية ، وهذا لا يمثل بالضرورة الكمية المثلى التي توفر أفضل الصور . لذلك ، نقترح في هذه الأطروحة طريقة بسيطة تركز على النهج التكراري مرفقاً مع الطرق التقليدية، لنقل المعلومات المكانية بشكل مستمر من الصور البانكروماتية إلى الصورة متعددة الأطياف حتى يتم الحصول على أفضل صورة مدمجة ممكنة . يستخدم في هذه الأطروحة مقياس التشوه المكاني D_S الخاص بمقياس الجودة مع عدم وجود مرجع (QNR) كمعيار للتوقف . تظهر التجارب التي أجريت على صور الأقمار, GeoEye-1 Pléiades, Ikonos, Worldview-2 أن الطريقة المقترحة تقدم أفضل النتائج البصرية والكمية مقارنةً بالطرق التقليدية .

Abstract

Image pansharpening methods are usually grouped into two main classes : the spectral methods and the spatial methods. For the first class, the multispectral image undergoes a spectral transformation and then one of the resultant components is totally substituted with the panchromatic image, hence leading to a considerable colour distortion compared with the second class. In the literature, this issue is addressed by integrating the wavelet transform to the spectral methods in order to transfer only the spatial details of the panchromatic image. Furthermore, the spatial information quantity transferred during the fusion is usually defined by the resolution ratio between the multispectral and panchromatic images, and this is, however, not necessarily the optimal quantity providing the best images. In this thesis we propose to integrate the iterative approach with the classical methods such as Principal Component Analysis (PCA), Intensity–Hue–Saturation (IHS) and High–Pass Filtering (HPF), to continuously transfer the spatial information from the panchromatic to the multispectral image until the best fused image is obtained. The spatial distortion D_S of the QNR (QNR : index Quality with No Reference) index is used as a stopping criterion. The experiments conducted on datasets from four sensors, namely Worldview–2, Ikonos, GeoEye–1 and Pléiades, show that the suggested approach presents the best visual and numerical results comparatively to the classical methods.

Les méthodes du pansharpening sont généralement regroupées en deux classes principales : les méthodes spectrales et les méthodes spatiales. Pour la première classe, l'image multispectrale subit une transformation spectrale, puis l'un des composants résultants est totalement remplacé par l'image panchromatique, ce qui entraîne une distorsion de couleur considérable par rapport à la seconde classe. Dans la littérature, ce problème est traité en intégrant la transformation en ondelettes aux méthodes spectrales afin de ne transférer que les détails spatiaux de l'image panchromatique. En outre, la quantité d'informations spatiales transférées au cours de la fusion est généralement définie par le rapport de résolution entre les images multispectrales et panchromatiques, ce qui n'est toutefois pas nécessairement la quantité optimale fournissant les meilleures images. Dans cette thèse, nous proposons d'intégrer l'approche itérative avec les méthodes classiques telles que PCA, IHS et HPF pour transférer continuellement les informations spatiales de l'image panchromatique à l'image multispectrale jusqu'à l'obtention de la meilleure image fusionnée possible. L'indice de distorsion spatiale D_S de l'algorithme, qualité sans référence QNR (QNR : Quality with No Reference) est utilisé comme critère d'arrêt. Les expériences menées sur les images provenant de quatre capteurs, à savoir Worldview-2, Ikonos, GeoEye-1 et Pléiades, montrent que l'approche suggérée présente les meilleurs résultats visuels et numériques comparativement aux méthodes classiques.

Table des matières

Remerciement	ii
dédicace	iii
	iv
Abstract	v
Résumé	vi
Table des Matières	x
Liste des Figures	xii
Liste des Tableaux	xiii
Liste des Acronymes	xiv
Introduction Générale	1
I Principes de télédétection	4
I.1 Introduction	4
I.2 Nature du rayonnement électromagnétique	5
I.3 Rayonnement du corps noir	7
I.4 Interaction Atmosphère – Rayonnement électromagnétique	9
I.4.1 Réfraction	9
I.4.2 Absorption	10
I.4.3 Réflexion	10
I.4.4 Diffusion	11
I.5 Fenêtres atmosphériques en télédétection optique	12
I.6 Systèmes de télédétection	13
I.7 Formation des images de télédétection	17
I.7.1 Composants du rayonnement du point de vue d'un capteur	17

I.7.1.1	Domaine Visible–SWIR	17
I.7.1.1.1	Rayonnement réfléchi par la surface de la terre, L_{λ}^r	18
I.7.1.1.2	Rayonnement diffusé par l’atmosphère puis réfléchi par la terre, L_{λ}^d	19
I.7.1.1.3	Rayonnement réfléchi par l’atmosphère vers le capteur, L_{λ}^{dr}	19
I.7.1.2	Domaine TIR	19
I.7.1.2.1	Rayonnement émis par la terre, L_{λ}^{et}	20
I.7.1.2.2	Rayonnement émis par l’atmosphère puis réfléchi par la terre, L_{λ}^{er}	21
I.7.1.2.3	Rayonnement émis par l’atmosphère vers le capteur, L_{λ}^{ea}	21
I.7.1.3	Rayonnement total reçu par le capteur	22
I.7.2	Traitement du rayonnement par les capteurs de télédétection	22
I.7.2.1	Réponse spectrale d’un capteur de télédétection	23
I.7.2.2	Réponse spatiale d’un capteur de télédétection	24
I.7.2.2.1	PSF optique, PSF_{opt}	25
I.7.2.2.2	PSF du détecteur, PSF_{det}	26
I.7.2.2.3	PSF due au mouvement de l’image, PSF_{mi}	26
I.7.2.2.4	PSF de l’électronique, PSF_{elc}	26
I.7.2.2.5	Résolution spatiale	27
I.7.2.2.6	Fonction de Transfert de Modulation, FTM	27
I.7.2.3	Echantillonnage et quantification du signal électronique, e_b	28
I.8	Relation entre SNR, résolution spatiale et résolution spectrale	29
I.9	Conclusion	30
II	Techniques et méthodes de fusion	31
II.1	Introduction	31
II.2	Prétraitement	32
II.2.1	Recalage	32
II.2.2	Rééchantillonnage	34
II.2.3	Adaptation de l’histogramme	34
II.3	Catégories des méthodes du pansharpening	35
II.4	Quelques méthodes du pansharpening	40
II.4.1	Méthodes spectrales	41
II.4.1.1	Méthode PCA	41
II.4.1.2	Méthode IHS	42
II.4.2	Méthodes spatiales	43
II.4.2.1	Méthode HPF	43
II.4.2.2	Méthode HFM	44
II.4.3	Méthodes relatives à l’espace échelle	45
II.4.3.1	Fusion basée sur l’algorithme ‘Á trous’	45
II.4.4	Méthodes hybrides	46

B	BRDF d'une surface Lambertienne	84
B.1	Angle solide	84
B.2	Intensité énergétique	85
B.3	Radiance	85
B.4	Irradiance	86
B.5	BRDF d'une surface Lambertienne	87
B.6	Réflectance spectrale d'une surface Lambertienne	88
	Bibliographie	89

Table des figures

I.1	Spectre électromagnétique	5
I.2	Onde électromagnétique	6
I.3	Exitance spectral du corps noir	8
I.4	Phénomène de réfraction	10
I.5	Spectre d'absorption des principaux constituants de l'atmosphère	11
I.6	Différents types de réflexion	11
I.7	Fenêtres atmosphériques et transfert du rayonnement	13
I.8	Spectre d'exitance au niveau de la mer et spectre d'absorption des différents constituent de l'atmosphère	14
I.9	Différents types de scanneurs	15
I.10	Description géométrique de la projection d'un élément détecteur sur la surface de la terre	16
I.11	Relation entre GIFOV et GSI	16
I.12	Différents composants du rayonnement dans le domaine Visible–SWIR	18
I.13	Différents composants du rayonnement dans le domaine TIR	20
I.14	Composants de base d'un système électro–optique de télédétection	22
I.15	Illustration de la résolution spectrale	24
II.1	Diagramme des méthodes de la famille CS	36
II.2	Diagramme des méthodes basées sur l'approche MRA	37
II.3	Diagramme de la méthode EGIF	41
II.4	Diagramme de la méthode IHS/PCA	43
II.5	Réponses en fréquence des filtres boxcar utilisés pour les méthodes HPF et HFM	44
II.6	Diagramme des méthodes hybrides	46
III.1	Procédure d'évaluation de la propriété de synthèse Pour le protocole de Wald	55
III.2	Diagramme de la procédure de Khan pour l'évaluation de la qualité spectrale	58
III.3	Diagramme de la procédure de Khan pour l'évaluation de la qualité spatiale	59
IV.1	Diagramme de la méthode IPCA/IIHS	63
IV.2	Variation des vecteurs v_m^1 en fonction du nombre des itérations m	65

IV.3 Réponses en fréquence de : LPF, LPF ₂ , LPF ₃ et LPF ₄ (LPF est un filtre passe- bas boxcar 3 × 3)	65
IV.4 Diagramme de la méthode IHPF	67
IV.5	68
IV.6 Réponses spectrales des capteurs : (a) WorldView-2, (b) Pléiades, (c) GeoEye- 1, (d) Ikonos	70
IV.7 Sous-ensembles du capteur Ikonos pour différentes méthodes	72
IV.8 Sous-ensembles du capteur Worldview-2 (a) pour différentes méthodes	73
IV.9 Sous-ensembles du capteur Worldview-2 (b) pour différentes méthodes	74
IV.10Sous-ensembles du capteur GeoEye-1 pour différentes méthodes	75
IV.11Sous-ensembles du capteur Pléiades pour différentes méthodes	76
B.1 Angle solide	84
B.2 Surface élémentaire d'une sphère	85
B.3 Radiance : (a) Émise et (b) Incidente	86

Liste des tableaux

IV.1 Propriétés des différents capteurs.	69
IV.2 Bandes spectrales de différents capteurs (longueur d'onde en nm).	69
IV.3 Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur Worldview-2 (a).	77
IV.4 Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur Worldview-2 (b).	78
IV.5 Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur Ikonos.	79
IV.6 Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur GeoEye-1.	79
IV.7 Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur Pléiades.	80

Liste des acronymes

- ARSIS : Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures
- ATW : Á Trous Wavelet
- AVHRR : Advanced Very High Resolution Radiometer
- AWHS : Hybrid method ATW–IHS
- AWPC : Hybrid method ATW–PCA
- BRDF : Bidirectional Reflectance Distribution Function
- BT : Brovey Transform
- CAN : Convertisseur Analogique–Numérique
- CC : Correlation Coefficient
- CCD : Charge–Coupled Devices
- CP : Control Points
- CS : Component Substitution
- CTE : Charge Transfer Efficiency
- DN : Digital Number
- DWT : Discret Wavelet Transform
- EGIF : Extended GIF
- ERGAS : Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse
- ETM+ : Enhanced Thematic Mapper +
- FFT : Fast Fourier Transform
- FOV : Field Of View

- GFOV : Ground-projected Field Of View
- GIF : General Image Fusion
- GIFOV : Ground-projected Instantaneous Field Of View
- GIHS : Generalized IHS
- GLP : Generalized Laplacian Pyramid
- GPS : Global Positioning System
- GS : Gram-Schmit
- GSI : Ground-projected Sample Interval
- HFM : High Frequency Modulation
- HMS : High-resolution Multi-Spectral image
- HPF : High-Pass Filter
- HPF : High-Pass-Filtering
- HPM : High-Pass Modulation
- HRMI : High Resolution Multispectral Image
- HRPI : High Resolution Panchromatic Image
- IHPF : Iterative HPF
- IHS : Intensity-Hue-Saturation
- IIHS : Iterative IHS
- IM : Intensity Modulation
- IPCA : Iterative PCA
- LPF : Low-Pass Filter
- LRMI : Low Resolution Multispectral Image
- LRPI : Low Resolution Panchromatic Image
- LWIR : Long-Wave Infra-Red
- MRA : Multi-Resolution Analysis
- MRAIM : Multiresolution Analysis-Based Intensity Modulation
- MS : Multispectral Image

- MSE : Mean Square Error
- MTF : Modulation Transfer Function
- MWIR : Mid-Wave Infra-Red
- NIR : Near Infra-Red
- OTF : Optical Transfer Function
- PAN : Panchromatic Image
- PC : Principal Component
- PCA : Principal Component Analysis
- PCS : Principal Component Substitution
- PSF : Point Spread Function
- QNR : Quality with No Reference
- RASE : Relative Average Spectral Error
- RGB : Red-Green-Blue
- RMSE : Root Mean Square Error
- SAM : Spectral Angle Mapper
- SLIT : Système Linéaire Invariant dans le Temps
- SNR : Signal to Noise Ratio
- SPOT : Satellite Pour l'Observation de la Terre
- SSIM : Structure Similarity Index Metric
- SWIR : Short Wave Infra-Red
- TIR : Thermal Infra-Red
- TM : Thematic Mapper
- UDWT : Undecimated Discrete Wavelet Transform
- UIQI : Universal Image Quality Index

Introduction Générale

La télédétection est l'art et la science d'obtenir des informations sur la surface ou le sous-sol de la Terre sans avoir besoin d'être en contact avec elle. Cela peut être réalisé en détectant et en enregistrant l'énergie émise ou réfléchie pour le traitement, l'analyse et l'interprétation des informations récupérées dans le but de prendre des décisions.

Les types de technologies de télédétection incluent les technologies aéroportées, spatiales, terrestres et marines avec une multitude de capteurs embarqués sur différentes plates-formes. Ces capteurs sont conçus pour observer l'énergie électromagnétique, acoustique, ultrasonore, sismique et magnétique pour la surveillance de l'environnement et l'observation de la Terre. Dans cette thèse, on se concentre sur les capteurs de télédétection utilisant le spectre électromagnétique. Ces capteurs détectent généralement des longueurs d'onde d'énergie réfléchie et émise allant de l'ultraviolet jusqu'à l'infrarouge en passant par le domaine visible.

Au cours des dernières décennies, la télédétection satellitaire visant à observer le rayonnement solaire est devenue un outil précieux pour fournir des estimations des séries chronologiques spatiales et temporelles variables avec les capteurs électromagnétiques. Les algorithmes de traitement d'image traditionnels impliquent souvent la restauration, l'amélioration, la segmentation, la transformation, la fusion et l'assimilation d'image avec des modèles d'extraction/classification. Grâce à la disponibilité d'observations du terrain, ces efforts de traitement d'images nous permettent de se doter d'une capacité d'apprentissage sans précédent pour observer, surveiller et quantifier les flux d'eau, de sédiment, de solutés et de chaleur à travers des chemins variés à différentes échelles sur la surface de la terre. Dans le but d'élargir le potentiel d'application, la fusion de données avec une résolution spatiale, temporelle et spectrale améliorée est devenue un outil précieux d'aide à la décision qui permet d'observer des systèmes terrestres complexes et dynamiques à différentes échelles.

La fusion d'images constitue un sous-groupe de la fusion de données et utilise des méthodes de traitement au niveau pixel. Elle est très populaire en télédétection pour deux raisons : (1) les systèmes de télédétection acquièrent des images diverses et complémentaires, et (2) la fusion d'images de télédétection garantit la combinaison des données avec les moindres modifications possibles. L'une des définitions de la fusion de données les plus répandues dans la communauté de télédétection est la suivante : 'La fusion est un cadre formel, dans lequel sont exprimés

des moyens et des outils pour l’alliance de données provenant de différentes sources. Il vise à obtenir des informations de meilleure qualité. La définition exacte de ‘meilleure qualité’ dépendra de l’application’.

À l’origine, trois niveaux de fusion d’images ont été définis dans la communauté de télédétection, à savoir les niveaux pixel, attribut et décision. Entre-temps, un quatrième niveau, à savoir le niveau sous-pixel, a été introduit. Dans le cadre de cette thèse, on s’intéresse au niveau pixel, cadre dans lequel s’inscrit la fusion des images de télédétection. La fusion d’images est un processus par lequel la combinaison de plusieurs images d’entrée produit une image composite unique contenant les informations des images d’entrée. Le pansharpening est une branche de la fusion d’image qui vise à produire une image multispectrale à résolution spatiale élevée, à partir d’une image multispectrale à faible résolution spatiale et une image panchromatique à résolution spatiale élevée. Les termes ‘élevée’ et ‘faible’ sont des termes relatifs décrivant les différentes résolutions entre les images acquises par le même système d’observation des images panchromatique et multispectrale. On note que les termes ‘pansharpening’ et ‘fusion d’images’ seront utilisés d’une manière analogue dans la suite de ce manuscrit.

Les techniques de fusion sont souvent divisées en deux grandes familles ; techniques spatiales et techniques spectrales. Les techniques spatiales reposent principalement sur le filtrage passe-bas de l’image panchromatique pour extraire les détails spatiaux, puis l’insertion de ces détails à l’image multispectrale. Le choix du filtre est souvent relatif au rapport de résolution entre les images d’entrée. Toutefois, la quantité des détails basée sur ce principe n’est pas nécessairement la quantité optimale. L’objectif de cette thèse est d’aborder le problème d’optimalité de la quantité de l’information spatiale ajoutée par les méthodes existantes du pansharpening. En fait, rien ne prouve qu’on s’appuyant sur le rapport de résolution, on obtiendra la quantité optimale, ce qui nous a conduit à réfléchir à une technique basée sur le principe trial-and-error, c’est-à-dire on ajoute constamment et par des quantités variables les hautes fréquences provenant de l’image panchromatique à l’image multispectrale tout en mesurant sa qualité, et on ne s’arrête que lorsque la meilleure image de fusion est obtenue selon un critère de qualité choisi par l’utilisateur. Dans cette thèse, nous avons choisi l’indice D_S de l’algorithme QNR (QNR : Quality with No Reference).

Cette thèse est organisée en quatre chapitres :

Le premier chapitre est un rappel sur la formation de l’image de télédétection. Il est bien évident qu’avant d’aborder toute technique du traitement d’image, il est indispensable de comprendre les mécanismes de formation de l’image afin de bien interpréter et analyser les résultats obtenus par la technique de traitement concernée. A titre d’exemple, on devrait avoir une idée sur les capteurs optiques de télédétection pour savoir sa MTF (MTF : Modulation Transfer Function), qui est un concept très important dans le pansharpening. Plus particulièrement, nous donnons dans ce chapitre une réponse à une question très importante : Pourquoi, au lieu de réfléchir à la fusion d’images, les fournisseurs des images satellitaires ne construisent pas un capteur de télédétection qui fournit, dès le début, une image multispectrale à haute résolution spatiale ? En fait, pour des raisons techniques, ces deux concepts, c’est-à-dire haute résolution spatiale et haute résolution spectrale, sont contradictoires pour un même capteur.

Le deuxième chapitre présente un résumé sur quelques méthodes de fusion qui existent, ainsi que leurs catégorisations. On trouve dans la littérature une multitude de méthodes de fusion basées sur une large variété de techniques mathématiques. Toutefois, rappeler toutes les techniques en détail constitue un objectif hors de la portée de notre travail. Nous nous sommes donc limités aux techniques sur lesquelles se fondent les nouvelles méthodes proposées dans le cadre de cette thèse.

Puisque toute méthode de fusion doit être évaluée à travers la mesure de la qualité du produit qu'elle fournisse, le troisième chapitre présente les métriques et les protocoles nécessaires à l'évaluation des méthodes de fusion afin de savoir choisir la bonne méthode pour l'application pertinente. Les principaux protocoles sont rappelés en détails ainsi que la plupart des métriques et indices rencontrés dans la littérature. Il est à noter que, le choix de l'un ou l'autre des protocoles n'est pas évident, chacun d'eux repose sur une hypothèse qui lui est propre. Toutefois, la pertinence de l'hypothèse ainsi que la complexité de calcul peuvent être des facteurs assistant au choix d'un protocole. Nous utilisons le protocole QNR dans cette thèse pour des raisons qui vont être rappelées ultérieurement.

Enfin, le dernier chapitre est réservé à la présentation de la nouvelle approche qui constitue la contribution développée dans le cadre de cette thèse. Une présentation, détaillée mathématiquement et illustrée par les résultats comparatifs avec les méthodes de base sur des images de quatre capteurs, à savoir Worldview-2, Ikonos, GeoEye-1 et Pléiades, est fournie dans ce chapitre afin de mettre l'accent sur les performances de la nouvelle approche.

Un récapitulatif des résultats obtenus, ainsi que les perspectives à développer sont présentés dans une conclusion générale.

I.1 Introduction

Le principe sous-jacent de l'utilisation des données de télédétection est que les différents objets sur la surface de la terre et aussi dans l'atmosphère réfléchissent, absorbent, transmettent ou émettent de l'énergie électromagnétique dans des proportions différentes permettant d'identifier ces objets [1].

La télédétection passive en régime optique (du visible à l'infrarouge thermique) dépend de deux sources de rayonnement. Dans le domaine partant du visible à l'infrarouge à ondes courtes (SWIR, Short-Wave Infra-Red), noté Visible-SWIR, le rayonnement reçu par les systèmes de télédétection provient principalement du soleil. Une partie de ce rayonnement est réfléchi par la surface de la terre tandis que l'autre partie est dispersée par l'atmosphère. Dans l'infrarouge thermique (TIR : Thermal Infra-Red), le rayonnement thermique est émis, selon le principe de d'absorption-émission, par les différents matériaux sur la surface de la terre, mais aussi par les différents constituants de l'atmosphère [2].

Il convient d'introduire, à ce stade, quelques termes de la terminologie utilisée en télédétection. On note qu'un flux énergétique (en anglais : radiant flux) est la cadence avec laquelle les photons, qui sont les porteurs d'énergie, frappent un objet. Il décrit alors l'énergie reçue par l'objet par unité de temps. Le flux énergétique est mesuré en watt (W) [3]. On parle de la densité de flux énergétique lorsque le flux est reçu ou émis par une surface bidimensionnelle, conduisant ainsi à une unité de mesure en watt par mètre carré (W.m^{-2}). Lorsque le rayonnement tombe sur une surface, le terme éclairement énergétique (en anglais : irradiance) remplace la densité de flux. En revanche, si le rayonnement est réfléchi ou émis par une surface, le terme exitance (ou émittance) énergétique (en anglais : radiant exitance ou radiant émittance) est plus approprié [1].

Le terme luminance énergétique (en anglais radiance) est utilisé pour décrire le flux énergétique émis ou reçu par unité de surface d'une direction donnée déterminée par unité d'angle solide. La luminance énergétique est donc mesurée en watt par mètre carré par stéradian ($\text{W.m}^{-2}.\text{Sr}^{-1}$). Le lecteur intéressé à une terminologie détaillée de télédétection et photogrammétrie pourra consulter le manuel terminologique didactique de télédétection et photogrammétrie [4].

Dans les sections suivantes, on présentera brièvement les principaux phénomènes intervenants à la production des images de télédétection optique. Plus particulièrement, la nature du rayonnement électromagnétique sera rappelée, ainsi que les lois du rayonnement du corps noir et les lois d'absorption, de réflexion, de réfraction, de transmission et de diffusion. L'ef-

fet photoélectrique, principe physique sur lequel repose les capteurs de télédétection (CCD : Charge-Coupled Devices), sera également évoqué. Les principes fondamentaux de la formation des images de télédétection seront présentés en détail, afin de faire apparaître la relation entre la résolution spatiale et le rapport signal à bruit caractérisant le détecteur, et répondre ainsi à la question intuitive : pourquoi les constructeurs n'ont pas construit un capteur capable de délivrer une image de haute résolution spatiale et spectrale.

I.2 Nature du rayonnement électromagnétique

Au 17^{ème} siècle les physiciens Robert Hooke et Christian Huygens ont proposé la théorie ondulatoire qui décrit la lumière par est une onde. Dans la même époque, René Descartes, en 1637, et Isaac Newton, en 1704, ont proposé la théorie corpusculaire, considérant que la lumière est constituée de corpuscules. Bien que chaque théorie présente des limites pour expliquer certains phénomènes, l'aspect corpusculaire a été adopté à cette époque. Ce n'était qu'au début du 19^{ème} siècle, avec les travaux de Thomas Young et Augustin Fresnel sur l'interférence de la lumière, que la théorie ondulatoire revint à apparaître dans la communauté scientifique. Au début du 20^{ème} siècle, James Clerk Maxwell à travers ses travaux sur la théorie électromagnétique et notamment les fameuses équations qui portent son nom, a confirmé la théorie ondulatoire et démontré que la lumière visible ne constitue qu'une bande étroite du spectre électromagnétique illustré sur la Figure I.1.

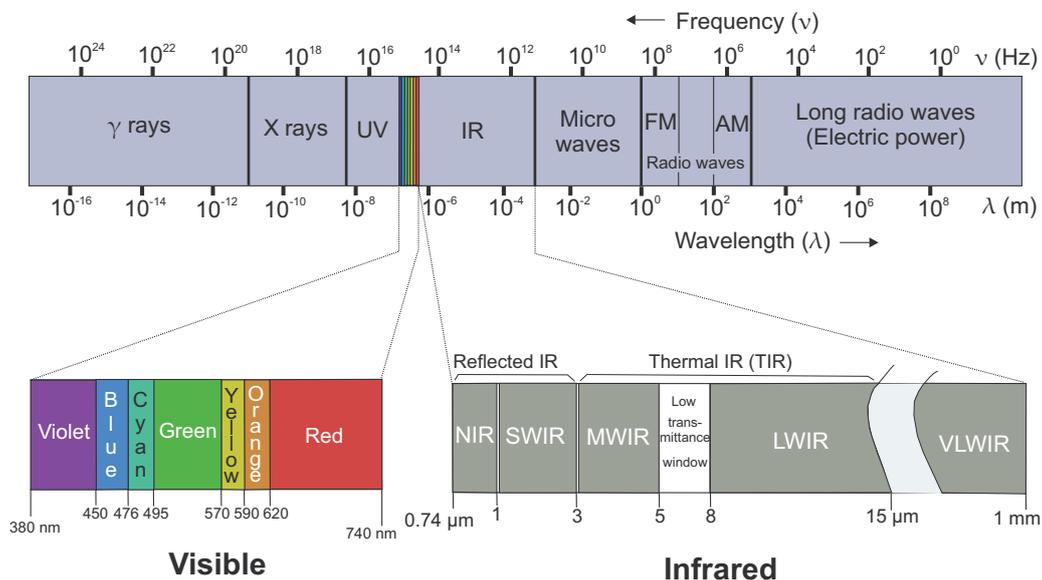


Figure I.1: Spectre électromagnétique

Bien que la théorie ondulatoire est utilisée pour l'interprétation de certains phénomènes tels que la réflexion et la réfraction, elle atteint tout de suite ses limites lorsqu'il s'agit d'autres phénomènes tels que l'émission et l'absorption de la lumière par la matière. Max Planck, en

1901 à travers ses travaux sur le rayonnement du corps noir en équilibre thermique, et Albert Einstein, en 1905 à travers ses travaux sur l'interprétation de l'effet photoélectrique, mis en évidence par Hertz en 1887, ont montré que la lumière est émise et absorbée par la matière sous forme de paquets d'énergie E , tous identiques, appelées quanta de lumière ou photons, de masse nulle au repos, prouvant ainsi la nature corpusculaire de la lumière. Ces travaux leur valurent le prix Nobel de physique en 1918 et 1921, respectivement. La valeur de l'énergie E est liée à la longueur d'onde par la formule de Planck–Einstein :

$$E = h.\nu = h.\frac{c}{\lambda} \quad (\text{I.1})$$

$h = 6,626076.10^{-34}$ J.s est la constante de Planck, $c = 3.10^8$ m.s⁻¹ est la vitesse de la lumière dans le vide, λ est la longueur d'onde de la lumière incidente.

En outre, grâce aux travaux de Louis de Broglie, Werner Heisenberg, Paul Dirac et bien d'autres physiciens brillants, la communauté scientifique finit par adopter les deux aspects combinés ensemble sous la fameuse appellation : dualité onde–corpuscule. En bref, la lumière est un flux de photons qui se déplacent, avec la vitesse de la lumière dans le vide, sous forme d'une onde électromagnétique ayant deux composantes perpendiculaires ; un champ électrique et un champ magnétique, comme le montre la Figure I.2.

On note finalement que, les deux aspects, ondulatoire et corpusculaire, de la lumière ne sont pas contradictoires, mais complémentaires et c'est l'échelle de mesure qui favorise un aspect sur l'autre pour l'interprétation des phénomènes.

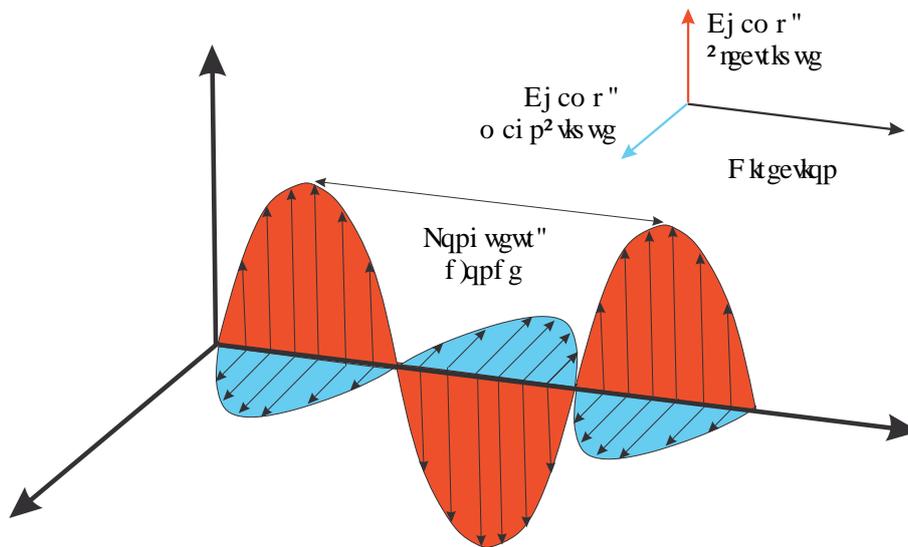


Figure I.2: Onde électromagnétique

I.3 Rayonnement du corps noir

L'une des pierres angulaires de la physique moderne et l'un des éléments essentiels de la télédétection radiométrique quantitative est le spectre de rayonnement du corps noir.

Un corps noir idéal peut être représenté par une surface ou une cavité qui a la propriété de parfaitement absorber puis réémettre tout flux électromagnétique incident (*i.e.* sa réflectivité est nulle tandis que son absorptivité est égale à un).

Max Planck, en 1901, dérivait une expression du spectre de rayonnement du corps noir en se basant sur le calcul statistique des états de l'énergie vibratoire entre les atomes tout en supposant que la résonance vibratoire entre les atomes ne pourrait émettre ou absorber de l'énergie qu'à des niveaux discrets proportionnels à la fréquence d'oscillation [5]. Cette équation à deux variables, la longueur d'onde (λ) et la température (T), est appelée la loi du rayonnement de Planck [6] :

$$M_\lambda = 2\pi hc^2 \lambda^{-5} \left(e^{\frac{hc}{\lambda kT}} - 1 \right)^{-1} \text{ (W.m}^{-2}.\mu\text{m}^{-1}) \quad (\text{I.2})$$

Où :

T est la température en Kelvin,

$k = 1.38 \cdot 10^{-23}$ J.K⁻¹ est la constante de Boltzmann,

$h = 6.623 \cdot 10^{-34}$ J.s est la constante de Planck,

$c = 3 \cdot 10^8$ m.s⁻¹ est la vitesse de la lumière dans le vide.

Si on fixe la température dans l'équation (I.2) à des valeurs déterminées, on trace une famille de courbes reliant l'existance (ou l'émittance) spectrale à la longueur d'onde, comme indiqué sur la Figure I.3. Les courbes montrent d'une part, que l'augmentation de la température entraîne une augmentation de l'existance, mais aussi un déplacement de son pic vers les longueurs d'onde les plus courtes. D'autre part, on note que le pic de l'existance du soleil correspond exactement à la gamme des longueurs d'onde de la lumière visible, bien qu'il émette aussi des parties de l'infrarouge et de l'ultraviolet [7].

Il est possible de calculer l'existance totale d'un corps noir par l'intégration de l'équation de Planck sur toutes les longueurs d'onde. Cela conduit à l'équation de Stephan-Boltzmann qui montre que le rayonnement total émis par un corps noir est proportionnel à la quatrième puissance de sa température absolue :

$$M = \int_0^\infty M_\lambda d\lambda = \frac{2\pi^5 k^4 T^4}{15c^2 h^3} = \sigma T^4 \quad (\text{I.3})$$

Où $\sigma = 5.67 \cdot 10^{-8}$ W.m⁻².K⁻⁴ représente la constante de Stephan-Boltzmann.

Une autre loi fondamentale du rayonnement pouvant également être dérivée de l'équation de Planck, est la loi du déplacement de Wien. Cette loi stipule que la longueur d'onde correspondant à l'existance maximale du corps noir est inversement proportionnelle à sa température absolue T :

$$\lambda_{\max} = \frac{A}{T} \quad (\text{I.4})$$

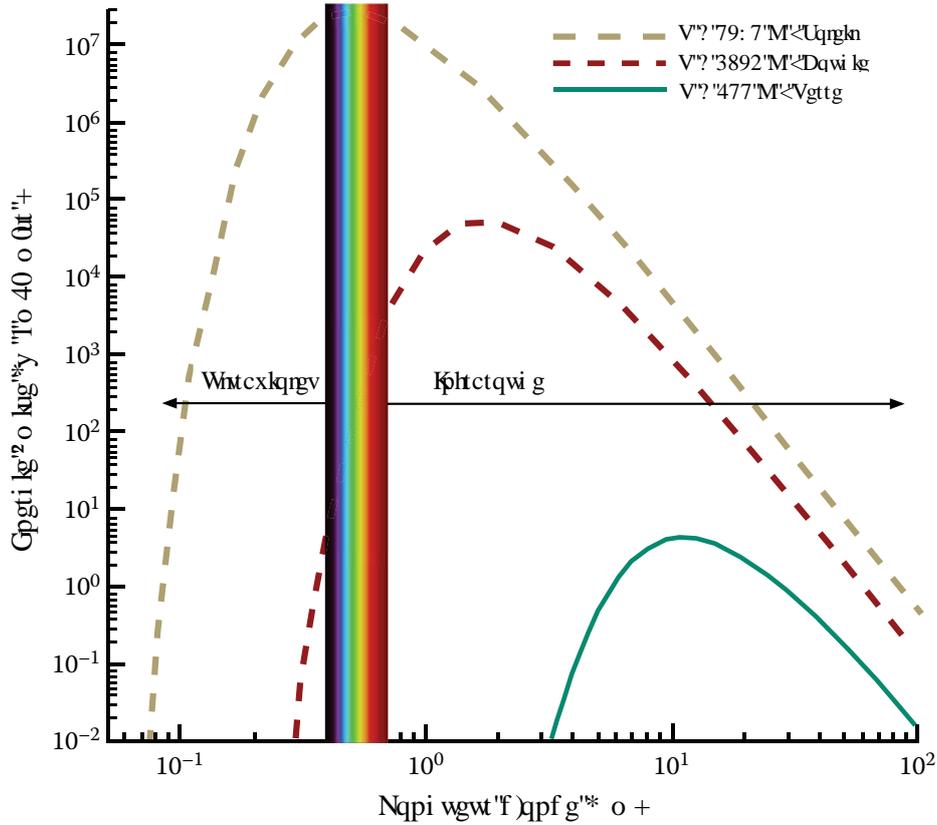


Figure I.3: Exittance spectrale du corps noir

Où $A = 2898 \mu\text{m}\cdot\text{K}$ représente la constante du déplacement de Wien. Cette formule est obtenue en déterminant la racine de la dérivée de l'équation de Planck par rapport à la longueur d'onde λ . Elle prédit que l'exittance maximale du soleil, à environ 5785 K, correspond exactement au spectre visible autour de $0.5 \mu\text{m}$.

Un corps réel, selon la loi de Kirchhoff, n'est jamais un émetteur parfait, son exittance ne constitue alors qu'une portion de celle d'un émetteur parfait, on introduit ainsi le concept de l'émissivité. L'émissivité d'un corps réel est défini par le rapport de son exittance spectrale (M_λ) à celle d'un corps noir idéal (M_λ^{BB}) à la même température T :

$$\varepsilon(\lambda) = \frac{M_\lambda(T)}{M_\lambda^{BB}(T)} \tag{I.5}$$

L'émissivité peut prendre des valeurs entre 0, pour un réflecteur parfait ou corps blanc, et 1 pour un absorbeur parfait ou corps noir [8]. Un corps dont l'émissivité est approximativement constante en fonction de la longueur d'onde est dit corps gris, tandis qu'un objet dont l'émissivité est variable en fonction de la longueur d'onde est appelé émetteur sélectif. On note qu'un corps gris est le plus souvent décrit par un corps noir ayant la même exittance, mais à une température différente [5]. Le soleil, par exemple, peut être approché par un corps noir à une température approximative de 5800 K.

La transmissivité, l'absorptivité et la réflectivité sont également des propriétés fondamentales de la matière. La transmissivité est la capacité du matériau à permettre au flux de se propager à travers lui. La transmittance τ peut donc être exprimée par le rapport entre l'exitance M_τ d'un matériau et son irradiance E_i . La transmittance spectrale est donnée par la formule suivante :

$$\tau(\lambda) = \frac{M_\tau(\lambda)}{E_i(\lambda)} \quad (\text{I.6})$$

De même, la réflectivité est la capacité du matériau de retourner le flux incident dans l'hémisphère d'incidence. La réflectance ρ est exprimée par le rapport de l'exitance M_ρ d'un matériau à l'irradiance E_i . La réflectance spectrale peut donc être exprimée comme suit :

$$\rho(\lambda) = \frac{M_\rho(\lambda)}{E_i(\lambda)} \quad (\text{I.7})$$

Finalement, on définit l'absorptivité par la capacité du matériau à éliminer le flux électromagnétique en lui convertissant à une forme d'énergie. L'absorptance α est exprimée par le rapport entre le flux incident par unité de surface et converti en une autre forme d'énergie M_α , et l'irradiance sur cette surface. L'absorptance spectrale vaut donc :

$$\alpha(\lambda) = \frac{M_\alpha(\lambda)}{E_i(\lambda)} \quad (\text{I.8})$$

Selon le principe de conservation d'énergie, on peut écrire :

$$\alpha + \tau + \rho = 1 \quad (\text{I.9})$$

Ou pour les corps opaques :

$$\alpha + \tau = 1 \quad (\text{I.10})$$

De plus, la loi de Kirchhoff stipule que l'émissivité doit être numériquement égale à l'absorption pour les surfaces en équilibre thermodynamique (les bons absorbeurs sont des bons émetteurs). Par conséquent, on exprime la relation de conservation de l'énergie par :

$$\varepsilon + \tau + \rho = 1 \quad (\text{I.11})$$

Ou pour les corps opaques :

$$\varepsilon + \tau = 1 \quad (\text{I.12})$$

I.4 Interaction Atmosphère – Rayonnement électromagnétique

I.4.1 Réfraction

La réfraction est un phénomène qui se produit lorsqu'un flux lumineux traverse des milieux transparents (air, eau ...etc.) de densités différentes. Le niveau de réfraction dépend de l'angle

d'incidence avec lequel le rayon lumineux frappe la surface du milieu. L'effet de réfraction associé aux milieux de transmission est une représentation physique du temps plus long nécessaire à la lumière pour traverser le milieu le plus dense, Figure I.4.

Sachant que la température des couches atmosphériques est variable en fonction de la hauteur, ceci pourrait affecter la densité de l'air. Par conséquent, la polarisation des signaux recueillis par les capteurs de télédétection pourrait influencer sur la précision de la mesure.

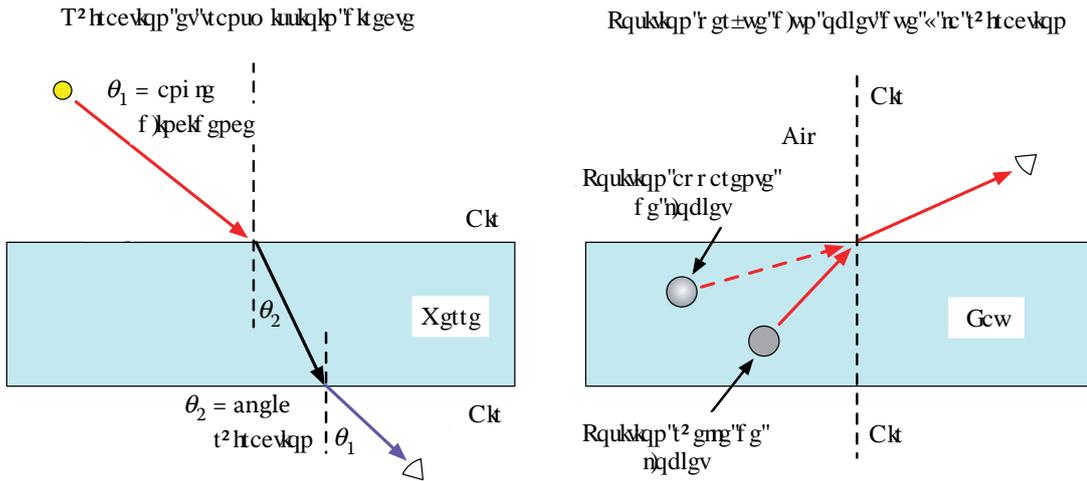


Figure I.4: Phénomène de réfraction

I.4.2 Absorption

Lorsqu'un faisceau lumineux frappe la surface d'un objet, une partie de son énergie est absorbée par des réactions moléculaires ou électroniques à l'intérieur de cet objet ; une partie de cette énergie absorbée est réémise sous forme d'émissions thermiques de longueurs d'onde plus longues, tandis que le reste de l'énergie ne quittera jamais et se traduit par un échauffement de l'objet cible. Les absorbeurs du rayonnement les plus importants dans l'atmosphère sont l'oxygène O₂, l'ozone O₃, le dioxyde de carbone CO₂ et la vapeur d'eau H₂O. Leur spectre d'absorption est donné sur la Figure I.5 [8].

I.4.3 Réflexion

Un capteur aérien ou spatial, tout comme l'œil humain, est capable de percevoir les objets lumineux en profitant des propriétés de réflexion de la lumière. La surface de la terre reflète la lumière de façon spéculaire ou diffuse comme montré sur la Figure I.6. Les facteurs influant sur la réflectivité sont principalement les caractéristiques d'absorption de l'objet réfléchissant (eau, pigments, minéraux, ...etc.), la rugosité de la surface et les angles d'illumination et d'observation. La réflexion spéculaire se produit sur les surfaces lisses, tandis que la variation

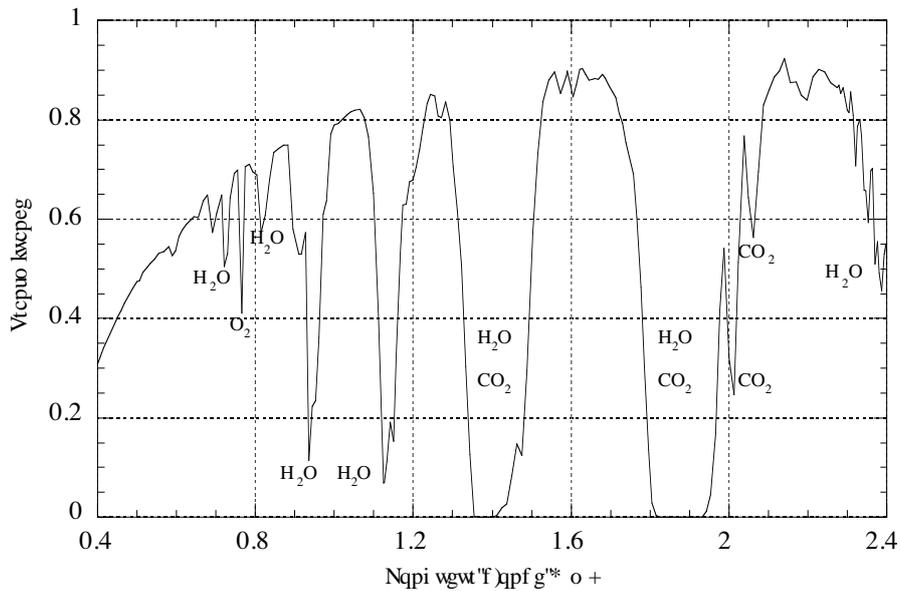


Figure I.5: Spectre d'absorption des principaux constituants de l'atmosphère

de la rugosité de surface peut entraîner une réflexion diffuse ou Lambertienne à cause des variations de la normale le long de la surface. Toutefois, les lois de réflexions se conservent, c'est-à-dire, le rayon incident, la normale et le rayon réfléchi se trouvent toujours dans le même plan.

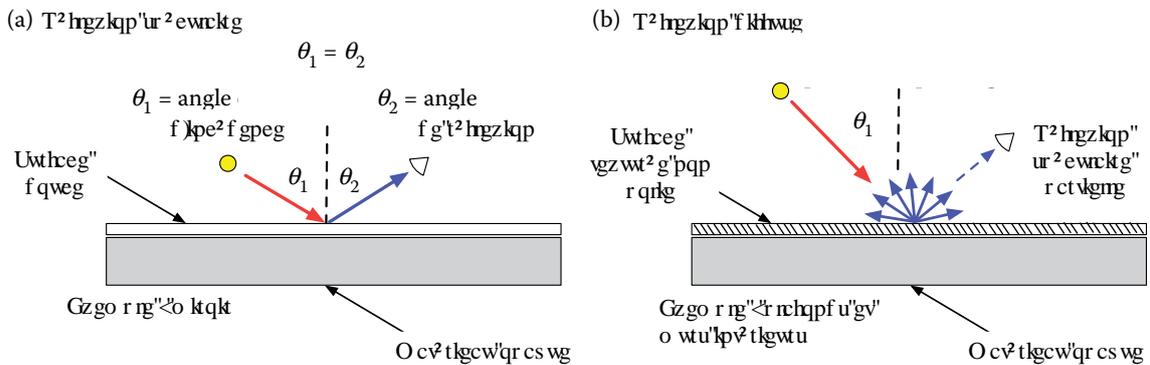


Figure I.6: Différents types de réflexion

I.4.4 Diffusion

La diffusion du rayonnement solaire par les particules de l'atmosphère influence également leur direction d'une manière aléatoire. L'impact de la diffusion est lié à la longueur d'onde du

rayonnement, le diamètre de la particule et la densité optique de l'atmosphère ainsi que son absorptivité. Trois types de diffusion sont souvent rencontrés en télédétection :

- *La diffusion de Rayleigh* : correspond à l'interaction du rayonnement avec des molécules et particules de diamètres très faible par rapport à la longueur d'onde du rayonnement.
- *La diffusion de Mie* : correspond à l'interaction du rayonnement avec des particules de diamètre proche de la longueur d'onde du rayonnement (ciel peu nuageux et poussière).
- *La diffusion non sélective* : se produit en présence des particules de diamètre plusieurs fois supérieure à la longueur d'onde du rayonnement (grande goutte d'eau, nuages, brouillard).

I.5 Fenêtres atmosphériques en télédétection optique

La propagation des ondes électromagnétiques dans l'atmosphère est affectée par les conditions atmosphériques (température, pression, densité de l'air, etc.), ainsi que les différents composants de l'atmosphère (gaz et particules de l'air comme les aérosols et les nuages). Les gaz et les particules de l'air ont un effet diffusif, et même d'absorption/réémission sur le rayonnement électromagnétique d'une manière sélective vis-à-vis de la longueur d'onde. L'atmosphère donc ne laisse passer qu'un nombre limité de bandes spectrales du rayonnement solaire appelées fenêtres atmosphériques dont la connaissance joue un rôle primordiale pour les spécialistes de télédétection lors de la conception des capteurs.

La Figure I.7 montre les niveaux atmosphériques atteints par les différentes portions du spectre électromagnétique sur leur chemin vers la surface de la terre avant d'être absorbés par les différents constituants de l'atmosphère. Il est à noter que seules la lumière visible, l'infrarouge et une petite portion de l'ultraviolet peuvent traverser l'atmosphère pour atteindre la surface de la terre ou le niveau de la mer [7]. Dans cette gamme de longueurs d'onde allant de 0.4 jusqu'à 2.5 μm se produit donc ce qu'on appelle la télédétection optique.

Pour mieux illustrer le concept de fenêtres atmosphériques, la Figure I.8 montre le spectre du rayonnement solaire en dehors de l'atmosphère et au niveau de la mer. D'abord, on note que le spectre du rayonnement solaire en dehors de l'atmosphère est identique à celui du corps noir à une température de 5900 K, raison pour laquelle le soleil est toujours décrit par un corps noir à cette température.

Les gaps en noir représentent des bandes spectrales avec une faible exitance, résultant de l'absorption du rayonnement par les différents composants de l'atmosphère. Par conséquent, ces longueurs d'onde n'arrivent pas à la surface de la terre et ne peuvent pas donc être utilisées en télédétection. En revanche, les bandes de longueurs d'onde avec une forte exitance tel que la gamme visible, constituent des fenêtres atmosphériques utilisées principalement en télédétection.

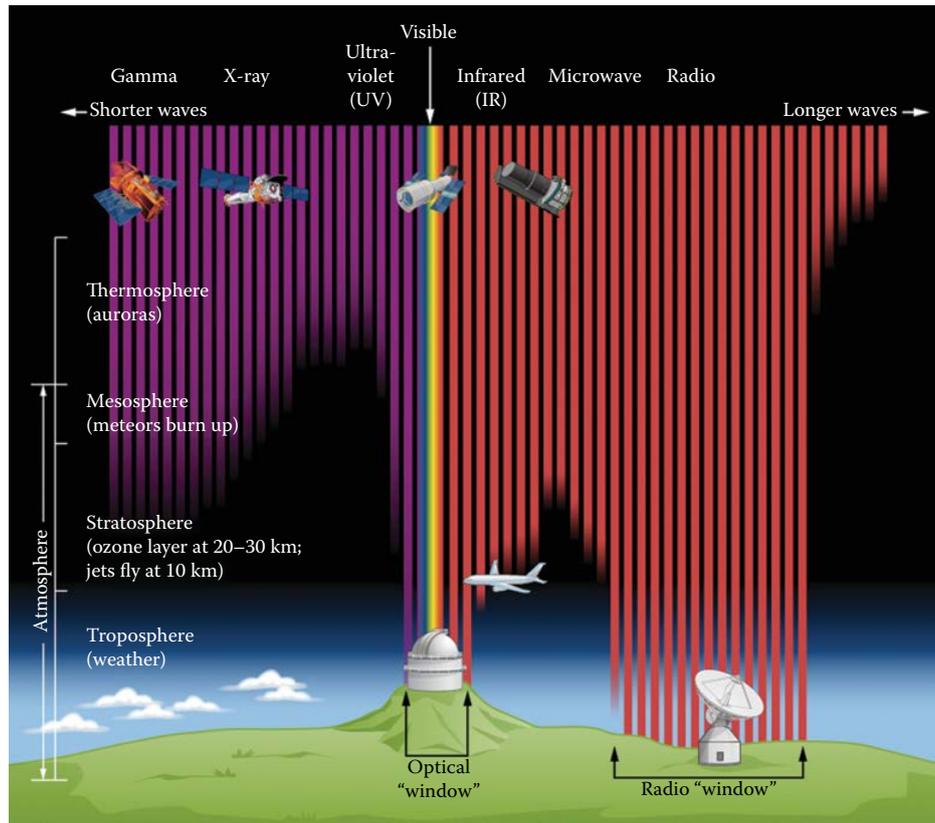


Figure I.7: Fenêtres atmosphériques et transfert du rayonnement

I.6 Systèmes de télédétection

Les pixels d'une image numérique résultent de l'échantillonnage d'un flux continu de données obtenu par le balayage du capteur (TM, ETM+, AVHRR, etc.) suivant le sens transversal (cross-track, orthogonal à la direction du mouvement de la plateforme), plus le mouvement de la plateforme suivant le sens longitudinal (in-track, en anglais).

Les principaux scanners rencontrés en télédétection sont les scanners en ligne, les scanners whiskbroom et les scanners pushbroom, Figure I.9. Les scanners en ligne utilisent un seul élément détecteur, généralement un CCD, pour scanner toute la scène. Les scanners whiskbroom, quant à eux, utilisent plusieurs détecteurs alignés dans le sens longitudinal. Les scanners pushbroom disposent d'une ligne de plusieurs milliers de détecteurs, alignés dans le sens transversal, qui assurent le scan de la largeur entière de la scène au fur et à mesure que la plateforme se déplace.

Pour tous les scanners, l'angle de couverture transversal du capteur est appelé le champ de vision (FOV : Field Of View), tandis que la couverture correspondante projetée sur la surface de la terre est appelée GFOV (GFOV : Ground-projected Field Of View). La projection géométrique d'un seul détecteur de largeur w sur la surface de la terre est appelée GIFOV (GIFOV : Ground-projected Instantaneous Field Of View), Figure I.10. Le GIFOV dépend

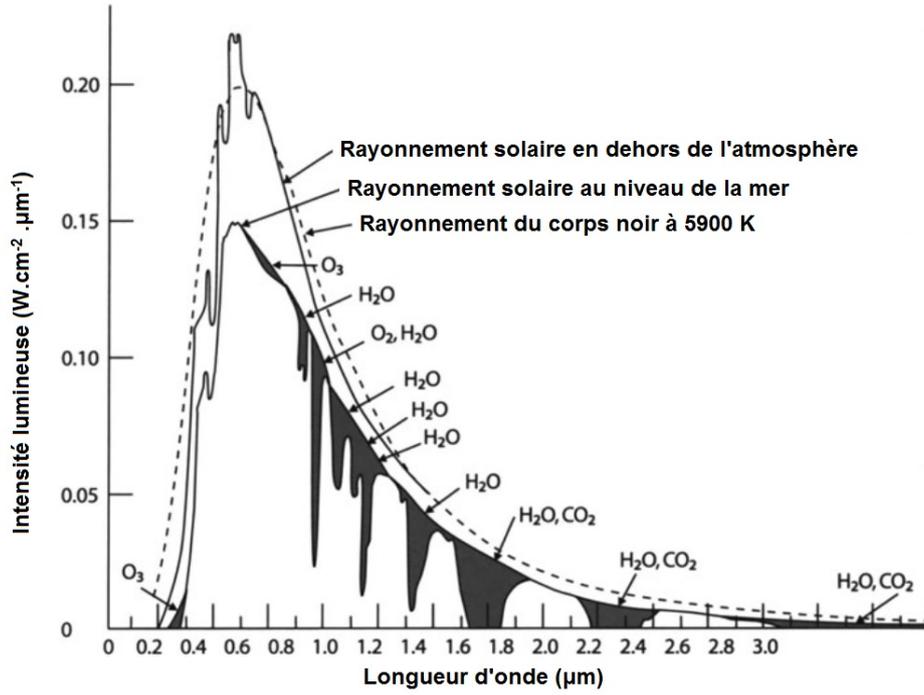


Figure I.8: Spectre d'extinction au niveau de la mer et spectre d'absorption des différents constituents de l'atmosphère

de l'altitude du capteur H , la distance focale f , et la largeur du détecteur w :

$$GIFOV = w \times \frac{H}{f} = \frac{w}{m} \quad (\text{I.13})$$

Où $m = f/H$ est le grossissement géométrique (en anglais : geometric magnification). Un autre concept à ne pas confondre avec le GIFOV est le GSI (GSI : Ground-projected Sample Interval) qui définit l'espacement entre les pixels sur la surface de la terre, comme le montre la Figure I.11. Le GSI est déterminé par le taux d'échantillonnage dans les deux sens, transversal et longitudinal, ainsi que la vitesse de la plateforme. Le GSI dépend de l'altitude du capteur H , la distance focale f , et l'espacement entre-détecteurs (ou taux d'échantillonnage spatial) [2]. Si le taux d'échantillonnage est égal à un pixel par espacement entre-détecteurs, le GSI au point nadir, c'est-à-dire verticalement à la surface de la terre, sera :

$$GSI = \text{espacement entre - dtecteurs} \times \frac{H}{f} = \frac{\text{espacement entre - dtecteurs}}{m} \quad (\text{I.14})$$

Dans le cas typique, les taux d'échantillonnage sont conçus pour que le GSI soit égal au GIFOV, afin d'éviter tout chevauchement entre les pixels voisins. Toutefois, certains systèmes, tels que MSS et AVHRR, possèdent un taux d'échantillonnage transversal élevé qui entraîne un chevauchement entre les GIFOV voisins. Ce 'sur-échantillonnage' se traduit par une amélioration de la qualité de données, mais aussi augmente la corrélation entre les pixels voisins

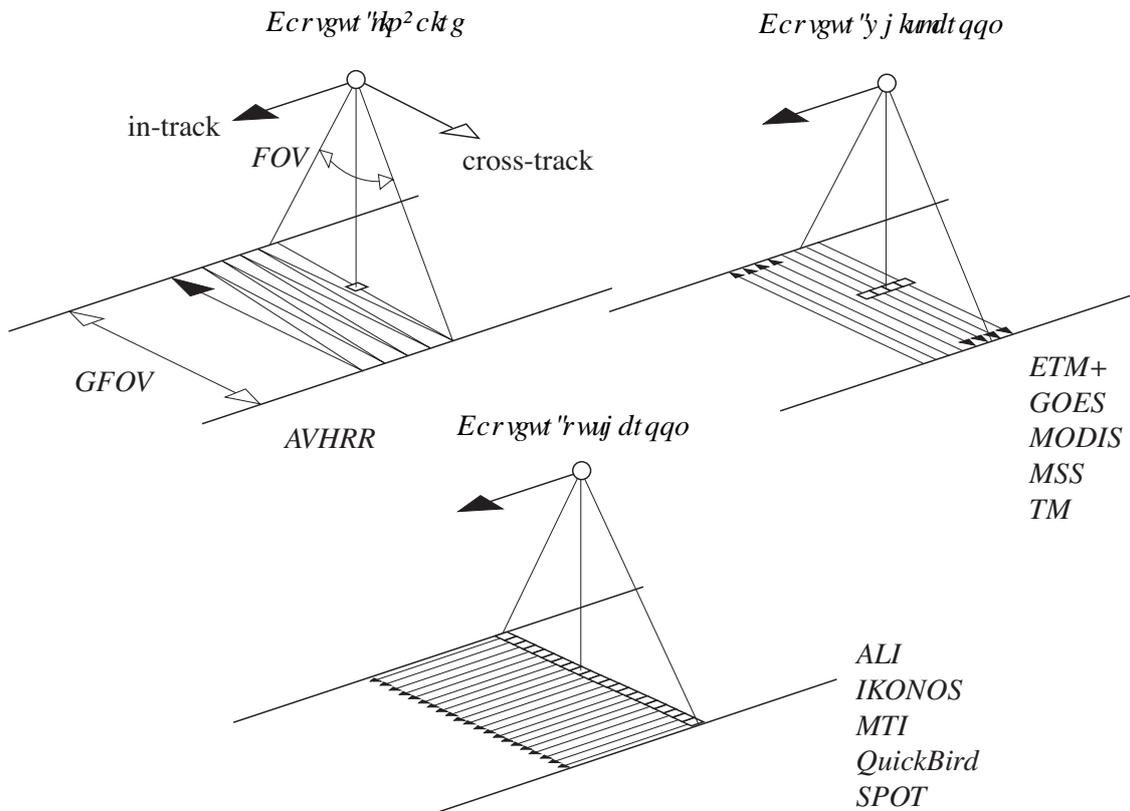


Figure I.9: Différents types de scanners. Les flèches solides représentent la direction du mouvement de la plateforme. Durant le scan, et puisque la terre est en rotation dans le sens transversale par rapport au sens de mouvement de la plateforme, il en résulte une inclinaison de la scène couverte dans les deux côtés est et ouest (East–West skew).

et par conséquent entraîne une augmentation de la quantité de données collectée sur le GFOV [2].

La projection du détecteur, sur la Figure I.10, est considérée au point nadir. Toutefois, pendant le scan, le mouvement de la plateforme et le mouvement de la terre, le GIFOV se déplace dans les deux côtés du point nadir durant le temps d'intégration du détecteur, conduisant ainsi à ce qu'on appelle le GIFOV effectif qui est un peu plus large que celui correspondant au point nadir. D'autre part, pendant que le scan se fait off-nadir, le GIFOV effectif augmente à cause de la projection oblique du détecteur sur la surface de la terre. On appelle ce phénomène l'agrandissement du pixel ou *pixel growth* en anglais.

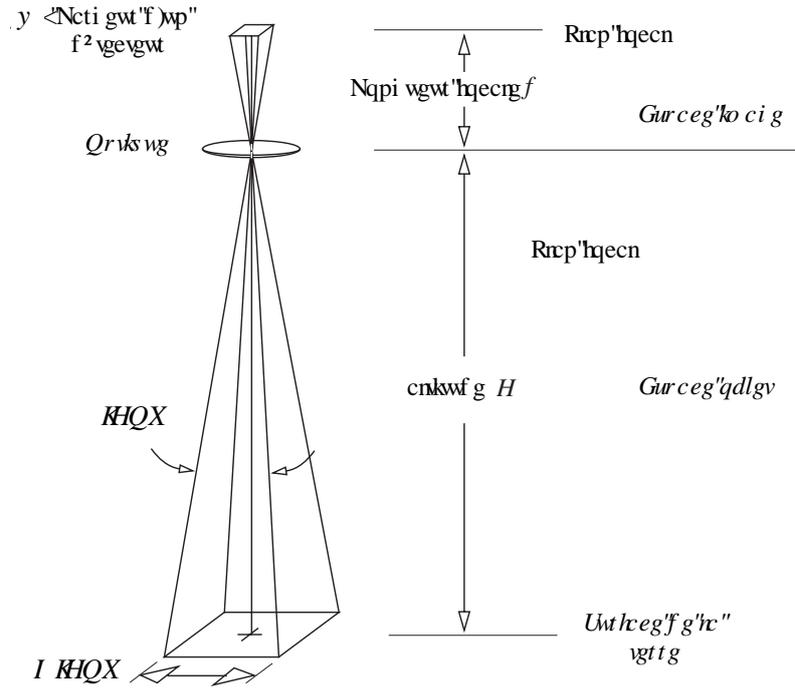


Figure I.10: Description géométrique de la projection d'un élément détecteur sur la surface de la terre. Les grandeurs w et f sont fortement exagérées relativement à la hauteur H du capteur.

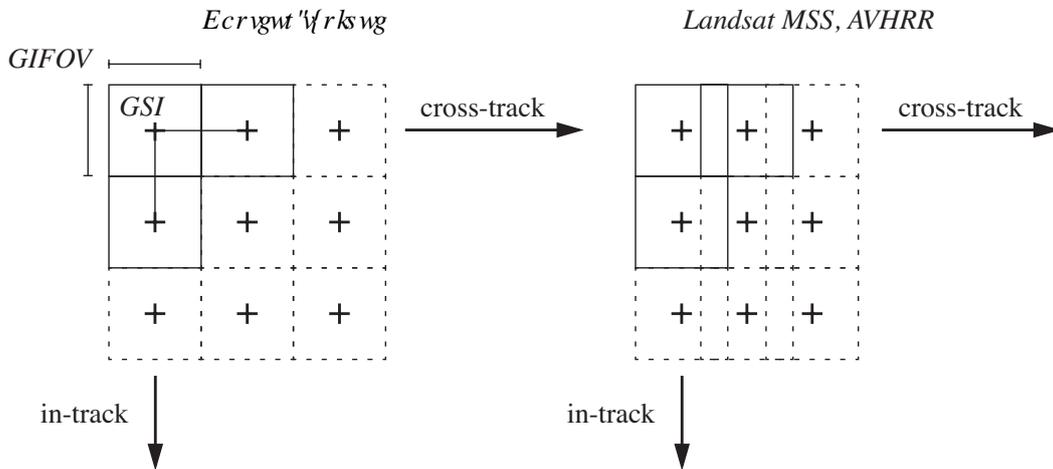


Figure I.11: Relation entre GIFOV et GSI. Le signe plus représente le centre du pixel. Pour le capteur MSS, le GSI transversal (cross-track) est de 57m alors que le GIFOV est de 80m, résultant ainsi à un rapport de 1,4 pixels/GIFOV. Pour le capteur AVHRR, ce rapport vaut 1,36 pixels/GIFOV.

I.7 Formation des images de télédétection

Comprendre la formation de l'image est une condition préalable à la compréhension complète des méthodes de récupération des informations à partir de l'image. L'analyse du processus par lequel le monde tridimensionnel est projeté sur une image bidimensionnel, conduit à deux questions clés de la formation de l'image [9] :

- Qu'est-ce qui détermine où l'image d'un point d'une scène (il sera plus approprié de parler d'une surface élémentaire plutôt d'un point), apparaîtra sur le plan image? Plus précisément, on s'interroge sur la distribution spatiale de l'information sur le plan image.
- Qu'est-ce qui détermine la luminosité de l'image d'une surface élémentaire? Autrement dit, et pour aller plus loin, comment déterminer la valeur d'un pixel de l'image?

I.7.1 Composants du rayonnement du point de vue d'un capteur

La télédétection passive dans le domaine optique, s'étendant du visible au TIR, se sert de deux sources du rayonnement. D'un part, dans le domaine s'étendant du visible au SWIR, le rayonnement recueilli par les systèmes de télédétection provient principalement du soleil. Une partie de ce rayonnement est réfléchi par la surface de la terre, tandis que l'autre partie est diffusée par l'atmosphère, sans jamais atteindre la terre. D'autre part, le rayonnement dans le domaine TIR est émis directement par les matériaux sur la terre et se combine, sur son chemin vers le capteur, avec le rayonnement thermique émis par l'atmosphère (diffusions de Rayleigh et de Mie).

I.7.1.1 Domaine Visible–SWIR

Les principaux transferts de rayonnement dans ce domaine sont illustrés sur la Figure I.12. Il y a généralement trois composants significatifs du rayonnement reçu par le capteur :

- Rayonnement réfléchi par la surface de la terre, L_λ^r .
- Rayonnement diffusé par l'atmosphère vers le capteur, L_λ^d .
- Rayonnement diffusé par l'atmosphère puis réfléchi par la terre, L_λ^{dr} .

Le rayonnement total reçu par le capteur est égale à la somme des rayonnements décrits ci-dessus :

$$L_\lambda^S = L_\lambda^r + L_\lambda^d + L_\lambda^{dr} \quad (\text{I.15})$$

L'atmosphère constitue une influence inévitable en télédétection dans le domaine Visible–SWIR. Il diffuse et absorbe le rayonnement le long du chemin solaire (chemin entre soleil et terre), et aussi le long du chemin de vision (chemin entre terre et capteur). La fraction du rayonnement qui arrive à la surface de la terre en provenance du soleil est appelée transmittance du chemin solaire, $\tau_s(\lambda)$, tandis que celle qui arrive au capteur est appelée transmittance

du chemin de vision et notée $\tau_v(\lambda)$. Il est à noter que, les transmittances $\tau_s(\lambda)$ et $\tau_v(\lambda)$ n'ont pas d'unité, et prennent ses valeurs dans l'intervalle $[0,1]$.

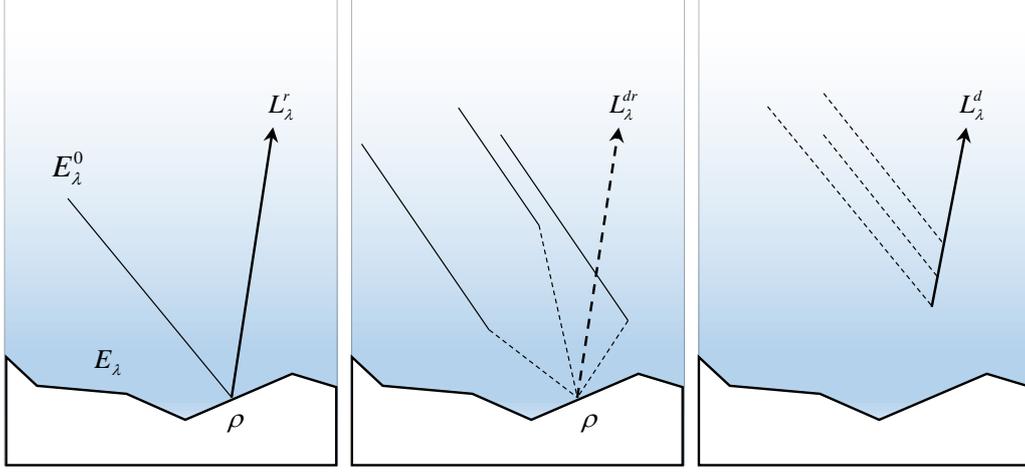


Figure I.12: Différents composants du rayonnement, vu par un capteur, dans le domaine Visible–SWIR

I.7.1.1.1 Rayonnement réfléchi par la surface de la terre, L_λ^r

L'irradiance E_λ à un plan sur la surface de la terre et perpendiculaire au chemin solaire est donnée par l'expression suivante :

$$E_\lambda = \tau_s(\lambda) E_\lambda^0 \quad (\text{I.16})$$

Où E_λ^0 est l'irradiance spectrale au-dessus de l'atmosphère de la terre. L'irradiance à une surface dépend de l'angle d'incidence, étant maximum si la surface est perpendiculaire à l'angle d'incidence. La diminution varie en fonction du cosinus de l'angle mesuré entre le vecteur incident et la normale à la surface. Pour tenir compte donc des variations de la forme du terrain, l'équation (I.16) devient :

$$E_\lambda = \tau_s(\lambda) E_\lambda^0 \cos[\theta(x, y)] \quad (\text{I.17})$$

L'irradiance E_λ est ensuite réfléchi par la surface de la terre, le plus souvent considérée comme une surface Lambertienne, et convertie en une radiance émise L_λ donnée par :

$$\begin{aligned} L_\lambda(x, y) &= \rho(x, y, \lambda) \frac{E_\lambda(x, y)}{\pi} \\ &= \rho(x, y, \lambda) \frac{\tau_s(\lambda) E_\lambda^0}{\pi} \cos[\theta(x, y)] \end{aligned} \quad (\text{I.18})$$

Où ρ est la réflectance spectrale diffuse de la surface de la terre, tandis que le coefficient $1/\pi$ représente la fonction de distribution de la réflectivité bidirectionnelle (BRDF : Bidi-

rectional Reflectance Distribution Function) d'une surface Lambertienne, présentée en détail dans l'annexe B.

La radiance émise par la surface de la terre L_λ , est ensuite multipliée par la transmittance du chemin de vision, $\tau_v(\lambda)$, pour donner la radiance incidente au capteur, L_λ^r :

$$\begin{aligned} L_\lambda^r &= \tau_v(\lambda)L_\lambda \\ &= \rho(x, y, \lambda) \frac{\tau_v(\lambda)\tau_s(\lambda)E_\lambda^0}{\pi} \cos[\theta(x, y)] \end{aligned} \quad (\text{I.19})$$

I.7.1.1.2 Rayonnement diffusé par l'atmosphère puis réfléchi par la terre, L_λ^d

Le rayonnement réfléchi par l'atmosphère est une combinaison de la diffusion de Rayleigh et la diffusion de Mie. Ce terme peut varier dans une scène hétérogène, par exemple, entre une zone rurale et une zone urbaine, ou en présence de panaches de fumée provenant des incendies. Il varie également avec l'angle de vision où il montre des valeurs importantes pour un large FOV (AVHRR), ou pour un capteur pointé hors-nadir (SPOT). Toutefois, pour une scène homogène et pour un capteur pointé sur-nadir avec un FOV relativement étroit (TM et ETM+), ce terme est supposé être constant sur toute la scène, et sera noté tout simplement, L_λ^d [2].

Le rayonnement solaire total reçu par le capteur est la somme des composants décrits précédemment :

$$\begin{aligned} L_\lambda^s(x, y) &= L_\lambda^r(x, y) + L_\lambda^d(x, y) + L_\lambda^{dr} \\ &= \rho(x, y, \lambda) \frac{\tau_v(\lambda)}{\pi} \{ \tau_s(\lambda) E_\lambda^0 \cos[\theta(x, y)] + F(x, y) E_\lambda^d \} + L_\lambda^{dr} \end{aligned} \quad (\text{I.20})$$

I.7.1.1.3 Rayonnement réfléchi par l'atmosphère vers le capteur, L_λ^{dr}

Ce terme est proportionnel à la réflectance, ρ , et l'irradiance sur la surface de la terre du rayonnement diffusé par l'atmosphère, E_λ^d . Le terme L_λ^{dr} est donné par :

$$L_\lambda^{dr} = F(x, y) \rho(x, y, \lambda) \frac{\tau_v(\lambda) E_\lambda^d}{\pi} \quad (\text{I.21})$$

Pour un capteur, l'hémisphère couvrant une surface n'est peut-être pas entièrement visible à cause de la topographie du terrain. Le facteur F est donc introduit pour représenter la fraction de l'hémisphère vue par le détecteur concerné. On note que, F est égal à un pour un terrain complètement plat.

I.7.1.2 Domaine TIR

Dans le domaine des longueurs d'onde moyennes (MWIR : Mid-Wave Infra-Red) l'importance du rayonnement solaire diminue et celle du rayonnement thermique émis augmente pour les réflecteurs Lambertiens. En revanche, dans le domaine des longueurs d'onde longues (LWIR : Long-Wave Infra-Red), le rayonnement solaire direct n'a pas d'importance autre

que le réchauffement des objets par rapport au rayonnement thermique émis par les objets eux-mêmes. Une exception de cette règle est rarement faite pour les objets qui sont des réflecteurs spéculaires, où les rayonnements solaires réfléchis peuvent dépasser les rayonnements émis.

Les principaux rayonnements thermiques émis dans le domaine TIR sont illustrés sur la Figure I.13. On distingue généralement trois types de rayonnement :

- Rayonnement émis par la terre, L_λ^{et} .
- Rayonnement émis par l'atmosphère puis réfléchi par la terre, L_λ^{er} .
- Rayonnement émis par l'atmosphère vers le capteur, L_λ^{ea} .

Le rayonnement total reçu par le capteur, dans le domaine TIR, vaudra donc :

$$L_\lambda^e = L_\lambda^{et} + L_\lambda^{er} + L_\lambda^{ea} \quad (\text{I.22})$$

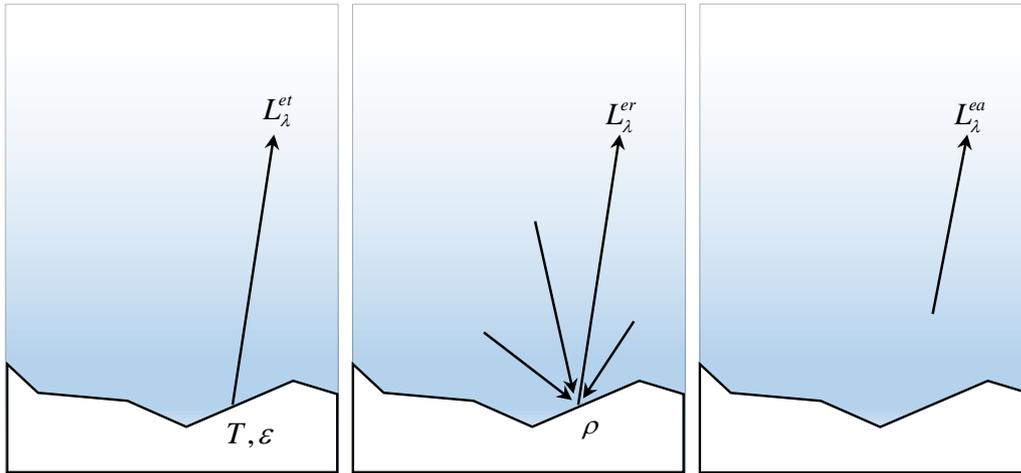


Figure I.13: Différents composants du rayonnement, vu par un capteur, dans le domaine TIR

I.7.1.2.1 Rayonnement émis par la terre, L_λ^{et}

Par analogie à l'équation (I.18) qui donne la radiance réfléchie par la surface de la terre, la radiance émise est donnée par l'expression suivante :

$$L_\lambda(x, y) = \varepsilon(x, y, \lambda) \frac{M_\lambda[T(x, y)]}{\pi} \quad (\text{I.23})$$

Où $\varepsilon(x, y, \lambda)$ et $M_\lambda[T(x, y)]$ sont l'émissivité et l'exittance énergétique spectrale d'une surface élémentaire de la terre au voisinage du point (x, y) , respectivement, tandis que T représente la température. La relation qui lie la radiance émise et la température de la source n'est pas évidente à partir de l'équation (I.23). Toutefois, il a été montré que dans des intervalles de température relativement étroits, la radiance émise est approximativement linéaire

vis-à-vis la température [2]. Par conséquent, dans le cas où on ne s'intéresse pas à la mesure de la température elle-même à partir des images de télédétection, l'équation (I.23) peut se réécrire sous la forme :

$$L_\lambda(x, y) \approx \varepsilon(x, y, \lambda) \frac{[a_\lambda T(x, y) + b_\lambda]}{\pi} \quad (\text{I.24})$$

Où a_λ et b_λ sont deux coefficients faiblement liés à la longueur de l'onde λ . Ils sont donnés en pratique par leurs moyennes sur la bande passante spectrale du capteur [2]. Le rayonnement émis par la terre traverse le chemin de vision pour atteindre le capteur,

$$\begin{aligned} L_\lambda^{et}(x, y) &= \tau_v(\lambda) L_\lambda(x, y) \\ &= \varepsilon(x, y, \lambda) \frac{\tau_v(\lambda) [a_\lambda T(x, y) + b_\lambda]}{\pi} \end{aligned} \quad (\text{I.25})$$

I.7.1.2.2 Rayonnement émis par l'atmosphère puis réfléchi par la terre, L_λ^{er}

L'atmosphère émet également un rayonnement thermique vers le bas, qui est ensuite réfléchi par la surface de la terre vers le capteur. Ce terme est analogue au composant, L_λ^{dr} :

$$L_\lambda^{er} = F(x, y, \lambda) \rho(x, y, \lambda) \frac{\tau_v(\lambda) M_\lambda^a}{\pi} \quad (\text{I.26})$$

Où M_λ^a désigne l'exaltance énergétique spectrale de l'atmosphère. Le facteur F , similaire à celui de l'équation (I.20), représente la fraction de l'hémisphère vue par la surface de la terre au voisinage d'un point (x, y) .

I.7.1.2.3 Rayonnement émis par l'atmosphère vers le capteur, L_λ^{ea}

L'atmosphère émet des rayonnements, vers le haut, qui varient en fonction de la température à différentes altitudes. L'énergie totale qui atteint le capteur est l'intégration sur le chemin de vision des contributions à toutes les altitudes. On suppose que cette composante ne varie pas de façon significative sur une scène ; sauf pour les angles larges par rapport au nadir qui dépassent $\pm 20^\circ$, où cette composante a tendance à augmenter. L'exception concerne également les zones où la température de surface présente une variation spatiale importante (Par exemple, les zones de vastes incendies), qui peut influencer la température des couches atmosphériques près de la surface [2].

Le rayonnement total reçu par le capteur, dans le domaine TIR, est la somme des trois composants précédents :

$$\begin{aligned} L_\lambda^e(x, y) &= L_\lambda^{et} + L_\lambda^{er} + L_\lambda^{ea} \\ &= \varepsilon(x, y, \lambda) \frac{\tau_v(\lambda)}{\pi} [a_\lambda T(x, y) + b_\lambda] + F(x, y, \lambda) \rho(x, y, \lambda) \frac{\tau_v(\lambda) M_\lambda^a}{\pi} + L_\lambda^{ea} \end{aligned} \quad (\text{I.27})$$

I.7.1.3 Rayonnement total reçu par le capteur

Le rayonnement total, solaire et thermique, reçu par le capteur est donné par :

$$L_{\lambda}(x, y) = L_{\lambda}^s(x, y) + L_{\lambda}^e(x, y) \quad (\text{I.28})$$

Où L_{λ}^s et L_{λ}^e sont donnés par les équations (I.21) et (I.27), respectivement. Il est à noter que, le second terme est négligeable dans le domaine Visible–SWIR, tandis que le premier terme est négligeable dans le domaine TIR. Dans le domaine MWIR, les deux termes peuvent être importants selon la réflectance de la surface, l'émissivité et la température [2].

I.7.2 Traitement du rayonnement par les capteurs de télédétection

Le capteur convertit le rayonnement qu'il reçoit, qu'elle soit réfléchi ou émis, en une image de distribution spatiale de la radiance. Plusieurs transformations importantes des propriétés radiométriques, spatiales et géométriques de la radiance se produisent à ce stade. Généralement, le capteur dégrade le signal qui contient les informations utiles. Il est donc important de comprendre la nature de cette dégradation afin de concevoir convenablement des algorithmes de traitement d'image et de fournir une meilleure interprétation de leurs résultats. Un capteur électro–optique peut être modélisé par les processus représentés sur la Figure I.14.

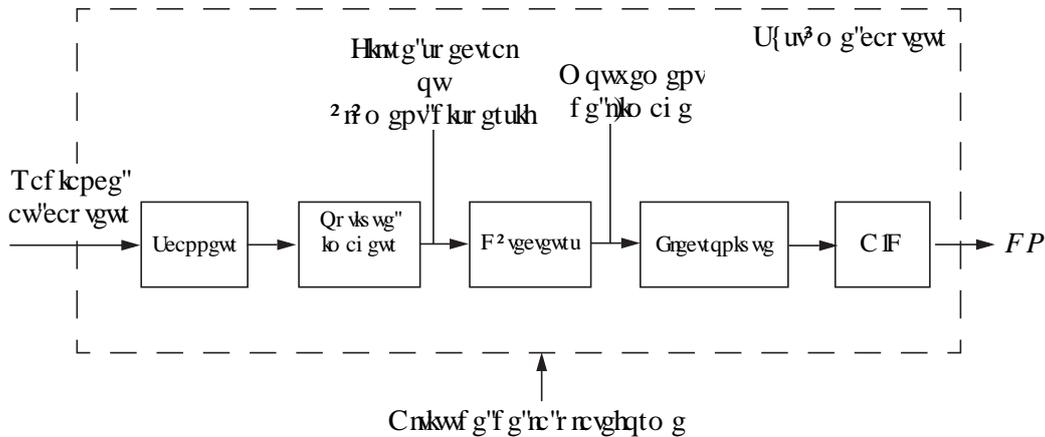


Figure I.14: Composants de base d'un système électro–optique de télédétection

Le rôle du scanneur est de convertir la radiance spatiale reçue par le capteur à un signal optique continu et variant dans le temps. Les détecteurs, quant à eux, réalisent la conversion optique–électronique produisant ainsi un signal électronique continu, variant dans le temps. Par la suite, la partie électronique du capteur amplifie le signal électronique reçu pour être ensuite échantillonné et quantifié par le convertisseur analogique–numérique, afin de produire les pixels de l'image ou notés souvent par DN (DN : digital numbers).

Un instrument de télédétection n'est jamais capable de mesurer, avec une précision infinie, des signaux physiques. Si le signal est variable dans le temps, dans le domaine des longueurs

d'onde, ou dans le domaine spatial, l'instrument ne peut que calculer la moyenne sur un intervalle non nul, de la variable concernée. Mathématiquement, cela se traduit par la formule suivante :

$$s(t) = \int_I e(\tau) h(t - \tau) d\tau \quad (\text{I.29})$$

Où $s(t)$, $e(t)$ et $h(t)$ sont le signal de sortie, le signal d'entrée et la réponse de l'instrument à un point lumineux, respectivement. Cette relation est connue sous le nom de convolution et décrit principalement les systèmes linéaires invariants dans le temps (SLIT), hypothèses qui peuvent être valables pour la plupart des systèmes d'imagerie de télédétection [10]. Ce modèle mathématique est utilisé pour décrire les réponses spatiale et spectrale des capteurs de télédétection [2].

I.7.2.1 Réponse spectrale d'un capteur de télédétection

La radiance reçue par le capteur, $L_\lambda(x, y)$, est transmise par la partie optique vers le détecteur sur le plan focal où l'image est formée. L'irradiance spectrale à un détecteur situé sur l'axe optique est liée à la radiance reçue au capteur par l'équation dite équation de caméra :

$$E_\lambda^i(x, y) = \frac{\pi\tau_0(\lambda)}{4N^2} L_\lambda(x, y) \quad (\text{I.30})$$

Où N est le nombre d'ouverture défini comme le rapport de la distance focale f au diamètre d de la pupille d'entrée. La transmittance du système optique $\tau_0(\lambda)$, en l'absence de tout filtre, est de l'ordre de 90% ou plus, et est spectralement plate, pour la plupart des systèmes optiques. Par conséquent, les modifications de la signature, si elles existent, sont négligeables [2].

A ce stade, les filtres multispectraux et les éléments de dispersion des longueurs d'onde, tels que les prismes sont introduits pour diviser l'énergie en plusieurs bandes spectrales. Si l'on note le produit de la transmittance spectrale du filtre et la sensibilité spectrale du détecteur par responsivité spectrale, $R_b(\lambda)$, le signal s_b mesuré par le capteur dans la bande b sera :

$$s_b(x, y) = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} R_b(\lambda) E_\lambda^i(x, y) d\lambda \quad (\text{I.31})$$

Où λ_{\min} et λ_{\max} définissent les bornes de sensibilité pour la bande concernée.

Afin de concevoir un lien entre la réponse spectrale d'un capteur et sa résolution spectrale, on considère l'exemple de la courbe de réflectance en fonction de la longueur d'onde de l'alunite au voisinage du doublet d'absorption de l'OH, entre les longueurs d'onde de 1350 et 1550 nm. Cette courbe est le résultat d'une mesure de laboratoire à haute résolution spectrale [2]. Imaginons maintenant que, ces données sont mesurées par un capteur hyperspectral ayant plusieurs bandes spectrales de largeur 10 nm chacune, et espacées l'une de l'autre, par un intervalle de 10 nm, Figure I.15.(a). La réflectance effective pour chaque bande est calculée par l'équation (I.31), où les responsivités des bandes spectrales sont approchées par une fonction

gaussienne. Comme la bande passante des bandes spectrales est proche aux détails du signal en termes de largeur, ces détails sont préservés. Toutefois, les minima exacts de réflectance ne sont pas retrouvés à cause de l'emplacement des bandes sur l'échelle de longueur d'onde.

Considérons maintenant des bandes spectrales de largeurs 50 nm au lieu de 10 nm. Le résultat montre une perte complète d'informations sur le doublet. En outre, même si les emplacements des bandes spectrales étaient décalés, le doublet ne serait jamais "résolu". Par ailleurs, si les bandes spectrales ne se chevauchent pas, comme indiqué sur la Figure I.15, la capacité du capteur à résoudre des caractéristiques même plus grossières est sérieusement entravée. Le compromis, bien sûr, est la charge accrue de données des spectres finement échantillonnés.

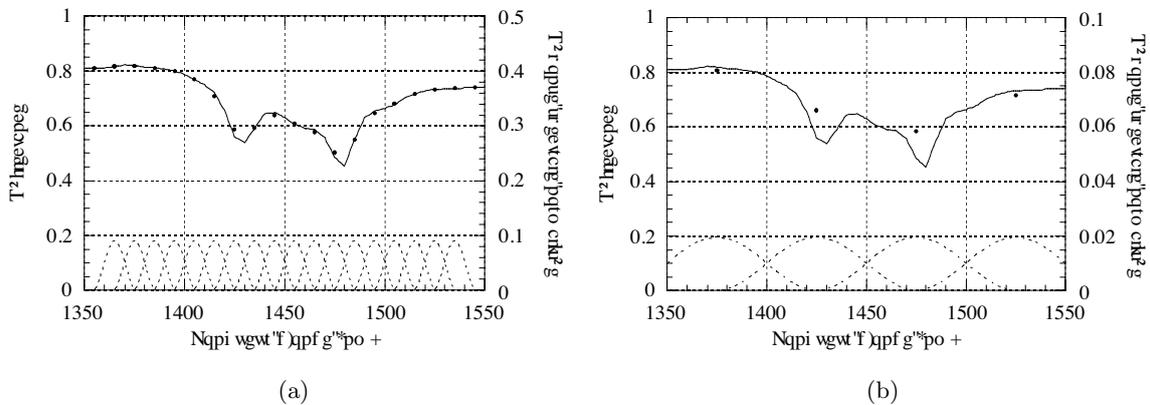


Figure I.15: Illustration de la résolution spectrale : (a) capteur à bande spectrale de largeur 10 nm (b) capteur à bande spectrale de largeur 50 nm

En réalité, les réflectances spectrales de nombreux matériaux naturels sont assez lisses, sans raies d'absorption fines. La résolution spectrale élevée des capteurs hyperspectraux semble donc avoir peu de valeur dans ces cas. Avec une meilleure compréhension des propriétés d'absorption et des interactions biochimiques entre les composants naturels, tels que la cellulose, la lignine et les protéines de la végétation, la résolution supplémentaire offerte par l'imagerie spectroscopique peut être pleinement utilisée. Comme indiqué dans les exemples précédents, l'emplacement des bandes spectrales est aussi important que la largeur de bande spectrale pour la capacité du capteur à résoudre les caractéristiques spectrales. Les capteurs hyperspectraux offrent généralement des bandes contiguës sur une large gamme du spectre. Ils sont donc supérieurs aux capteurs multispectraux avec peu de bandes spectrales, mais judicieusement placées.

I.7.2.2 Réponse spatiale d'un capteur de télédétection

Durant le processus d'acquisition, chaque objet de la scène est projeté sur le détecteur avec un facteur d'échelle et un effet d'estompage ou de 'blurring' qui caractérise le système d'imagerie. Afin de modéliser le système mathématiquement, deux hypothèses principales sont envisagées. La première est *la linéarité* du système, c'est-à-dire que le théorème de super-

position est valable. Plus précisément, dans le cas de plusieurs sources, l'image produite en considérant les contributions de toutes les sources simultanément est la même que l'image produite en ajoutant toutes les images prises pour chaque source séparément. La deuxième hypothèse est *l'invariance* de la réponse du système par rapport au décalage spatiale. Sous les hypothèses précédentes, le comportement du système est caractérisé par sa fonction de blurring caractéristique, qui est la réponse du système à un point lumineux, désignée par la fonction d'étalement du point ou PSF (PSF : Point Spread Function), ou aussi la réponse impulsionnelle du système.

L'hypothèse de la linéarité est présumable pour la plupart des systèmes d'imagerie de télédétection, tandis que l'hypothèse d'invariance au décalage spatiale est pratiquement acceptable pour la plupart des systèmes d'imagerie, une fois que les effets de diffraction causés par l'ouverture, les distorsions spatiales dues à la géométrie de la lentille et les effets de dispersion provoqués par les différentes longueurs d'onde de la lumière, peuvent être considérées comme négligeables.

La PSF est constituée de plusieurs composants. Tout d'abord, l'optique du système provoque un blurring à travers la PSF optique, PSF_{opt} . Le mouvement de l'image pendant le temps d'intégration induit également un PSF, notée PSF_{mi} . Le détecteur ajoute, lui aussi, une PSF additionnelle notée, PSF_{det} . Finalement, la PSF correspondant à l'électronique du système, notée PSF_{elc} , dégrade à son tour le signal fourni par le détecteur. La PSF totale, PSF_{T} , du système complet se calcule donc par le produit de convolution des différents PSF :

$$\text{PSF}_{\text{T}}(x, y) = \text{PSF}_{\text{opt}} * \text{PSF}_{\text{det}} * \text{PSF}_{\text{mi}} * \text{PSF}_{\text{els}} \quad (\text{I.32})$$

Le signal électronique continu fournit par le capteur, e_b , est décrit par le produit de convolution de la PSF_{T} et le signal donné par l'équation (I.31) :

$$e_b(x, y) = \int_{\alpha_{\min}}^{\alpha_{\max}} \int_{\beta_{\min}}^{\beta_{\max}} s_b(x, y) \text{PSF}_{\text{T}}(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta \quad (\text{I.33})$$

Une hypothèse importante pour l'analyse est que la PSF_{T} d'un capteur 2-D est donnée par un produit de deux PSF 1-D, dans les directions transversale et longitudinale,

$$\text{PSF}_{\text{T}}(x, y) = \text{PSF}_c(x) \text{PSF}_i(y) \quad (\text{I.34})$$

La PSF_{T} est dite séparable si l'équation (I.34) est vérifiée. La séparabilité est généralement valable pour les types de scanners d'intérêt et permet une analyse plus simple avec les fonctions 1-D [2].

I.7.2.2.1 PSF optique, PSF_{opt}

La PSF optique est définie comme étant la distribution spatiale de l'énergie sur l'image d'une source ponctuelle. Un système optique n'est jamais parfait en ce qui concerne la formation d'un point sur l'image, correspondant à une source ponctuelle. L'énergie de la source est répartie sur une petite surface dans le plan focal. L'étendue de cette répartition dépend de

nombreux facteurs, incluant la diffraction optique, les aberrations et la qualité de l'assemblage mécanique. Le plus souvent, il n'est peut-être pas possible de décrire analytiquement la PSF optique, elle doit donc être mesurée après la construction du système. Un modèle générique commun de la PSF_{opt} mesurée est la fonction Gaussienne bidimensionnelle :

$$PSF_{opt}(x, y) = \frac{1}{2\pi ab} e^{-\frac{x^2}{a^2}} e^{-\frac{y^2}{b^2}} \quad (I.35)$$

Les paramètres a et b représentent les largeurs de la PSF_{opt} dans les directions transversale et longitudinale, respectivement. Pour un système optique bien conçu, a et b sont égaux [2].

I.7.2.2.2 PSF du détecteur, PSF_{det}

La surface non nulle d'un détecteur produit, quant à elle, un blurring supplémentaire. Bien qu'elle ne soit pas parfaitement uniforme, la réponse du détecteur peut raisonnablement supposée être rectangulaire :

$$PSF_{det}(x, y) = \text{rect}\left(\frac{x}{w}\right)\text{rect}\left(\frac{y}{w}\right) \quad (I.36)$$

I.7.2.2.3 PSF due au mouvement de l'image, PSF_{mi}

Si l'image se déplace à travers les détecteurs pendant le temps nécessaire à l'intégration du signal pour un pixel, le blurring se produit. Ce phénomène est trop visible, avec une caméra de photographie conventionnelle, lorsque l'un des deux, la caméra ou l'objet, bouge durant la pose. Le mouvement de l'image est modélisé par une PSF rectangulaire dans une seule direction :

$$\text{Scanneurs Whiskbroom} \quad PSF_{mi}(x, y) = \text{rect}\left(\frac{x}{s}\right) \quad (I.37)$$

$$\text{Scanneurs Pushbroom} \quad PSF_{mi}(x, y) = \text{rect}\left(\frac{y}{s}\right) \quad (I.38)$$

Où s est la trainée spatiale ou 'smear' de l'image dans le plan focal, donnée par :

$$\text{Scanneurs Whiskbroom} \quad s = \text{vitesse du balayage} \times \text{temps d'intégration} \quad (I.39)$$

$$\text{Scanneurs Pushbroom} \quad s = \text{vitesse de la plateforme} \times \text{temps d'intégration} \quad (I.40)$$

I.7.2.2.4 PSF de l'électronique, PSF_{elec}

Le signal provenant des détecteurs est souvent filtré pour réduire le bruit. Ce traitement s'opère dans le domaine temporel, simultanément avec le scan et la lecture du signal par les

détecteurs. La dépendance temporelle de cette opération peut être convertie à une dépendance spatiale comme suit :

$$\text{Scanneurs Whiskbroom} \quad x = \text{vitesse du balayage} \times \text{durée d'échantillon} \quad (\text{I.41})$$

$$\text{Scanneurs Pushbroom} \quad s = \text{vitesse de la plateforme} \times \text{durée d'échantillon} \quad (\text{I.42})$$

Certains scanneurs Whiskbroom (AVHRR, MSS, TM et ETM+) utilisent un filtre passe-bas de type Butterworth opérant dans la direction transversale. En revanche, les scanneurs pushbroom à capteurs CCD n'utilisent pas les filtres électroniques mais comptent sur certaines propriétés intrinsèques des réseaux de capteurs, telles que la diffusion spatiale des photoélectrons, pour un réseau 2D, ou bien l'efficacité de transfert de la charge (CTE : Charge Transfer Efficiency) pour un réseau linéaire. Ces propriétés sont modélisées par une PSF électronique correspondante [2].

I.7.2.2.5 Résolution spatiale

La résolution spatiale d'un système d'imagerie est un concept qui n'est pas évident à définir. Intuitivement, la résolution spatiale se réfère à la capacité de distinguer les entités spatiales dans une image et peut être exprimée par la distance minimale par laquelle deux objets distincts sont perçus comme étant disjoints. Pour les capteurs de l'imagerie optique, la résolution spatiale est généralement liée au GIFOV de l'instrument, qui représente la projection géométrique de la largeur d'un détecteur sur la surface de la terre.

Il est à noter que la définition de la résolution spatiale à base des considérations géométriques ne tient pas compte de tous les aspects du système d'acquisition, mais uniquement de la taille physique du détecteur. En revanche, la PSF caractérise complètement les propriétés optiques du système d'acquisition, et semble donc plus raisonnable de définir la résolution spatiale à l'aide de la PSF totale, comme étant sa largeur à mi-hauteur. Afin de mettre en évidence les différences possibles entre les deux définitions, considérons le cas où la PSF est significativement plus large que le GIFOV. Dans cette situation, la résolution du système ne serait pas cohérente avec la dimension du détecteur, qui devrait être plus large. Un tel système sur-échantillonnerait inutilement la scène, puisque l'échantillonnage se base sur la taille physique du détecteur, et ceci à un coût injustifié en termes de transmission et de stockage. À l'inverse, lorsque la PSF est significativement plus étroite que le GIFOV, la dimension du détecteur doit être plus petite. Sinon, le système d'acquisition sous-échantillonnerait la scène imagée et provoquerait un effet de distorsion appelé aliasing. Pour un système correctement conçu, la largeur à mi-hauteur de la PSF totale et le GIFOV sont consistants en termes de valeur [10].

I.7.2.2.6 Fonction de Transfert de Modulation, FTM

La MTF (MTF : Modulation Transfer Function), est le module de la fonction de transfert optique OTF (OTF : Optical Transfer Function), qui représente la transformée de Fourier de la PSF. Dans la plupart des cas pratiques, où la PSF est symétrique, l'OTF est une fonction réelle et donc égale à la MTF [10]. La MTF caractérise complètement le système optique dans le domaine de Fourier de la même manière que la PSF dans le domaine spatial. L'avantage de calculer dans le domaine de Fourier est que la convolution, qui est l'opération principale dans le domaine spatial, devient une simple multiplication dans le domaine de Fourier. Par conséquent, le spectre du signal fournit par le capteur sera donc le produit du spectre de la radiance reçue et la MTF totale du système imageur.

Comme le signal fournit par le capteur devrait être échantillonné selon le théorème d'échantillonnage, en limitant autant que possible le nombre d'échantillons, les propriétés de la MTF et le choix de la fréquence d'échantillonnage, aussi appelée taux de Nyquist, définiront les caractéristiques de l'ensemble du système. Finalement, on note que la connaissance de la MTF du système optique est fondamentale pour les algorithmes du pansharpening et améliore fortement la qualité des images fusionnées [10]. Pour plus de détails sur la MTF, le lecteur est invité à se reporter à la référence [12].

I.7.2.3 Echantillonnage et quantification du signal électronique, e_b

Le signal fourni au CAN (CAN : Convertisseur Analogique–Numérique) pour l'échantillonnage et la quantification doit être filtré et amplifié afin d'éviter la saturation, et ceci au niveau de la partie électronique du capteur décrite par la PSF_{elc}. Le signal amplifié est donné par :

$$a_b = gain_b \times e_b(x, y) + offset_b \quad (\text{I.43})$$

Ensuite, après le filtrage et l'amplification, le signal est échantillonné et quantifié, le plus souvent d'une manière linéaire, pour donner les valeurs numériques des pixels, ou les DN. La valeur DN d'un pixel p de la bande b vaut :

$$\begin{aligned} DN_{pb} &= \text{int} [a_b] \\ &= \text{int} [gain_b \times e_b(x, y) + offset_b] \end{aligned} \quad (\text{I.44})$$

L'opérateur "int[.]" convertit le signal en sortie de l'amplificateur à la valeur entière la plus proche. L'échantillonnage spatio-temporel est implicite dans cet opérateur, mais il ne sera pas détaillé dans cette thèse pour des raisons de simplicité. Bien que la relation entre les DN et le signal e_b est non linéaire, due à la nature du convertisseur analogique–numérique, la non-linéarité peut être ignorée pour les niveaux moyens et supérieurs du signal, car l'erreur de quantification représente un faible pourcentage du signal total. Toutefois, pour les DN plus faibles, l'erreur de quantification est plus importante et doit particulièrement être prise en compte. Le nombre de DN, déterminé par le nombre de bits par pixel noté Q , définit ce qu'on appelle la résolution radiométrique du système. La résolution radiométrique s'exprime donc comme la multiplication de la dynamique du signal par le terme 2^{-Q} [2].

La substitution des équations (I.32), (I.31) et (I.30) dans l'équation (I.44) résulte en une équation à intégrale triple, l'une sur la réponse spectrale du système et les deux autres sur la

réponse spatiale, en coordonnées x et y . L'équation (I.44) peut donc se réécrire sous la forme :

$$DN_{pd} = \text{int} \left[\text{gain}_b \times \int_y \int_x \int_\lambda \underbrace{\frac{\pi\tau_0(\lambda)}{4N^2} R_b(\lambda)}_I \underbrace{PSF_T(\alpha - x, \beta - y)}_{II} \underbrace{L_\lambda(x, y)}_{III} d\lambda dx dy + \text{offset}_b \right] \quad (\text{I.45})$$

I.8 Relation entre SNR, résolution spatiale et résolution spectrale

Selon l'équation (I.45), la valeur du DN résulte de l'intégration de l'énergie sur une surface élémentaire, $dx dy$, et sur une bande spectrale élémentaire, $d\lambda$. La surface correspond à la résolution spatiale, tandis que la bande spectrale correspond à la résolution spectrale. Pour que la radiance mesurée sur un pixel est estimée représentative de la réalité, le rapport signal à bruit (SNR : Signal to Noise Ratio) au niveau du détecteur doit avoir une valeur adéquate. Cette exigence sur le SNR est le facteur qui détermine la taille du détecteur et constitue un compromis entre la résolution spatiale et spectrale.

Si un filtre multispectral de bande passante étroite est utilisé pour avoir une haute résolution spectrale, on ne laisse passer qu'une petite quantité du rayonnement électromagnétique au détecteur. Par conséquent, la taille du détecteur doit être plus grande afin de recueillir le nombre de photons nécessaire pour maintenir la valeur adéquate du SNR. La projection du détecteur à travers le système optique résulte en une surface large sur la terre conduisant ainsi à une basse résolution spatiale. En revanche, si un filtre à bande passante large est utilisé, donc à faible résolution spatiale, un grand nombre de photons peut atteindre le détecteur. Ce dernier peut alors être de petite taille ainsi que sa projection sur la surface de la terre, conduisant ainsi à une image de haute résolution spatiale. Il est à noter que, le rapport signal à bruit au niveau du détecteur est donné par l'équation suivante [14] :

$$SNR = \frac{S}{\sqrt{N_g^2 + N_l^2 + N_q^2}} \quad (\text{I.46})$$

Avec :

$$S = R \cdot \Delta\lambda \cdot \frac{\lambda}{hc} \cdot A_0 \cdot \Omega_d \cdot T_0 \cdot T_i \cdot \eta \quad (\text{I.47})$$

Où :

S : signal utile au niveau du détecteur (en électrons).

R : radiance spectrale ($\text{mW}/\text{cm}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m}$).

$\Delta\lambda$: largeur de la bande passante du canal spectrale (μm).

$\frac{\lambda}{hc}$: nombre de photons par unité d'énergie (photons/W.s).

A_0 : surface de l'ouverture d'entrée (cm^2).

Ω_d : angle solide instantané du pixel (sr).

T_0 : transmission optique.

T_i : temps d'intégration (s).

η : efficacité quantique (electrons/photons).

N_g : Bruit de grenaille.

N_l : Bruit de lecture.

N_q : Bruit de quantification.

I.9 Conclusion

Il est légitime, avant de réfléchir à la fusion des images satellitaires, de se demander ; pourquoi on ne construit pas un système satellitaire qui produit une image à la fois de haute résolution spatiale et spectrale. Ce chapitre a montré que ces deux caractéristiques de l'image sont contradictoires. En fait, on ne peut pas avoir les deux regroupés dans une seule image à cause du rapport signal à bruit. Produire deux images, semble donc une solution pertinente ; une image panchromatique de haute résolution spatiale et une image multispectrale de haute résolution spectrale mais d'une résolution spatiale relativement basse par rapport à l'image panchromatique. Ce n'est qu'au niveau des stations terriennes qu'on regroupe les deux images pour produire une seule image avec les deux caractéristiques, à travers ce qu'on appelle la fusion des images, ou plus précisément le pansharpening.

II.1 Introduction

Le pansharpening pour ‘panchromatic sharpening’, est une technique de fusion au niveau pixel visant à fusionner une image multispectrale, ou MS, de résolution spatiale relativement grossière, avec une image panchromatique, ou PAN, de résolution spatiale plus fine afin de créer une nouvelle image présentant les propriétés spectrales de l’image MS avec la résolution spatiale de l’image PAN. Il vise à augmenter la résolution spatiale de l’image MS pour correspondre à celle de l’image PAN, tout en préservant simultanément les informations spectrales initiales [15][16]. En d’autres termes, l’image PAN est utilisée pour rendre l’image MS plus nette ; “to sharpen” signifie “améliorer la résolution spatiale” de l’image MS. Un processus du pansharpening générique englobe généralement les procédures suivantes :

1. Sur-échantillonnage et interpolation de l’image MS,
2. Alignement et recalage (co-réistration) entre les images MS et PAN, et
3. Etapes usuelles de fusion.

Avec la disponibilité croissante des images de télédétection à haute résolution, la demande des images du pansharpening a vu une augmentation sans cesse. En tant que méthode importante pour améliorer la résolution spatiale des images MS, le pansharpening nous permet d’effectuer une grande variété de tâches de télédétection nécessitant des images à haute résolution spatiale et spectrale, parmi lesquels on peut citer l’interprétation visuelle [17], la détection de changement [18], et la reconnaissance et la classification d’objets [19][20].

Une multitude d’algorithmes a été développée pour répondre aux différents objectifs du pansharpening au cours des dernières décennies. Dans le domaine public, il existe une énorme quantité de techniques et de méthodes de pansharpening, qui remontent même aux années 1980. Le pansharpening dans sa forme actuelle a émergé après le lancement du satellite français SPOT en février 1986, lorsque les images PAN sont devenues disponibles. Pendant ce temps, le terme de paradigme pour la fusion d’images est passé de “l’intégration” à la “fusion” tout en profitant de la transformation IHS (IHS : Intensity–Hue–Saturation) [21][22].

Depuis lors, diverses méthodes ont été proposées pour la fusion des images MS et PAN, telles que la méthode HPF (HPF : High–Pass Filtering) [23], la méthode BT (BT : Brovey Transform) [24][25], la méthode PCA (PCA : Principal Component Analysis) [26][27][28] et la méthode GS (GS : Gram–Schmidt) [29][30][31]. En plus de ces méthodes classiques, le

pansharpening peut également être effectué en utilisant des méthodes telles que la transformation en ondelettes [32], la transformation en contourlet [33] et les pyramides laplaciennes généralisées (GLP : Generalized Laplacian Pyramid) [34], ainsi que les méthodes statistiques telles que les méthodes de fusion à adaptation spatiale [34], les approches bayésiennes [35] et bien d'autres [36].

Plusieurs études antérieures portant sur diverses méthodes de pansharpening ont essayé de les catégoriser en s'appuyant sur le principe utilisé durant le processus de fusion. Par exemple, Ranchin et Wald [37] ont classées les méthodes du pansharpening en trois groupes, les méthodes basées sur la projection, les méthodes basées sur la substitution et les méthodes relatives à la contribution spectrale. D'autre part, Schowengerdt [2] a proposé une classification de ces méthodes en seulement deux classes, spatiale et spectrale. Toutefois, on note qu'il est difficile de trouver, dans la littérature, une classification universelle des méthodes de fusion [15][38]. Dans ce chapitre, nous examinons l'état de l'art des méthodes du pansharpening, ainsi que les différentes classifications décrites dans la littérature. On présente également un aperçu sur les modèles qui ont essayé d'unifier les méthodes de fusion dans un seul cadre mathématique.

II.2 Prétraitement

L'interpolation ou le rééchantillonnage et le recalage des images (en anglais, image registration) sont deux outils importants pour la plupart des applications de télédétection. En outre, ils sont étroitement liés. L'interpolation de l'image est généralement la première étape de la fusion entre deux images de télédétection ayant des résolutions spatiales différentes, également appelée, le pansharpening. Dans ce cas, un recalage correct préalable est obligatoire car si les deux images sont mal recalées, l'interpolation et, par la suite, la fusion ne peuvent pas produire les résultats souhaités [39].

II.2.1 Recalage

Généralement, le terme recalage indique l'adaptation d'un système de coordonnées d'une image à un autre système de coordonnées d'une image de référence de la même zone. En général, le problème du recalage de deux images à comparer ou à fusionner se pose lorsque les images ont été acquises à différents moments, à différentes résolutions, par différents capteurs ou par différents points de vue. Plusieurs types de méthodes du recalage ont été abordés dans la littérature. Or, la famille la plus importante est appelée *point mapping*. Pour les méthodes appartenant à cette famille, le processus du recalage est basé sur une transformation appropriée, de sorte que les points de la première image puissent être mis en relation avec les points correspondants de l'autre. Le choix de la transformation optimale dépend des types de variations entre les deux images [40].

Selon la littérature, les méthodes de la famille point mapping se caractérisent par quatre étapes principales :

- Détection des attributs : on extrait les objets saillants utiles dans l'image pour la phase

successive de la mise en correspondance ; à partir de ces objets, les points dits de contrôle (CP : Control points) peuvent être dérivés ;

- Appariement des attributs : on établit à cette étape la correspondance entre les attributs détectés dans les deux images, l'image sujette de recalage et l'image de référence, et ceci en considérant des mesures de similarité appropriés.
- Estimation de la transformation : on choisit à ce niveau le type et les paramètres de la fonction de transformation entre les deux images en utilisant la correspondance des attributs, établit dans l'étape précédente ainsi que les points de contrôle. L'estimation des paramètres peut être effectuée en considérant l'information globale sur l'image toute entière ou, tout simplement, l'information locale.
- Transformation de l'image : on détermine à ce stade l'image transformée par le biais de la fonction de transformation. On note que, les techniques d'interpolation sont utilisées pour déterminer les valeurs des pixels en coordonnées non entières ou réels, et ceci en utilisant les quatre pixels adjacents. En pratique, trois modalités sont couramment adoptées, à savoir le plus proche voisin (en anglais, *nearest neighbor*), l'interpolation bilinéaire, et l'interpolation bicubique.

Il est à noter que ces quatre étapes, et en particulier la sélection des attributs d'intérêt, ne peuvent être réalisées avec précision que si les images ont préalablement subi une correction géométrique [41]. Cette opération qui précède généralement le processus de recalage, est une technique générique qui convertit l'image dans un système de coordonnées centrique en utilisant par exemple le système GPS (GPS : Global Positioning System). L'importance d'un processus de correction géométrique devient de plus en plus pressante à mesure que la résolution spatiale des images devient plus grande [42]. Certains termes généralement inclus dans la correction géométrique, ou géocorrection, sont le géoréférencement, le géocodage et l'orthorectification.

Les méthodes de la famille point mapping sont essentiellement des méthodes basées sur les attributs. Les algorithmes basés sur les attributs peuvent être réalisés dans le domaine spatial, en se servant des régions à limites fermées, des arêtes fortes ou des objets très visibles en tant que points de contrôle [43][44][45], ou sur le domaine de transformation, notamment en considérant les transformées en ondelettes puis l'extraction des attributs souhaités à partir des coefficients d'ondelettes [46]. Une autre famille de méthodes de recalage est constituée des algorithmes basés sur les régions, dans lesquels les points de contrôle sont choisis en trouvant les sous-images dans l'image à recaler qui assure une meilleure correspondance avec les sous-images dans l'image de référence [47]. La comparaison entre les sous-images peut être effectuée en utilisant plusieurs métriques de similarité, telles que la corrélation croisée normalisée, le coefficient de corrélation, l'information mutuelle et autres distances [48]. Un examen exhaustif des méthodes de recalage les plus récentes, est présenté dans [49].

II.2.2 Rééchantillonnage

Mathématiquement, le rééchantillonnage implique une interpolation et un échantillonnage pour produire de nouvelles estimations de pixels sur différentes grilles [50][51]. À ce jour, diverses méthodes ont été développées pour le ré-échantillonnage, et le choix d'une technique parmi les techniques existant est fortement dépendant de l'application. Les trois techniques du rééchantillonnage les plus courantes sont le plus proche voisin, l'interpolation bilinéaire et la convolution cubique :

- *Plus proche voisin* (en anglais, *nearest neighbor*) : le plus proche voisin est une méthode fréquemment utilisée pour le rééchantillonnage en télédétection, qui estime une nouvelle valeur pour chaque pixel "corrigé" (c'est-à-dire sur la nouvelle grille) en utilisant des valeurs de données provenant des pixels "non corrigés" les plus proches (c'est-à-dire de la grille originelle). Les avantages de cette méthode sont la simplicité et la capacité à conserver les valeurs originelles dans la scène non altérée. Néanmoins, les inconvénients de cette technique sont également importants [51].
- *Interpolation bilinéaire* : L'interpolation bilinéaire est une méthode de lissage d'image qui utilise uniquement les valeurs des quatre pixels les plus proches situés dans les directions diagonales d'un pixel donné pour estimer les valeurs appropriées de ce pixel [50][51]. En général, l'interpolation bilinéaire utilise la moyenne pondérée d'un voisinage de taille 2×2 des pixels les plus proches qui entourent le pixel concerné pour produire une valeur interpolée. Les pondérations attribuées aux valeurs des quatre pixels sont basées sur la distance calculée entre le pixel concerné et chacun des points de son voisinage.
- *Convolution cubique* : La convolution cubique est mise en œuvre par la moyenne pondérée de 16 pixels à proximité du pixel donné via une fonction cubique. Relativement à l'interpolation bilinéaire, la convolution cubique donne de meilleurs résultats et ce résultat ne montre pas une apparence disjointe comme dans la méthode du plus proche voisin [52][53]. Toutefois, le temps de calcul requis par la convolution cubique est environ 10 fois supérieur à celui requis par la méthode du plus proche voisin [51].

Outre les trois techniques de rééchantillonnage susmentionnées, il existe d'autres méthodes, telles que le rééchantillonnage par FFT (FFT : Fast Fourier Transform) [54] et l'interpolation quadratique [55].

II.2.3 Adaptation de l'histogramme

Principalement, le contenu spatial de l'image PAN est la seule partie qui doit être utilisée pour améliorer la résolution de l'image MS, alors que le contenu spectral est considéré comme un facteur de distorsion qui doit être réduit ou bien éliminé complètement dans la mesure du possible. Toutefois, certaines techniques utilisent l'image PAN toute entière dans le processus de fusion. Dans ce cas, une technique de prétraitement appelée adaptation d'histogramme devient nécessaire. L'adaptation d'histogramme est une technique qui modifie la distribution de l'information spectrale d'une image pour correspondre à celle d'une autre image. Un cadre

mathématique à utilité générale pour accomplir cette opération est présenté dans [56] et [57]. Néanmoins, dans le cas du pansharpening, l'image PAN est simplement étirée pour avoir la même moyenne et le même écart-type d'une image cible, qui est généralement une bande spectrale de l'image MS [24][58], en utilisant l'équation suivante :

$$stretchedPAN(i, j) = [PAN(i, j) - \mu_{PAN}] \frac{\sigma_{target}}{\sigma_{PAN}} + \mu_{target} \quad (II.1)$$

Où μ_{PAN} et σ_{PAN} sont la moyenne et l'écart-type de l'image PAN, respectivement. Tandis que, μ_{target} et σ_{target} sont la moyenne et l'écart-type de l'image cible, respectivement.

L'adaptation de deux histogrammes devient encore plus nécessaire lorsque les deux images sont obtenues à partir de capteurs différents ou à des moments différents. La pertinence de cette tâche est maintenant plus importante avec l'extension de la largeur de la bandes des longueurs d'ondes de l'image panchromatique dans les nouveaux capteurs optiques à haute résolution, tels que IKONOS, QuickBird et Landsat 7 par rapport à SPOT ou Landsat 4/5 [59].

II.3 Catégories des méthodes du pansharpening

Pour comprendre les algorithmes de fusion, il est très important de les organiser dans un système permettant une vue d'ensemble des approches existantes. La communauté de télédétection a déployé des efforts considérables pour catégoriser les techniques de fusion d'images de télédétection. Outre son utilisation comme structure pour comprendre les divers algorithmes, une bonne catégorisation nécessite que toutes les techniques existantes puissent être logées par les catégories constituant cette catégorisation. D'autre part, un système de catégorisation devrait prendre en charge tous les algorithmes de fusion, mais contenir le moins de catégories pour éviter toute complexité [60]. Parfois, les techniques de fusion contiennent diverses catégories, comme par exemple la substitution de la composante principale (PCS : Principal Component Substitution). Cette technique a une partie statistique pour extraire les composantes principales à partir des bandes de l'image multispectrale, mais elle procède également à une substitution de la première composante principale par la bande panchromatique, avant que le nouvel ensemble de données soit reconverti via la PCA inverse. Prendre une décision quant à l'affectation d'une technique à une classe donnée devrait être fonction de l'emplacement où le processus de fusion a eu lieu, ce qui impliquerait que la technique PCA soit affectée à la catégorie de substitution du composant (CS) [59]. En conséquence, les auteurs dans [60][61] considèrent donc les six catégories des techniques de fusion d'images suivantes :

- Substitution du composant (CS : Component Substitution)
- Méthodes numériques
- Fusion statistique des images
- Approches basées sur l'analyse multirésolution (MRA : Multi-Resolution Analysis)
- Techniques hybrides

- Autres techniques de fusion

La classe CS s'appuie sur la substitution d'un composant, obtenu principalement par une transformation spectrale de l'ensemble des bandes de l'image MS, avec l'image PAN. Cette classe comprend des algorithmes tels que la méthode IHS, la méthode PCA et la méthode GS [10]. La Figure II.1 montre un schéma fonctionnel des méthodes CS.

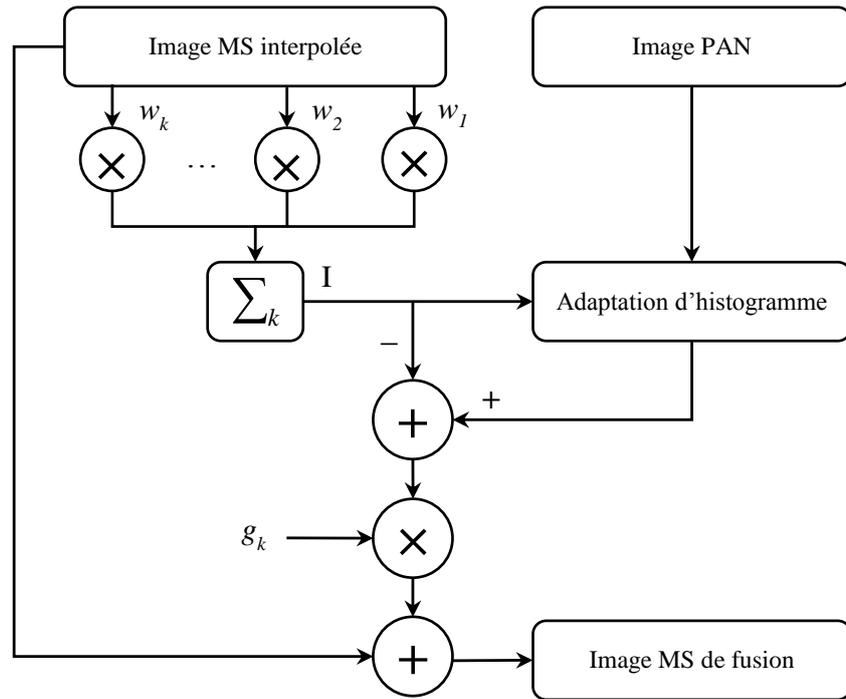


Figure II.1: Diagramme des méthodes de la famille CS

L'approche MRA, dont le schéma est montré sur la Figure II.2, consiste en l'injection, dans les bandes MS interpolées à l'échelle supérieure, des détails spatiaux obtenus par la décomposition multirésolution de l'image PAN. Les détails spatiaux peuvent être extraits selon plusieurs modalités de la MRA à savoir, la transformée en ondelettes avec décimation (DWT : Discret Wavelet Transform) [62] ou sans décimation (UDWT : Undecimated Discret Wavelet Transform) [63], la transformée en ondelettes par l'algorithme "Á-Trous" (ATW : Á Trous Wavelet) [64], ou aussi par sa version décimée c'est-à-dire les pyramides Laplaciennes généralisées (GLP) [65] et les transformées non séparables, soit à base d'ondelettes (par exemple, contourlet [66]) ou non (par exemple, curvelet [67]). De plus, il existe des techniques hybrides, dans lesquelles la MRA est couplée à une transformation spectrale, telle que les transformations IHS ou PCA.

Les méthodes numériques comprennent des combinaisons arithmétiques des bandes de l'image ou même des images différentes, notamment la somme, la différence, la multiplication et la division. La transformée de Brovey (BT) constitue l'une des méthodes numérique les plus connues en pansharpening.

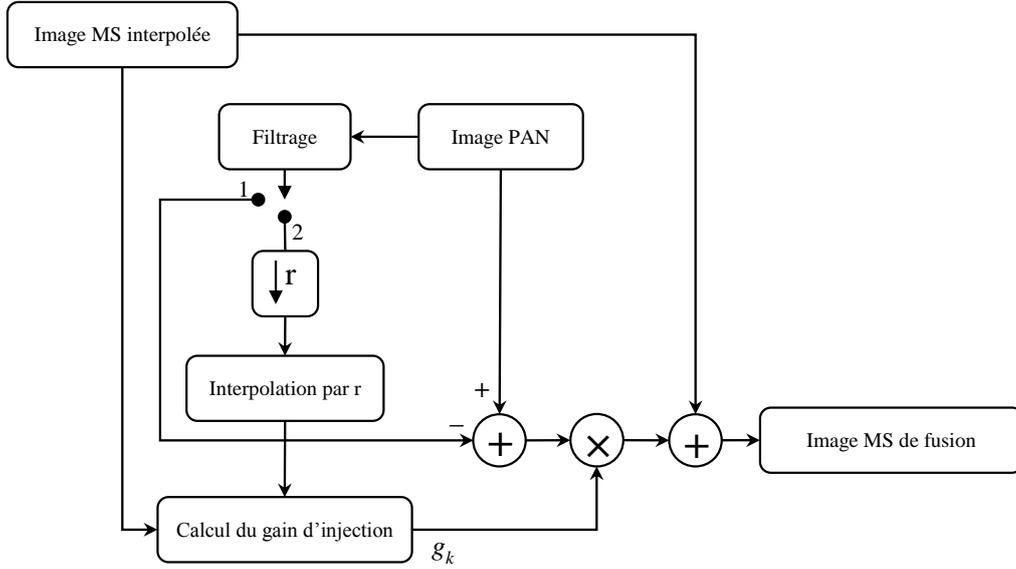


Figure II.2: Diagramme des méthodes basées sur l'approche MRA

D'après Alparone et al. [68], la majorité des méthodes du pansharpening peuvent être qualifiées comme spectrale ou spatiale. Les méthodes spatiales correspondent à la classe traditionnelle CS, tandis que les méthodes spectrales sont généralement sur l'approche MRA.

Schowengerdt [2] classifia les méthodes du pansharpening dans trois groupes ; les méthodes du domaine spectral, comprenant les techniques qui transforment les bandes de l'image MS dans un nouvel espace dans lequel une seule image représente la composante corrélée, comme par exemple la première composante principale (PC1) résultant de la transformation PCA, ou aussi la composante intensité (I) qui découle de la transformation IHS. Dans ce domaine on remplace cette composante par l'image PAN, puis on transforme le nouvel ensemble vers l'espace original. Les méthodes du domaine spatial, où l'idée est de transférer d'une manière ou d'une autre le contenu haute fréquence de l'image de résolution supérieure, l'image PAN, à l'image de résolution inférieure, l'image MS interpolée. Les méthodes HFM et HPF appartiennent à ce domaine. Finalement, les méthodes de l'espace échelle sont principalement basées sur la transformée en ondelettes. Cependant, les techniques de l'espace échelle sont généralement mises en œuvre au moyen des filtres numériques qui sont principalement des techniques appartenant au domaine spatial. Par conséquent, les méthodes telles que HPF et AWL, qui diffèrent seulement par le type de filtre numérique utilisé, appartiennent en réalité à la même classe [10].

Dans une autre catégorisation, Ranchin et Wald [37] ont divisé les méthodes du pansharpening sur trois groupes, les méthodes de projection et substitution, les méthodes de la contribution spectrale relative et les méthodes en rapport avec le concept ARSIS (ARSIS : Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures), un nouvel concept qui a été apparu dans le même papier. Il a été constaté que de nombreuses méthodes de fusion existantes, telles que les méthodes HPF, HFM, GLP et ATW peuvent être logées dans le

concept ARSIS.

Amro et al. [15] ont proposé, eux aussi, une classification des méthodes de fusion qui définit cinq familles :

- Famille de substitution du composant (CS), qui comprend les méthodes IHS, PCA et GS. Toutes ces méthodes utilisent, le plus souvent, une transformation linéaire puis une substitution d'un composant du domaine de transformation.
- Famille de la contribution spectrale relative, qui comprend les méthodes BT, IM (Intensity Modulation) et P+XS. Dans ce cas, une combinaison linéaire des bandes spectrales de l'image MS est appliquée, mais sans substitution.
- Famille d'injection de des hautes fréquences, qui comprend les méthodes HPF et HFM ou les hautes fréquences extraites à l'aide d'un filtre passe-bas à partir de l'image PAN, sont injectées à chaque bande de l'image MS interpolée.
- Méthodes basées sur les statistiques de l'image, telles que la méthode de Price, les méthodes spatialement adaptatives, les méthodes basées sur le paradigme bayésien et aussi la super-résolution.
- Famille de Multiresolution, comprenant la GLP, les ondelettes, les contourlets, les curvelets, et toute combinaison avec les méthodes des autres familles. On note donc que les méthodes hybrides sont hébergées au sein la famille multirésolution dans cette catégorisation.

Selon une classification récente [10], la majorité des méthodes de fusion d'images peuvent être divisées en deux classes principales. Ces classes diffèrent uniquement en termes de la manière dont les détails spatiaux sont extraits de l'image PAN :

- Techniques qui utilisent le filtrage numérique linéaire invariant dans l'espace de l'image PAN pour extraire les détails spatiaux qui seront ajoutés aux bandes MS ; toutes les méthodes employant l'analyse multirésolution (MRA) appartiennent à cette classe.
- Techniques qui donnent les détails spatiaux sous la forme d'une différence, au niveau pixel, entre l'image PAN et une composante non nulle obtenue à partir d'une transformation spectrale des bandes MS, sans aucun filtrage spatial. Ces techniques sont équivalentes à la substitution de cette composante par l'image PAN suivie d'une transformation inverse pour produire le nouvel ensemble des bandes MS à haute résolution.

Les deux classes décrites ci-dessus présentent un compromis complémentaire de qualité spectrale-spatiale. Les méthodes sans filtrage spatial fournissent des images fusionnées de haute qualité géométrique ou spatiale, mais possiblement avec des dégradations spectrales. Les méthodes utilisant le filtrage spatial montrent généralement une précision spectrale, mais semblent le plus souvent insatisfaisantes en termes de qualité spatiale. Cependant, si la combinaison des bandes spectrales est optimisée pour une meilleure qualité spectrale du produit de fusion, et que le filtrage spatial est optimisé pour une meilleure qualité spatiale de ce produit

(le filtrage MTF donne généralement les meilleurs résultats), les deux catégories donnent des résultats très similaires en termes de qualité globale [10].

Des approches différentes des deux familles susmentionnées ont également été proposées dans la littérature. Elles sont basées sur des solutions régularisées d'un problème mal posé consistant à reconstruire l'image MS haute résolution (qui n'existe pas) à partir de mesures grossières. Certaines propositions s'appuient sur le concept mathématique de la variation totale [69] et d'autres sur les développements récents en matière de représentation sparse du signal ou la théorie de *compressed sensing* [70][71]. Des améliorations plus récentes ont été obtenues grâce à l'application de techniques de super-résolution, qui sont déjà largement utilisées dans de nombreuses applications de traitement d'images et de vision par ordinateur. Des algorithmes basés sur le paradigme bayésien ont également été proposés pour réaliser le pansharpening. La difficulté de trouver un modèle statistique approprié pour caractériser conjointement l'image fusionnée, l'image MS et l'image PAN [35] ont fortement limité son utilisation pour le pansharpening. Cependant, de nombreuses contributions basées sur la théorie de l'estimation bayésienne ont été présentées dans la littérature récente [10].

D'autres auteurs ont également proposé, non plus une catégorisation avec des classes, mais un cadre global où une méthode de fusion ne constitue qu'un cas particulier dans ce cadre. Wang et al. [72] présentèrent un modèle appelé GIF (GIF : General Image Fusion) qui permet de catégoriser, comparer et évaluer les méthodes de fusion d'images existantes. Le modèle mathématique du cadre GIF est donné par l'équation suivante :

$$HRMI = LRMI + \alpha\omega \quad (\text{II.2})$$

Avec :

$$\alpha = \frac{LRMI}{LRPI} \quad (\text{II.3})$$

$$\omega = HRPI - LRPI \quad (\text{II.4})$$

Le paramètre ω représente la différence entre l'image HRPI (HRPI : High Resolution Panchromatic Image), ou l'image PAN, et l'image LRPI (LRPI : Low Resolution Panchromatic Image), l'approximation de l'image PAN au niveau de basse résolution. Il représente l'information détail entre les deux niveaux de résolution. Le paramètre α est le coefficient de modulation pour l'information détail. Il détermine la manière dont les détails de l'image PAN sont injectés dans l'image LRMI (LRMI : Low Resolution Multispectral Image), ou l'image MS interpolée à l'échelle supérieure de résolution. La performance d'un processus de fusion dépend donc de la manière dont l'image LRPI est calculée et du mode de définition du coefficient de modulation α .

De nombreuses méthodes de fusion d'images existantes, y compris, sans toutefois s'y limiter, les méthodes IHS, BT, PCA, HPF, HPM, l'algorithme 'Á trous' et la méthode MRAIM (MRAIM : Multi-Resolution Analysis based Intensity Modulation) [73], sont évalués et s'avèrent être des cas particuliers du cadre GIF.

Aiazzi et al. [38] ont également proposé le protocole EGIF, pour Extended GIF. Ce modèle peut être considéré, par ses auteurs, comme une généralisation des modèles de fusion similaires,

tel que le modèle GIF, mentionné ci-dessus. Le protocole EGIF envisage la mise, dans un cadre unifié, des méthodes de fusion qui appartiennent aux classes CS et MRA, tout en considérant deux stratégies d'injection de l'information spatiale dans l'image MS interpolée ; la stratégie locale ou adaptative au contexte et la stratégie globale, comme indiqué sur la Figure II.3. Pour la famille CS, le processus de fusion est défini par :

$$M_F(k) = (P_H - I_L).G(k) + M_L(k), \quad k = 1, \dots, N \quad (\text{II.5})$$

Où M_L est la version interpolée de l'image MS, M_F est l'image MS de fusion, P_H est l'image panchromatique et $G(k)$ représente la matrice de pondération utilisée pour moduler l'information passe-haut à injecter dans chaque bande MS selon le modèle adopté, qu'il soit global ou local. Le terme I_L est donné par une combinaison linéaire des bandes spectrales de l'image MS, dont les coefficients w dépendent de la transformation choisie. Pour les méthodes GIHS, les coefficients w sont tous égaux à $1/N$.

$$I_L = \sum_{k=1}^N w(k).M_L(k) + b \quad (\text{II.6})$$

Le terme constant b peut être considéré pour tenir compte de la présence de composants additifs pouvant survenir lors du processus d'acquisition.

Pour la famille MRA, le modèle EGIF est donné par :

$$M_F(k) = (P_H - P_L).G(k) + M_L(k), \quad k = 1, \dots, N \quad (\text{II.7})$$

Où P_L est obtenu par filtrage passe-bas de l'image PAN. Pour la méthode GLP, le filtre passe-bas utilisé est adapté à la MTF de chaque bande spectrale.

Dans une autre étude, Tu et al. [74] ont montré que les méthodes PCA, BT et WT ne constituent que des cas particuliers de la méthode IHS. De plus, ils ont également présenté une forme généralisée de la méthode IHS, la GIHS (Generalized-IHS), pour être utilisée avec une image MS contenant un nombre quelconque de bandes spectrales.

II.4 Quelques méthodes du pansharpening

Les méthodes de fusion qui existent dans la littérature sont nombreuses, et de nouvelles méthodes voient le jour continuellement. Toutefois, une présentation de toutes les méthodes existant est au-delà de la portée de cette thèse. Nous présentons donc dans cette section quelques méthodes, qui appartiennent à des classes différentes, et plus particulièrement la méthode PCA, sur laquelle se base la nouvelle technique proposée dans le cadre de cette thèse, la PCA itérative.

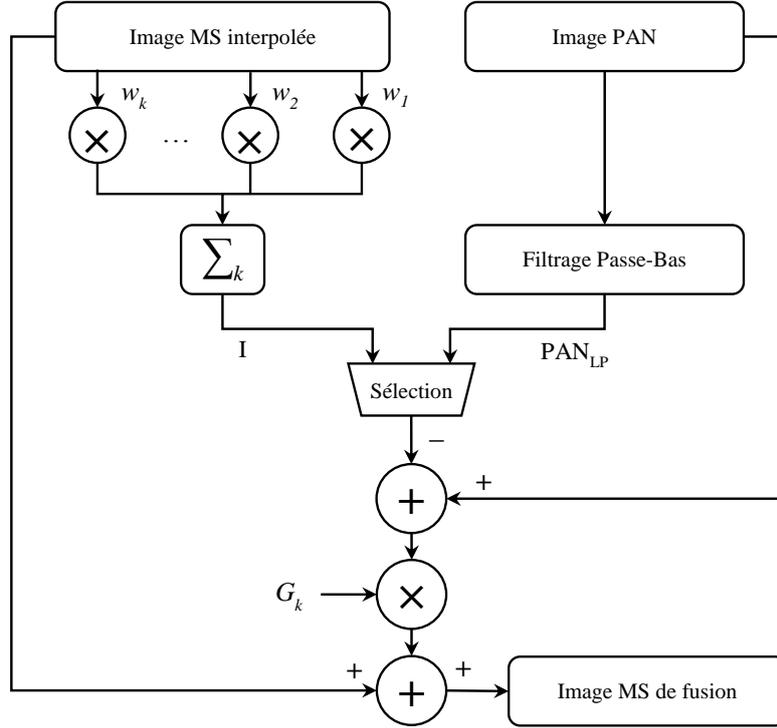


Figure II.3: Diagramme de la méthode EGIF

II.4.1 Méthodes spectrales

II.4.1.1 Méthode PCA

Les bandes d'une image multispectrale sont souvent fortement corrélées, c'est-à-dire que la même information est présente dans toutes les bandes, ce qui rend parfois l'analyse de l'image dans son domaine original inefficace en raison de cette redondance [2]. La PCA ou l'analyse en composantes principales est une transformation spectrale linéaire qui transforme un ensemble de variables éventuellement corrélées en un autre ensemble de variables indépendantes appelées composantes principales. La transformation est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} PC_1 \\ PC_2 \\ \vdots \\ PC_N \end{pmatrix} = V \cdot \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1N} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{N1} & v_{N2} & \cdots & v_{NN} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{pmatrix} \quad (\text{II.8})$$

Où PC_1, PC_2, \dots, PC_N sont les composantes principales. La matrice de transformation 'V' est composée des vecteurs propres de la matrice de covariance (ou matrice de corrélation pour la PCA normalisée) des bandes spectrales de l'image originelle, b_1, b_2, \dots, b_N . Le lecteur pourrait se reporter à [2] pour plus de détails. La transformation inverse est effectuée à l'aide

de l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{11} & v_{21} & \cdots & v_{N1} \\ v_{12} & v_{22} & \cdots & v_{N2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{1N} & v_{2N} & \cdots & v_{NN} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} PC_1 \\ PC_2 \\ \vdots \\ PC_N \end{pmatrix} \quad (\text{II.9})$$

L'hypothèse sous-jacente à l'application de la PCA pour le pansharping est que l'information spatiale commune à toutes les bandes est concentrée dans la première composante principale PC_1 , tandis que l'information spectrale est distribuée sur les autres composantes principales [24].

II.4.1.2 Méthode IHS

La méthode IHS est l'une des méthodes les plus utilisées dans la fusion d'images multicapteurs [24]. L'idée de base de cette technique est la capacité de la transformation IHS à séparer l'information spatiale dans la composante intensité (I) [61][75].

Différentes transformations ont été développées pour convertir une image dans l'espace RGB (RGB : Red–Green–Blue) vers l'espace IHS (IHS : Intensity–Hue–Saturation). Dans [76], les auteurs ont présenté une étude comparative entre deux modèles de transformation IHS, le modèle cylindrique et le modèle sphérique, et ceci pour l'application du pansharping. Cependant, dans [77], une étude complète des différentes transformations a montré que la transformation utilisée dans [78] donne les meilleurs résultats sur les deux plans, spectral et spatial. Le contexte mathématique est donné par les équations suivantes :

$$\begin{pmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (\text{II.10})$$

Avec :

$$H = \tan^{-1} \left(\frac{v_2}{v_1} \right) \quad \text{and} \quad S = \sqrt{v_1^2 + v_2^2} \quad (\text{II.11})$$

La transformation inverse est donnée par :

$$\begin{pmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{2} \\ 1 & \frac{-2}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} \quad (\text{II.12})$$

Il est évident, à partir des équations montrées ci-dessus, que la technique IHS standard est limitée à l'utilisation avec une image de trois bandes seulement. Toutefois, il convient de noter que les auteurs dans [74] ont proposé une méthode appelée la GIHS (Generalized IHS) étendant cette transformation à un nombre de bandes arbitraire. La procédure de la méthode PCA, ainsi que celle de la méthode IHS, est illustrée sur la Figure II.4.

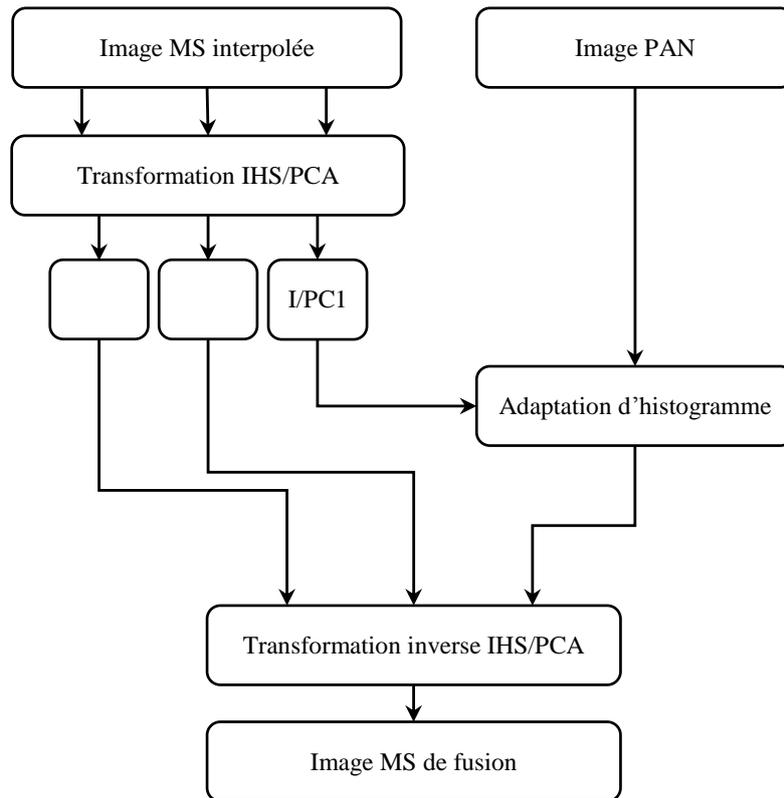


Figure II.4: Diagramme de la méthode IHS/PCA

II.4.2 Méthodes spatiales

II.4.2.1 Méthode HPF

Introduit par Schowengerdt dans [79], la méthode HPF (High-Pass Filtering) transfère le contenu haute fréquence de l'image panchromatique à chaque bande de l'image multispectrale selon l'équation suivante :

$$MS_{h,k} = MS_{l,k} + HPF [PAN] \quad (\text{II.13})$$

Où $MS_{h,k}$ est la $k^{\text{ème}}$ bande de l'image fusionnée, $MS_{l,k}$ est la $k^{\text{ème}}$ bande de l'image MS interpolée, PAN est l'image panchromatique et HPF est un filtre passe-haut. Il est également possible d'utiliser un filtre passe-bas pour extraire les hautes fréquences [72] :

$$MS_{h,k} = MS_{l,k} + (PAN - LPF [PAN]) \quad (\text{II.14})$$

Lorsque les filtres rectangulaires (boxcar) sont utilisés, la longueur du filtre est cruciale et doit correspondre au rapport de résolution entre les images MS et PAN. Par exemple, un filtre de taille 3×3 est plus convenable pour un rapport de résolution de 1 : 2 (c'est-à-dire la résolution de l'image PAN est le double de celle de l'image MS), avec une réponse

fréquentielle ayant une fréquence de coupure $f_n = 0,25$ à mi-hauteur, où f_n est la fréquence spatiale normalisée à la fréquence d'échantillonnage f_s . Pour une fusion de 1 : 4, un filtre de taille 5×5 avec une fréquence de coupure d'environ $f_n = 0,125$, doit être utilisé. En résumé, la fréquence de coupure du filtre passe-bas utilisé est inversement proportionnelle au rapport de résolution, c'est-à-dire plus le rapport est élevé, plus la quantité des hautes fréquences à transférer est importante et par conséquent, plus basse est la fréquence de coupure. La Figure II.5 illustre les réponses en fréquence des filtres boxcar de différentes tailles.

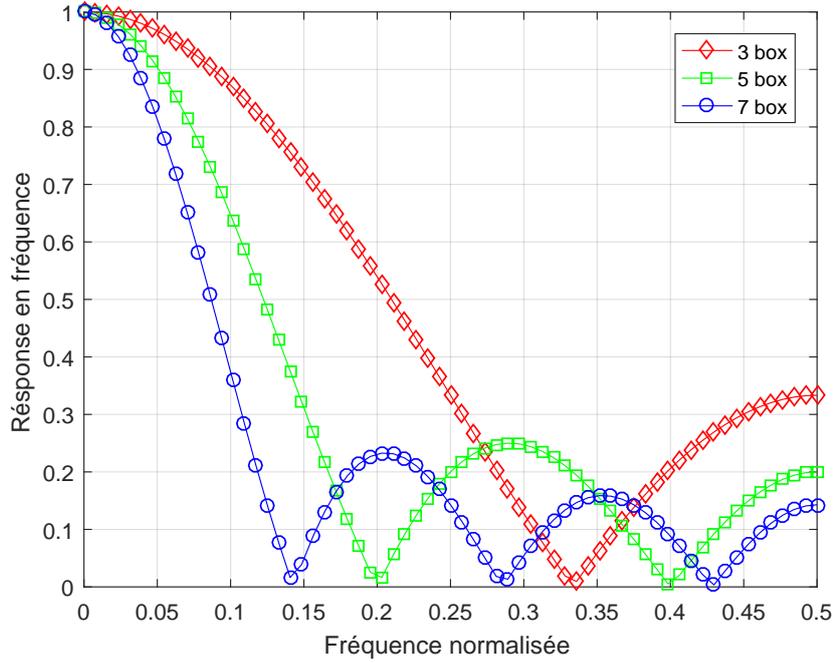


Figure II.5: Réponses en fréquence des filtres boxcar utilisés pour les méthodes HPF et HFM

II.4.2.2 Méthode HFM

L'algorithme HFM (HFM : High Frequency Modulation) ou HPM (HPM : High-Pass Modulation) est un processus de modulation des basses fréquences spatiales de l'image MS avec les hautes fréquences spatiales de l'image PAN, selon l'équation suivante [80] :

$$MS_{h,k} = MS_{l,k} \cdot \frac{PAN}{LPF[PAN]} \quad (\text{II.15})$$

$$MS_{h,k} = K_k \cdot PAN \quad (\text{II.16})$$

Où K_k est le facteur de modulation de la $k^{\text{ème}}$ bande et donné, pour chaque pixel, par l'équation suivante :

$$K_k = \frac{MS_{l,k}}{LPF[PAN]} \quad (\text{II.17})$$

Les filtres passe-bas utilisés dans la méthode HPF seront conservés ici pour produire une version basse fréquence de l'image PAN [72]. Considérant maintenant, qu'une image n'est autre que la somme de leurs composantes basses et hautes fréquences [2] :

$$PAN = LPF[PAN] + HPF[PAN] \quad (\text{II.18})$$

L'équation (II.15) peut être réécrite comme suit :

$$MS_{h,k} = MS_{l,k} + K_k \cdot HPF[PAN] \quad (\text{II.19})$$

L'équation (II.19) montre que la méthode HPF ne constitue qu'un cas particulier de la méthode HFM où le facteur de modulation K_k est égal à un.

II.4.3 Méthodes relatives à l'espace échelle

II.4.3.1 Fusion basée sur l'algorithme 'Á trous'

L'algorithme 'Á trous' est basé sur un processus de filtrage passe-bas successif mais, sans décimation tel que le cas avec l'algorithme de Mallat, produisant ainsi les images d'approximation, A_j , contenant les basses fréquences, et les plans d'ondelettes, w_j , contenant les hautes fréquences. Le filtre passe-bas le plus couramment utilisé est basé sur une fonction d'échelle de la forme spline cubique B3 [72][81][82], ayant la représentation unidimensionnelle $h_0 = (1/16)[1, 4, 6, 4, 1]$. Les plans d'ondelettes sont obtenus par la différence entre deux images d'approximation consécutives :

$$w_j = A_{j-1} - A_j \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (\text{II.20})$$

Sachant que A_0 est l'image originelle et r est le niveau de décomposition. L'image originelle peut être obtenue à partir des images d'approximation et des plans d'ondelettes à l'aide de l'équation suivante :

$$A_0 = A_r + \sum_{j=1}^r w_j \quad (\text{II.21})$$

En pansharpening, cette méthode a été introduite pour la première fois dans [34] et [82] pour fusionner des images SPOT et LANDSAT (TM). La fusion d'images par l'algorithme 'Á trous' peut être réalisée à travers deux stratégies ; la substitution ou l'addition. Pour la substitution, les plans d'ondelettes de chaque bande d'image MS sont complètement remplacés par ceux de l'image PAN. Dans le cas de l'addition, les plans d'ondelettes de l'image PAN sont directement ajoutés à chaque bande de l'image MS. Il est également intéressant de noter que les auteurs dans [81] ont présenté une étude comparative entre l'algorithme 'Á trous' et l'algorithme de Mallat pour la fusion des images MS et PAN du capteur Ikonos. Ils ont montré que les deux algorithmes sont très proches en termes de qualité spectrale mais spatialement, l'algorithme 'Á trous' présente des résultats meilleurs en raison de l'absence du processus de décimation.

La fusion 'Á trous' additive s'effectue donc selon les étapes suivantes :

1. Adaptation de l'histogramme de l'image PAN à celui de la première bande spectrale de l'image MS à l'aide de l'équation (II.1) ;
2. Application de l'algorithme 'Á trous' sur la nouvelle image PAN. Le niveau de décomposition r est défini en fonction du rapport de résolution, pour une fusion 1 : 2, r est égale à 1, pour une fusion 1 : 4, r est égal à 2, et ainsi de suite [72] ;
3. Addition des plans d'ondelettes à la première bande spectrale de l'image MS ;
4. Refaire les étapes 1 à 3 pour toutes les bandes spectrales.

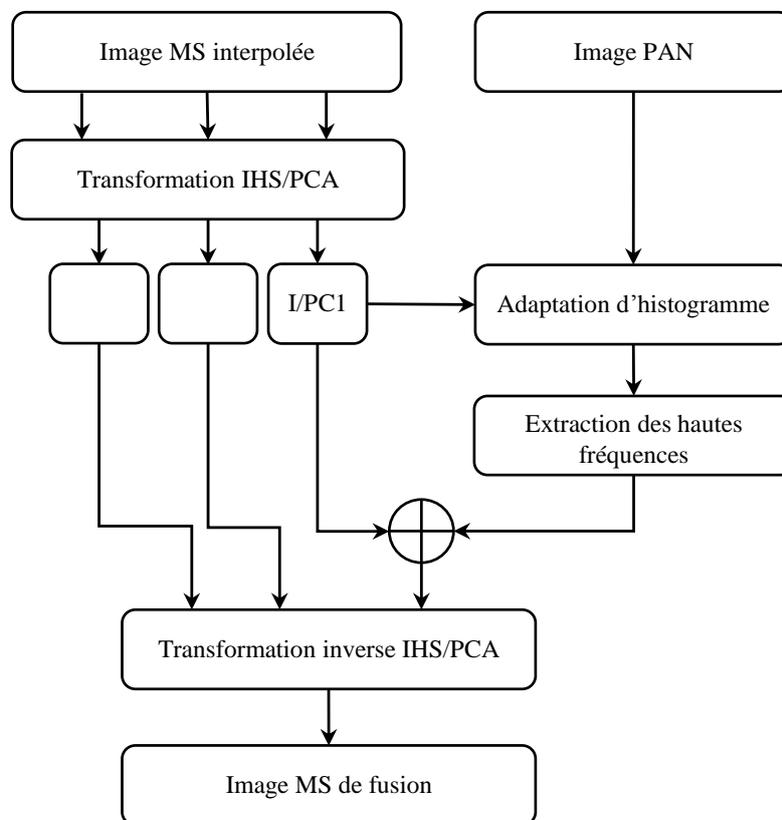


Figure II.6: Diagramme des méthodes hybrides

II.4.4 Méthodes hybrides

La substitution par l'image PAN toute entière dans le cas des méthodes spectrales, produit une distorsion spectrale, considérée comme le défaut majeur de cette catégorie. Les méthodes hybrides viennent pour résoudre ce problème en prenant uniquement les hautes fréquences de l'image PAN. La Figure II.6 présente le schéma global des méthodes hybrides IHS- 'Á trous' et PCA- 'Á trous', les étapes suivantes sont les suivantes :

1. Application de la transformation IHS/PCA sur un ensemble bandes spectrales de l'image MS ;
2. Adaptation de l'histogramme de l'image PAN à celui de la composante I/PC1 à l'aide de l'équation (II.1) ;
3. Application de l'algorithme 'Á trous' sur la nouvelle image PAN. Le niveau de décomposition r est défini en fonction du rapport de résolution, pour une fusion 1 : 2, r est égale à 1, pour une fusion 1 : 4, r est égal à 2, et ainsi de suite [72] ;
4. Addition des plans d'ondelettes à la composante I/PC1 ;
5. Application de la transformation IHS/PCA inverse sur le nouvel ensemble de composants pour obtenir l'image MS à haute résolution.

II.5 Conclusion

Ce chapitre donne un aperçu sur les différentes méthodes proposées dans la littérature jusqu'à présent tout en présentant le cadre mathématique de certaines techniques. Les différentes catégorisations ont été également évoqué. En principe, l'affectation d'une méthode de fusion à une catégorie donnée se fait en fonction de la technique principale utilisée.

Parfois, une technique de fusion peut correspondre à plusieurs catégories, comme par exemple la méthode PCA. Cette méthode a une partie statistique pour dériver les composantes principales à partir des bandes spectrales de l'image d'entrée, mais elle a également la partie substitution de composante où la première composante principale est remplacée par l'image PAN, avant que le nouvel ensemble de bandes soit reconverti via la PCA inverse. La décision quant à l'affectation d'une technique donnée devrait être prise en fonction de l'étape où, exactement, le processus de fusion a eu lieu, ce qui impliquerait que le PCA devrait être affectée à la catégorie CS. Il convient toutefois de noter que la catégorisation des méthodes de fusion n'est pas unifiée dans la littérature et les limites de chaque catégorie ne sont pas claires et nettes ce qui conduit à des confusions lors de l'affectation.

La qualité des images de fusion, obtenue par les différentes méthodes de pansharpening discutées ci-dessus, est évaluée qualitativement et quantitativement. Dans le chapitre suivant, nous présenteront les protocoles et les indices d'évaluation les plus utilisés.

Chapitre III

Evaluation de la qualité d'une méthode de fusion

III.1 Introduction

L'évaluation de la qualité de la fusion d'images de télédétection a fait et fait toujours l'objet d'importantes activités de recherche. Contrairement à la fusion pour des fins de vision-détection-reconnaissance, comme la surveillance ou les applications militaires, dans laquelle la qualité est principalement liée à une perception subjective pouvant être matérialisée par plusieurs indices statistiques, tels que le contraste, les gradients, l'entropie, etc., la fusion des images de télédétection nécessite la définition de mesures plus strictes et quantitatives impliquant à la fois, les images originelles et les images de fusion. Comme l'image cible pour la fusion est généralement indisponible et ne peut donc pas être utilisée comme référence, plusieurs protocoles d'évaluation de la qualité ont été mis au point pour pallier l'absence de cette image.

Pour deux ensembles de données, la fusion vise à produire un troisième ensemble qui hérite certaines propriétés des deux premiers. La qualité d'un produit de fusion doit être liée à sa cohérence avec les deux ensembles de base en fonction des différentes propriétés héritées. Dans la plupart des cas, l'un des ensembles impliqués dans le processus de fusion présente une diversité spectrale. La réponse différente de la scène imagée à différents intervalles de longueurs d'onde est responsable de l'information spectrale. Après la fusion, il devrait en principe être possible de récupérer les informations spectrales de l'ensemble de données originelles présentant une diversité spectrale.

Ce chapitre donne un aperçu sur les matériaux et les méthodes utilisés pour la définition et l'évaluation de la qualité de fusion des images de télédétection, dont le pansharpening étant l'exemple le plus pertinent. Le concept de la qualité spectrale et spatiale ainsi que les protocoles et les indices statistiques les plus largement utilisés pour leurs mesures sont présentés et discutés.

III.2 Evaluation quantitative des images de fusion

La fusion d'images n'a absolument aucun sens que si l'image fusionnée contient des informations de qualité supérieure à celles des images d'entrée individuelles. Dans ce contexte, les travaux de Wald et de son groupe ont apporté des informations de valeur sur l'aspect d'évaluation de la qualité dans le domaine de fusion des images, ou des données généralement [83][84]. Ils se réfèrent au problème de la définition du gain de qualité et de l'utilisation d'une véritable

référence pour obtenir une déclaration sur la qualité. Par conséquent, il est très important de faire la distinction entre qualité relative et qualité absolue [85][86]. La qualité relative fait référence à la proximité de l'image fusionnée avec l'image originelle à l'aide d'une vérification selon des critères idéaux définis, tels que les propriétés de cohérence et de synthèse, rappelées ci-après. D'autre part, la qualité absolue correspond à la similarité entre l'image fusionnée et une image de référence. Il est à noter que, l'image de référence est produite synthétiquement car elle n'existe pas en réalité.

Jusqu'à présent, il n'existe pas un indice généralement accepté pouvant remplacer l'évaluation humaine de la qualité. L'absence d'une image de référence idéale pour la comparaison limite l'évaluation objective des résultats de la fusion, c'est-à-dire que l'évaluation reste toujours dépendante de l'indice d'évaluation choisi [16]. Par conséquent, les utilisateurs de la fusion d'images utilisent deux méthodes différentes pour évaluer leurs résultats. La première, l'approche qualitative, consiste en une inspection visuelle des résultats, et s'effectue en comparant les résultats aux images d'entrée originelles. La seconde, l'approche quantitative, utilise les paramètres statistiques et d'autres méthodes d'évaluation pour fournir des mesures de qualité comparables, telles que les indices de qualité.

Pour l'évaluation quantitative, la communauté scientifique a élaboré une série de critères qui peuvent être appliqués même s'il n'existait pas jusqu'à l'heure actuelle un avis unifié sur quels critères exactement doivent être pris comme standard [84][87].

III.3 Indices statistiques pour la mesure de la qualité des images de fusion

Les indices de mesure de la qualité, ou aussi de mesure de la distorsion, qui ont été définis pour mesurer la similarité entre les images, scalaires ou vectorielles [88], sont nécessaires pour la mise en œuvre des différents protocoles. Les indices présentés ci-après, sont établis dans la littérature pour fournir des résultats consistants avec la photo-interprétation des images fusionnées. Dans cette perspective, les mesures de qualité basées sur l'entropie de Shannon, bien que parfois utilisées, n'ont jamais prouvé qu'elles fussent appropriées à cette tâche [10].

III.3.1 Indices d'évaluation pour les images scalaires

III.3.1.1 Biais moyen

étant donné deux images scalaires I_1 et I_2 avec les moyennes μ_1 et μ_2 , le biais moyen est défini comme suit :

$$\Delta\mu = \mu_1 - \mu_2 \quad (\text{III.1})$$

$\Delta\mu$ représente une distorsion, sa valeur idéale donc est égale à zéro.

III.3.1.2 Erreur quadratique moyenne, MSE (MSE : Mean Square Error)

La MSE entre deux images I_1 et I_2 se définit comme suit :

$$MSE = E \left[(I_1 - I_2)^2 \right] \quad (\text{III.2})$$

L'espérance E est calculée approximativement par la moyenne spatiale. MSE est une distorsion dont la valeur idéale est égale à zéro.

III.3.1.3 Racine de l'erreur quadratique moyenne, RMSE (RMSE : Root Mean Square Error)

La RMSE entre deux images se définit comme la racine de la MSE :

$$RMSE = \sqrt{E \left[(I_1 - I_2)^2 \right]} = \sqrt{MSE} \quad (\text{III.3})$$

La valeur idéale de la RMSE est égale à zéro.

III.3.1.4 RMSE normalisé

L'indice NRMSE entre deux images I_1 et I_2 se donne par l'équation suivante :

$$NRMSE = \frac{\sqrt{E \left[(I_1 - I_2)^2 \right]}}{\mu_1} \quad (\text{III.4})$$

L'indice NRMSE mesure une distorsion, par conséquent, sa valeur idéale est zéro. Il est généralement exprimé en pourcentage (NRMSE %), en particulier lorsque I_1 est l'image de teste et I_2 est l'image de référence.

III.3.1.5 Coefficient de Corrélation, CC (CC : Correlation Coefficient)

Il est entre deux images I_1 et I_2 comme suit :

$$CC = \frac{\sigma_{1,2}}{\sigma_1 \sigma_2} \quad (\text{III.5})$$

Avec :

$$\sigma_{1,2} = E \left[(I_1 - \mu_1) (I_2 - \mu_2) \right] \quad (\text{III.6})$$

$$\sigma_1 = E \left[I_1 - \mu_1 \right] \quad (\text{III.7})$$

$$\sigma_2 = E \left[I_2 - \mu_2 \right] \quad (\text{III.8})$$

Où $\sigma_{1,2}$ est la covariance entre I_1 et I_2 , σ_1 et σ_2 sont les écart-types de I_1 et I_2 , respectivement. CC prend ses valeurs dans l'intervalle $[-1, 1]$. CC = 1 signifie que I_1 et I_2 ne diffèrent

que par un décalage de la moyenne globale et un facteur de gain. $CC = -1$ signifie que I_2 est le négatif de I_1 (I_1 et I_2 peuvent encore être différentes d'un gain et d'un décalage). Étant donné que CC est un indice de similarité, sa valeur idéale est donc égale à un.

III.3.1.6 Universal Image Quality Index (UIQI) ou Q -Index

L'indice UIQI mesure la similarité entre deux images scalaires I_1 et I_2 . il est défini comme suit [89] :

$$Q = \frac{\sigma_{1,2}}{\sigma_1\sigma_2} \cdot \frac{2\mu_1\mu_2}{(\mu_1^2 + \mu_2^2)} \cdot \frac{2\sigma_1\sigma_2}{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)} \quad (\text{III.9})$$

Où $\sigma_{1,2}$ est la covariance entre I_1 et I_2 , tandis que μ_1 et μ_2 , et σ_1 et σ_2 sont les moyennes et les variances de I_1 et I_2 , respectivement. Le premier terme de l'équation (III.9) est le coefficient de corrélation (CC) entre I_1 et I_2 . Le second terme est sensible aux biais de la moyenne de I_2 par rapport à I_1 . Le troisième terme tient compte des variations du contraste entre I_1 et I_2 . On note qu'en vertu de l'inégalité de Schwartz, le second et le troisième terme sont toujours inférieurs à 1. Puisque, CC est compris dans l'intervalle $[-1, 1]$, tandis que les autres termes sont compris dans l'intervalle $[0, 1]$, l'indice Q prend donc valeurs dans l'intervalle $[-1, 1]$ et sa valeur idéale, $Q = 1$, est obtenue si et seulement si $I_1 = I_2$. On note que, pour augmenter la capacité de discrimination des trois termes de l'équation (III.9), toutes les statistiques sont calculées sur des blocs de $N \times N$ pixels de taille appropriée, et les valeurs résultantes de Q sont ensuite moyennées sur toute l'image afin d'obtenir le résultat global.

III.3.1.7 Structure Similarity Index Metric (SSIM)

comme son nom l'indique, SSIM estime la similarité structurelle entre l'image fusionnée et l'image de référence. L'indice SSIM est donné par suivante [90] :

$$SSIM = \frac{(2\mu_1\mu_2 + C_1)(2\sigma_1\sigma_2 + C_2)}{(\mu_1^2 + \mu_2^2 + C_1)(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + C_2)} \quad (\text{III.10})$$

Les constantes C_1 et C_2 sont nécessaires pour éviter une division par zéro. Ils dépendent de la plage dynamique des valeurs de pixels. L'indice SSIM effectue une comparaison de la luminance, le contraste et la structure en utilisant les moyennes et les écart-types des images, fusionnée et de référence. L'idée pour développer cette métrique repose sur l'hypothèse disant que la vision humaine est plus adaptée à l'extraction de l'information structurelle, c'est-à-dire l'information sur la structure d'un objet dans une scène [90]. Il est à noter que, SSIM prend valeurs dans l'intervalle $[-1, 1]$, tandis que la qualité de l'image fusionnée est d'autant meilleure que la valeur de SSIM est élevée.

III.3.2 Indices d'évaluation pour les images vectorielles

III.3.2.1 Spectral Angle Mapper (SAM)

étant donné deux vecteurs spectraux \mathbf{v} et $\hat{\mathbf{v}}$ de longueur L , où $\mathbf{v} = \{v_1, v_2, \dots, v_L\}$ est le vecteur spectrale original, avec $v_l = A_{(l)}(m, n)$, tandis que $\hat{\mathbf{v}} = \{\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_L\}$ est le vecteur distordu obtenu par l'application de la fusion sur une image MS de basse résolution, avec $\hat{v}_l = \hat{A}_{(l)}(m, n)$. L'indice SAM désigne la valeur absolue de l'angle spectral entre les deux vecteurs [91] :

$$SAM(\mathbf{v}, \hat{\mathbf{v}}) = \arccos \left(\frac{\langle \mathbf{v}, \hat{\mathbf{v}} \rangle}{\|\mathbf{v}\|_2 \cdot \|\hat{\mathbf{v}}\|_2} \right) \quad (\text{III.11})$$

L'indice SAM est généralement exprimé en degrés et est égal à zéro lorsque les images I_1 et I_2 sont spectralement identiques, c'est-à-dire que tous les vecteurs de pixels ne diffèrent que par leurs modules entre les images I_1 et I_2 .

III.3.2.2 Relative Average Spectral Error (RASE)

C'est un indice d'erreur qui fournit une indication globale de la qualité d'un produit de fusion. Il est donné par [91] :

$$RASE = \frac{100}{\sum_{l=1}^L \mu(l)} \sqrt{L \sum_{l=1}^L MSE(l)} \quad (\text{III.12})$$

Où $\mu(l)$ est la moyenne de la $l^{\text{ième}}$ bande, et L est le nombre de bandes. On note que, les faibles valeurs de RASE indiquent une meilleure similarité entre les images multispectrales.

III.3.2.3 Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (ERGAS)

C'est un autre indice d'erreur global et une amélioration de l'indice RASE, il est donné par [92] :

$$ERGAS = 100 \cdot \frac{d_h}{d_l} \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left(\frac{RMSE(l)}{\mu(l)} \right)^2} \quad (\text{III.13})$$

Où d_h/d_l est le rapport de résolution entre les images PAN et MS, $\mu(l)$ est la moyenne de la $l^{\text{ième}}$ bande, et L est le nombre de bandes. Les faibles valeurs de l'indice ERGAS indiquent une meilleure similarité entre les images multispectrales.

III.3.2.4 L'indice Q4

Il s'agit d'une extension multispectrale de l'indice UIQI, adaptée aux images comportant quatre bandes spectrales [93]. Pour les images MS à quatre bandes, soient a , b , c et d les valeurs de radiance énergétique d'un pixel de l'image dans les quatre bandes, généralement acquises aux longueurs d'onde B, G, R et NIR. L'indice Q4 est composé de différents facteurs

représentant la corrélation, le biais de la moyenne et la variation du contraste de chaque bande spectrale, ainsi que de l'angle spectral. Puisque le module du coefficient de corrélation hypercomplexe (CC) mesure l'alignement des vecteurs spectraux, sa faible valeur peut détecter une distorsion radiométrique lorsqu'elle est accompagnée d'une distorsion spectrale. Ainsi, les distorsions radiométriques et spectrales peuvent être encapsulées dans un paramètre unique. Soit :

$$\begin{aligned} z_A &= a_A + i.b_A + j.c_A + k.d_A \\ z_B &= a_B + i.b_B + j.c_B + k.d_B \end{aligned} \quad (\text{III.14})$$

Désignent les quatre bandes des deux images MS ; l'image de référence A, et l'image de fusion B, respectivement, les deux sont exprimées en quaternions ou en nombres hypercomplexes. L'indice $Q4$ est défini comme suit :

$$Q4 = \frac{|\sigma_{z_A, z_B}|}{\sigma_{z_A} \cdot \sigma_{z_B}} \cdot \frac{2\sigma_{z_A} \cdot \sigma_{z_B}}{(\sigma_{z_A}^2 + \sigma_{z_B}^2)} \cdot \frac{2|\bar{z}_A| \cdot |\bar{z}_B|}{|\bar{z}_A|^2 + |\bar{z}_B|^2} \quad (\text{III.15})$$

Le premier terme est le module de l'indice CC hypercomplexe entre z_A et z_B , il est sensible à la fois à la perte de corrélation et à la distorsion spectrale entre les deux images MS, de référence et de fusion. Le deuxième et le troisième terme mesurent, respectivement, les changements de contraste et le biais de la moyenne sur toutes les bandes simultanément. L'indice $Q4$ prend valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$, tandis que sa meilleure valeur est égale à un, lorsque les deux images sont identiques. Il est possible de fournir des mesures locales de qualité en calculant $Q4$ sur des blocs de taille $N \times N$, ensuite ces mesures sont moyennées à une valeur globale pour considérer toute l'image. On note que, $Q4$ a récemment été étendu aux images dont le nombre de bandes est une puissance de deux [94].

III.4 Protocoles établis pour le pansharpening

L'utilisation de l'un des indices statistiques décrits ci-dessus n'est pas suffisante en elle-même pour garantir une évaluation de qualité correcte, et donc non trompeuse, des images de fusion. La définition d'un protocole opérationnel approprié, permettant de mesurer de manière fiable les cohérences, spectrale et spatiale, devient donc un besoin urgent. Avant la sortie de l'article fondateur de Wald et al. [83] en 1997, une définition de la qualité n'existait pas, et les indices empiriques étaient associés à des critères encore plus empiriques afin de mesurer une qualité qui, dans la plupart des cas, n'était que spatiale. Par exemple, Chavez Jr. et al. [24] considèrent le pourcentage de pixels modifiés (dans un intervalle de tolérance $[-\epsilon, \epsilon]$) entre les bandes MS des images, interpolée et fusionnée, comme valeur du mérite d'une méthode de fusion donnée. Selon eux, un tel pourcentage devrait être aussi faible que possible, car une valeur trop élevée indiquerait une sur-amélioration, et par conséquent une introduction des artefacts spatiaux. Cependant, il est évident de remarquer qu'un pourcentage nul indiquerait une absence absolue de l'amélioration spatiale. Ainsi, le seuil ϵ serait crucial pour que le critère de qualité basé sur le nombre des pixels changés puisse avoir une signification. Une autre remarque est que le pourcentage optimal de pixels changés dépend du paysage et ne peut pas être prédéfini à

quelques pourcent pour une scène donnée. Nous présentons dans ce qui suit, les protocoles les plus connus dans la communauté du pansharpening, à savoir le protocole de Wald, le protocole de Zhou, le protocole QNR et le protocole de Khan.

III.4.1 Protocole de Wald

Un protocole général, habituellement accepté et utilisé dans la communauté scientifique pour l'évaluation de la qualité des images du pansharpening, a été proposé pour la première fois par Wald et al. [83]. Dans le cadre de ce protocole, l'image fusionnée doit être aussi similaire que possible à :

1. L'image multispectrale originelle, si elle est ré-échantillonnée à la résolution d'image multispectrale inférieure (propriété de consistance ou cohérence); ceci constitue une mesure de la qualité spectrale de l'image fusionnée après l'amélioration spatiale;
2. L'image multispectrale idéale ou réelle de haute résolution spatiale que le capteur correspondant, s'il existe, devrait observer (propriété de synthèse pour chaque bande individuellement – image scalaire);
3. L'image multispectrale idéale de haute résolution spatiale que le capteur correspondant, s'il existe, devrait observer, mais cette fois-ci la similarité est vérifiée pour l'ensemble complet des bandes; (propriété de synthèse pour l'image vectorielle).

Les deux propriétés sont difficiles à mettre en œuvre car généralement, une l'image idéale n'existe pas. Par conséquent, la propriété de synthèse est généralement vérifiée à des échelles spatiales dégradées conformément au schéma de la Figure III.1. La dégradation spatiale est obtenue au moyen d'un filtrage passe-bas approprié suivi d'une décimation par un facteur égal au rapport d'échelle entre les images PAN et MS. L'image PAN est dégradée à la résolution de l'image MS originelle, tandis que l'image MS est dégradée à une résolution inférieure qui dépend du rapport d'échelle. La méthode de fusion est ensuite appliquée à ces deux nouvelles images, ce qui donne une image fusionnée à la résolution de l'image MS originelle. Cette dernière sert maintenant de référence et les deuxième et troisième propriétés de synthèse peuvent être évaluées.

Il est à noter que la réalisation des propriétés de synthèse est une condition à la fois nécessaire et suffisante, à condition que la mesure de similarité à l'échelle spatiale dégradée soit cohérente avec la même mesure s'il était hypothétiquement réalisé à la haute échelle; autrement dit, si la qualité observée à l'échelle dégradée est supposée être proche de la qualité qui serait observée en pleine échelle (échelle de l'image PAN). Ce point est crucial, en particulier pour les méthodes utilisant les filtres numériques pour extraire l'information spatiale de l'image Pan. En fait, à l'échelle spatiale dégradée, le filtre passe-bas utilisé par la méthode de fusion se trouve en cascade avec le filtre passe-bas utilisé pour la décimation. Par conséquent, la fusion en pleine échelle utilise le premier filtre seulement, tandis que la fusion à l'échelle dégradée considère les deux filtres en cascade, c'est-à-dire un filtre global différent [95]. Cela explique pourquoi les méthodes offrant une amélioration spatiale acceptable à

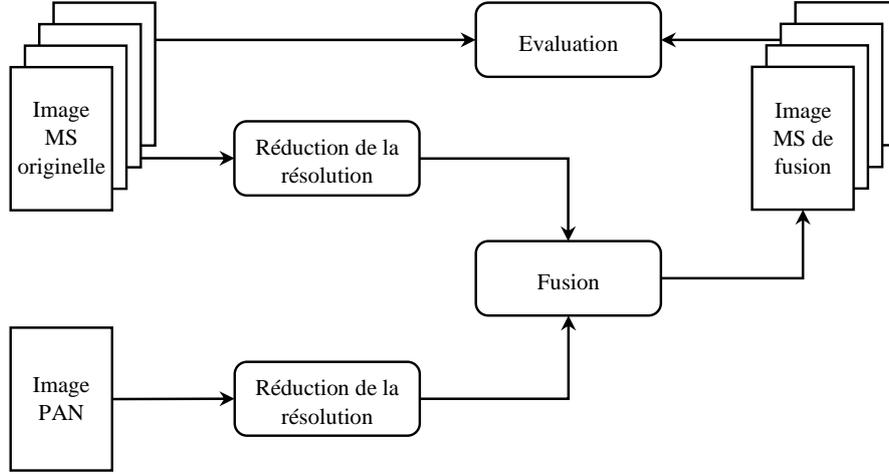


Figure III.1: Procédure d'évaluation de la propriété de synthèse Pour le protocole de Wald

l'échelle dégradée produisent une qualité médiocre lorsqu'elles sont utilisées en pleine échelle [29].

Les auteurs en [84] ont réduit les trois propriétés du protocole de Wald à deux propriétés seulement : la propriété de cohérence et la propriété de synthèse. Chacune des propriétés est vérifiée pour chaque bande individuellement (image scalaire) et pour l'ensemble complet des bandes (image vectorielle). Pratiquement, le ré-échantillonnage doit conduire à une image aussi proche que possible à celle observée par le capteur à basse résolution. Bien qu'il existe une influence de l'opérateur de filtrage sur la qualité des résultats, elle peut être minimale si on choisit un opérateur suffisamment approprié. L'opérateur 'bi-cubique spline' offre le plus souvent un bon compromis [84].

III.4.2 Protocole de Zhou

Comme alternative au protocole de Wald, le problème de la mesure de la qualité de fusion peut être abordé en haute résolution spatiale sans aucune dégradation [32]. Les distorsions spectrales et spatiales sont évaluées séparément en se servant uniquement des données disponibles, c'est-à-dire de l'image MS originelle et de l'image panchromatique.

Pour l'évaluation de la qualité spectrale, ce protocole est basé sur l'hypothèse que les méthodes de fusion ne doivent pas introduire une distorsion sur les propriétés spectrales de l'image MS originelle. Ainsi, la qualité spectrale des images fusionnées peut être mesurée à l'aide la moyenne des différences entre les valeurs de pixels de l'image fusionnée et celles de l'image MS original ré-échantillonnée, comme indiqué dans l'équation suivante :

$$D_k = \frac{1}{n} \sum_i \sum_j \left| MS_{kij}^h - MS_{kij}^l \right| \quad (\text{III.16})$$

Où MS_{kij}^h et MS_{kij}^l sont les valeurs du pixel (i, j) de la bande k des images MS, fusionnée

et originelle rééchantillonnée, respectivement, et n est le nombre total des pixels dans l'image.

Concernant la qualité spatiale, le protocole de Zhou est basé sur le fait que les informations spatiales uniques dans l'image PAN sont principalement concentrées dans le domaine des hautes fréquences. Cette qualité est donc mesurée par le coefficient de corrélation (CC) entre les détails spatiaux de l'image PAN et ceux de chacune des bandes de l'image MS fusionnée. Les détails sont extraits en utilisant le filtre Laplacien donné par l'équation suivante :

$$Mask = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & +8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (\text{III.17})$$

La valeur idéale de l'indice SCC (SCC : Spatial Correlation Coefficient) est égale à un. Toutefois, on note que le protocole de Zhou montre des résultats contradictoires avec ceux obtenus à l'aide des autres métriques telles que SAM, ERGAS et Q_4 et même avec le protocole QNR [96].

III.4.3 Protocole QNR

Le protocole QNR (QNR : Quality with No Reference), proposé par Alparone et al. [96], mesure la qualité des images fusionnées sans aucune nécessité de l'image MS de référence à haute résolution. Le QNR comprend deux indices, l'un relatif à la distorsion spectrale et l'autre à la distorsion spatiale. Les deux distorsions peuvent être combinées pour donner un indice de qualité unique. Toutefois, dans de nombreux cas, ils sont considérés séparément. Les distorsions, spectrale et spatiale, sont évaluées à l'aide de l'indice UIQI qui mesure de similarité entre deux images scalaires.

La distorsion spectrale D_λ est calculée entre l'image MS originelle, c'est-à-dire à basse résolution, et l'image MS fusionnée à haute résolution. Par conséquent, pour déterminer la distorsion spectrale, deux ensembles de valeurs pour l'indice UIQI sont calculés séparément, l'un entre les bandes spectrales de l'image originelle et l'autre entre les bandes de l'image fusionnée. Les différences des valeurs correspondantes de l'indice UIQI sur les deux échelles donnent la distorsion spectrale introduite par le processus de fusion. Mathématiquement, la distorsion spectrale peut être représentée par :

$$D_\lambda = \sqrt[p]{\frac{1}{L(L-1)} \sum_{l=1}^L \sum_{\substack{r=1 \\ r \neq l}}^L |Q(M_l^H, M_r^H) - Q(M_l^L, M_r^L)|^p} \quad (\text{III.18})$$

Où M_l^L et M_l^H sont les $l^{\text{ème}}$ bandes des images MS, originelle et fusionnée, respectivement. Q représente l'indice UIQI et L est le nombre de bandes de l'image MS. L'exposant p est un entier éventuellement choisi pour mettre l'accent sur les différences importantes. Par défaut, p est égal à un.

La distorsion spatiale D_S est déterminée en calculant l'indice UIQI entre chaque bande de l'image MS originelle et l'image Pan dégradée à la résolution inférieure et entre l'image

MS fusionnée et l'image Pan à haute résolution. La distorsion spatiale peut être donnée par la formule suivante :

$$D_S = \sqrt[q]{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left| Q(M_l^H, P) - Q(M_l^L, \tilde{P}) \right|^q} \quad (\text{III.19})$$

Où P est l'image panchromatique à haute résolution, tandis que \tilde{P} est la version spatialement dégradée de l'image PAN, obtenue par filtrage avec un filtre passe-bas à fréquence de coupure normalisée au rapport de résolution entre les images MS et PAN, et conçu pour correspondre à la MTF du capteur panchromatique, suivi d'une décimation. Par défaut, q est égal à un. L'indice QNR s'obtient en considérant conjointement D_λ et D_S :

$$QNR = (1 - D_\lambda)(1 - D_S) \quad (\text{III.20})$$

La valeur idéale de QNR, qui est égale à un, est obtenue lorsque D_λ et D_S sont tous deux nuls, c'est-à-dire lorsque la fusion ne produit aucune distorsion, ni spectrale ni spatiale. Le principe sur lequel s'appuie le Protocol QNR est le suivant :

1. Les interrelations (mesurées par UIQI) entre les bandes spectrales de l'image MS originelle, deux à deux, ne devraient pas changer avec le changement de la résolution, c'est-à-dire elles devraient se conserver pour les images fusionnées.
2. Les relations entre chaque bande MS et la version dégradée de la bande PAN doivent être identiques à celles existant entre chaque bande de l'image MS fusionnée et la bande PAN originelle.
3. La distorsion, qu'elle soit spectrale ou spatiale, est mesurée par le calcul des différences de similarité en basse et en haute résolution.

Il est à noter qu'une version antérieure du protocole QNR utilisant le calcul de l'information mutuelle comme mesure de similarité au lieu de l'indice UIQI, est présentée dans le papier de Alparone et al. [97].

III.4.4 Protocole de Khan

Le protocole de Khan [98] reprend la propriété de cohérence du protocole de Wald, une version modifiée de l'indice spatial du protocole de Zhou et la définition de la distorsion spectrale du protocole QNR, afin de définir des indices de qualité spectrale et spatiale séparés en pleine échelle. Le facteur commun est que l'image fusionnée peut être considérée comme la somme d'un terme passe-bas, correspondant à l'image MS à basse résolution, ré-échantillonnée à la taille de l'image PAN, et d'un terme passe-haut, correspondant aux détails spatiaux extraits de l'image PAN. L'extraction de ces composants s'effectue par filtrage de l'image fusionnée avec un banc de filtres numériques, le filtre passe-bas est adapté à la forme de la fonction MTF du canal spectral concerné, tandis que le filtre passe-haut correspond au complément de la MTF, c'est-à-dire le filtre passe-tout moins le filtre passe-bas utilisé. La qualité spectrale

est évaluée sur ce composant passe-bas, alors que la qualité spatiale s'évalue sur le composant passe-haut.

Pratiquement, des modèles Gaussiens sont généralement utilisés pour décrire les MTF des différents canaux MS afin de fournir les composants passe-bas. Ces composants sont ensuite sous-échantillonnés et la similarité avec les bandes MS originelles à basse résolution est mesurée au moyen de l'indice $Q4$, ou bien un autre indice pour les images vectorielles si le nombre de bandes est différent de quatre, comme le montre la Figure III.2.

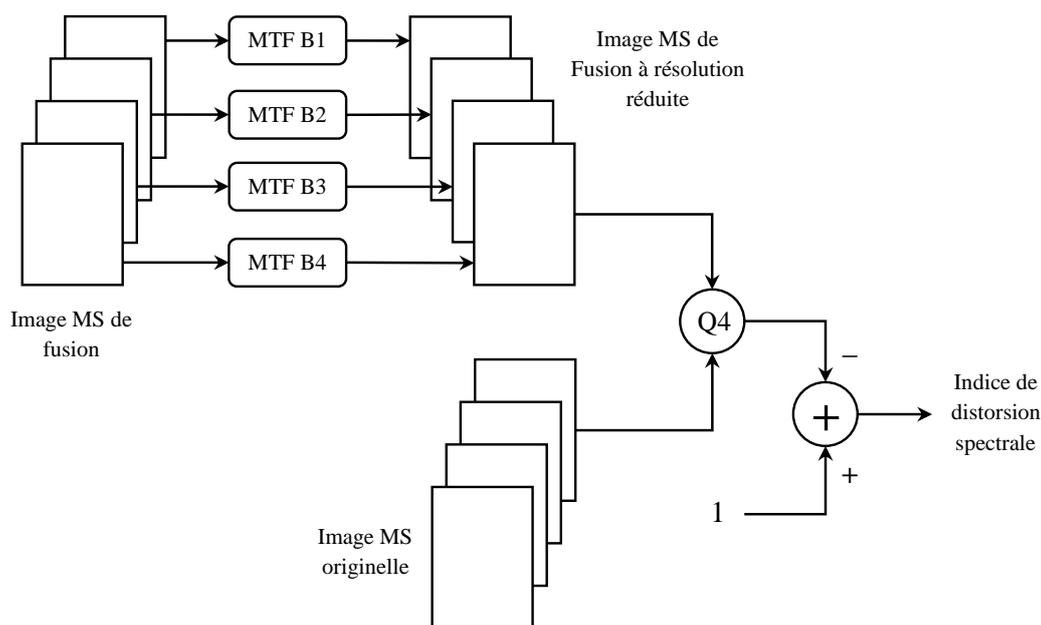


Figure III.2: Diagramme de la procédure de Khan pour l'évaluation de la qualité spectrale

Pour l'évaluation de la qualité spatiale, le protocole de Khan propose l'utilisation des compléments des filtres MTF pour extraire l'information haute-fréquence à partir de l'image MS aux deux niveaux de résolutions, inférieur (Image MS originelle) et supérieur (Image MS fusionnée). En outre, l'image PAN est dégradée à la résolution de l'image MS originelle. Les auteurs de ce protocole ont testé trois filtres passe-bas pour la dégradation de l'image PAN, toutefois, le filtre de Starck-Murtagh a fourni les meilleurs résultats dans leur cas. Ensuite les informations haute fréquence, comprenant les détails spatiaux, sont extraites des deux images PAN; originelle et dégradée. L'indice UIQI est calculé entre les détails de chaque bande de l'image MS et les détails de l'image PAN dans les deux niveaux de résolution, inférieur et supérieur, puis moyenné sur toutes les bandes pour donner le $UIQI_L$ et le $UIQI_H$, respectivement. On suppose que la relation ne change pas de manière significative avec le changement de l'échelle [97]. Finalement, la différence (absolue) entre $UIQI_L$ et $UIQI_H$ est prise comme mesure de la distorsion spatiale. La Figure III.3 donne le schéma bloc de la procédure du protocole de Khan pour l'évaluation de la qualité spatiale décrite ci-dessus.

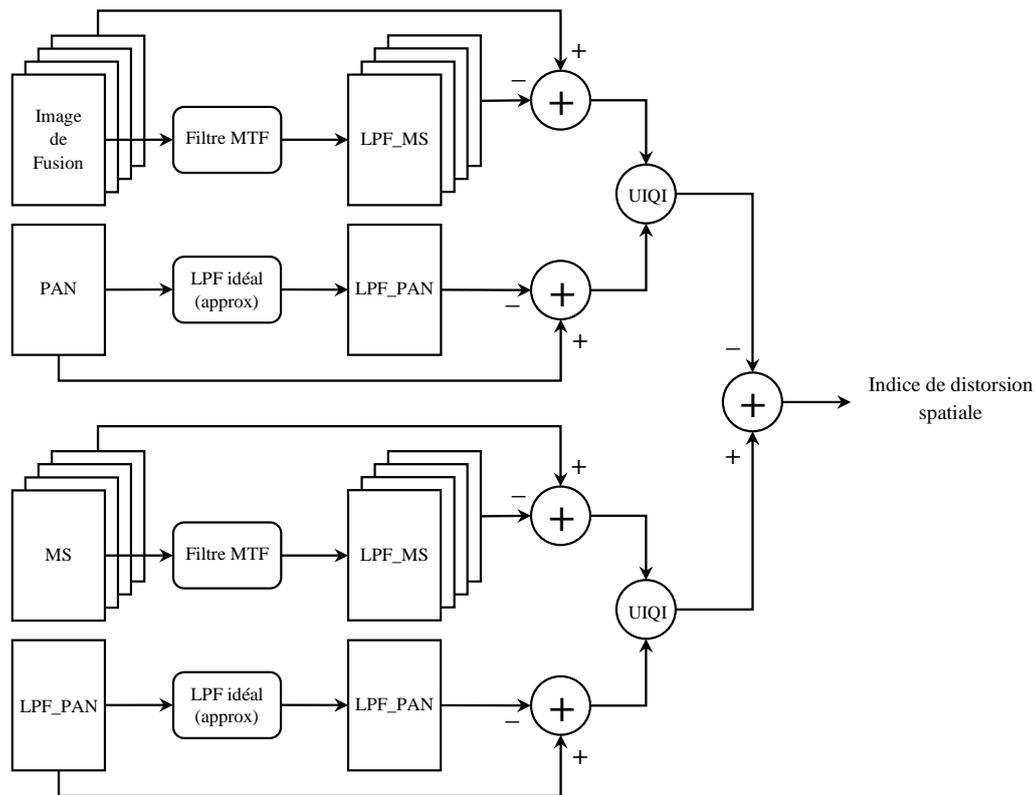


Figure III.3: Diagramme de la procédure de Khan pour l'évaluation de la qualité spatiale

III.5 Evaluation qualitative des images de fusion

Jusqu'à aujourd'hui, l'interprétation visuelle des images satellitaires est pertinente. Aucune procédure ou technologie automatisée ne peut remplacer la vision humaine et ceci pour toutes les applications du traitement d'images. L'objectif du pansharpening est d'augmenter la résolution spatiale des images MS. Par conséquent, une analyse visuelle est nécessaire pour vérifier si l'objectif du pansharpening a été atteint. Les paramètres généraux de la qualité visuelle sont les suivants : qualité d'image (forme géométrique, taille des objets), détails spatiaux et contraste local. Les autres paramètres de qualité visuelle permettant de tester les propriétés sont les suivants [99] :

- Conservation spectrale des caractéristiques dans chaque bande multispectrale : en fonction de l'apparence (valeurs spectrales hautes ou basses) des objets dans les images MS originelles, l'apparence des mêmes objets dans les images fusionnées est analysée dans chaque bande.
- Synthèse multispectrale dans les images fusionnées : La fusion ne doit pas introduire des distorsions sur les caractéristiques spectrales originelles des objets. Les caractéristiques multispectrales des objets au niveau supérieur de résolution spatiale doivent être

similaires à celles des images originelles. L'analyse et la comparaison des différentes compositions de couleurs des images, fusionnée et originelle, peuvent être utiles pour vérifier cette propriété.

- Synthèse d'images proches des images réelles à haute résolution, telles que définies par la propriété de synthèse des images fusionnées : cette propriété ne peut pas être réellement vérifiée, mais peut être analysée à partir de notre connaissance des spectres d'objets dans les résolutions spatiales inférieures.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, l'évaluation de la qualité des images du pansharpening est considérée. L'approche quantitative, avec ou sans référence, en plus de l'approche visuelle peut être utilisée pour effectuer une évaluation précise. Cependant, l'évaluation visuelle des images fusionnées est une tâche longue et coûteuse, et nécessite une expérience en interprétation visuelle, qui n'est peut-être pas disponible pour tous les utilisateurs des produits du pansharpening. Néanmoins, certaines applications reposent essentiellement sur l'interprétation visuelle, telles que les applications géologiques, les applications basées sur l'ensemble vision-détection-reconnaissance, comme la surveillance ou aussi les applications militaires.

D'autre part, pour l'évaluation quantitative il n'existe pas un accord entre les chercheurs de ce domaine sur un indice donné. Bien que ERGAS ait été suggéré comme indice global de qualité d'image avec la capacité de fournir des mesures de qualité spectrale, d'autres auteurs affirment que ERGAS ne peut pas offrir une qualité spectrale et que, par conséquent, l'indice $Q4$ devrait être utilisé [93]. Toutefois, l'inconvénient majeur de l'indice $Q4$ réside dans sa limitation à quatre bandes spectrales. En revanche, ERGAS présente l'avantage d'être indépendant des unités, du nombre de bandes spectrales et du rapport d'échelles [37]. Par conséquent, une évaluation de la qualité nécessite une définition appropriée des paramètres de qualité et des mesures correspondantes permettant de représenter la qualité de ces paramètres. Cela pourrait inclure une série de mesures.

En conclusion, on peut affirmer qu'il n'existe pas de système universel pour la mesure de la qualité des images de fusion et que l'évaluation visuelle, sous certaines conditions comparables en termes de d'affichage et d'étirement, reste indispensable [59].

Nouvelle méthode de fusion basée sur la transformation PCA

IV.1 Introduction

Au cours des dernières années, la fusion de données a fait l'objet d'une attention croissante dans différentes applications telles que la télédétection, le diagnostic médical, la surveillance, la vision par ordinateur, la photographie, etc. En télédétection, la fusion d'images est réalisée à trois niveaux différents : niveau de pixel, niveau des attributs et niveau de décision [61][100]. Le pansharpening est une procédure de fusion au niveau pixel qui associe une image multispectrale à basse résolution spatiale, notée MS, à une image panchromatique à haute résolution spatiale, notée PAN, afin de produire une image multispectrale à haute résolution spatiale, notée HMS (HMS : High-resolution Multi-Spectral image).

Les méthodes de fusion sont divisées en plusieurs catégories selon différents critères. Dans l'une parmi les catégorisations existantes, celle adoptée dans le cadre de cette thèse, Schowengerdt [2] classifia les méthodes du pansharpening en trois groupes ; les méthodes spectrales qui utilisent l'image PAN toute entière, les méthodes PCA et IHS sont les plus connues de cette catégorie. Les méthodes spatiales, qui transfèrent le contenu haute fréquence de l'image PAN à l'image MS interpolée. Les méthodes HFM et HPF appartiennent à ce groupe. Finalement, les méthodes de l'espace échelle qui sont principalement basées sur la transformée en ondelettes. Cependant, les techniques de l'espace échelle sont généralement mises en œuvre au moyen des filtres numériques et peuvent donc être considérées comme des techniques appartenant au groupe spatial. Par conséquent, les méthodes telles que HPF et ATW, qui diffèrent seulement par le type de filtre numérique utilisé, appartiennent en réalité à la même classe. Alparone et al. [96], ont donc réduit les groupes de fusion à seulement deux, disant que la majorité des méthodes du pansharpening peuvent être qualifiées de spectrale ou spatiale. Les catégories des méthodes de fusion sont présentées en détails dans le chapitre 2.

Le problème le plus important rencontré dans la fusion d'images est la distorsion spectrale ou la distorsion des couleurs, provoqué principalement par l'extension du domaine de longueur d'onde de la bande panchromatique dans les nouveaux satellites [101]. Par conséquent, les méthodes spectrales, qui exploitent l'image PAN toute entière, ont plus de chances de souffrir de ce problème que les méthodes spatiales qui ne s'intéressent qu'à son contenu haute fréquence qui correspond aux détails spatiaux.

Pour s'attaquer au problème de distorsion de couleur dans les méthodes spectrales, de nombreuses recherches ont été trouvées dans la littérature dans lesquelles les méthodes PCA

et IHS sont améliorées en intégrant la transformation en ondelettes, donnant lieu ainsi aux méthodes hybrides telles que PCA–ondelettes et IHS–ondelettes.

À cet égard, il est souligné qu’avec les méthodes hybrides susmentionnées, la quantité d’informations spatiales extraites de l’image panchromatique, pour être ensuite injectée aux composants PC1 ou I, est généralement définie en fonction du rapport de résolution entre l’image MS et PAN. Par conséquent, une fusion à un rapport 1 :2 nécessite un seul niveau de décomposition, tandis qu’une fusion à un rapport 1 :4 nécessite deux niveaux de décomposition, etc. [72]. Cependant, rien ne confirme que cette quantité est la quantité optimale. En conséquence, on propose, dans le cadre de cette thèse, une méthode simple et rapide dans laquelle la quantité d’informations spatiales ne repose plus sur le rapport de résolution, mais sur la qualité de l’image fusionnée, et ceci se réalise par une procédure d’injection continue des détails spatiaux qui ne s’arrête jusqu’à obtenir la meilleure image fusionnée possible.

IV.2 Nouvelle méthode PCA itérative (IPCA)

La quantité de l’information spatiale injectée dans l’image multispectrale par les méthodes à base d’ondelettes est généralement déterminée par le rapport de résolution entre les images ; panchromatique et multispectrale, ce qui n’est toutefois pas nécessairement la solution optimale. Par conséquent, nous proposons, dans le cadre de cette thèse, une nouvelle approche dans laquelle la quantité de l’information spatiale extraite de l’image panchromatique n’est pas déterminé préalablement, mais ajusté automatiquement jusqu’à atteindre la meilleure image de fusion selon une mesure de qualité donnée [102].

Ainsi, cette méthode peut être appliquée directement, sans qu’il soit nécessaire de tenir compte des informations sur les résolutions des images. Le diagramme de la nouvelle méthode est présenté à la Figure IV.1. Pour construire le cadre mathématique, soit MS_m l’image multispectrale à faible résolution à l’itération m :

$$MS_m = \text{LPF} [HMS_{m-1}] \quad (\text{IV.1})$$

Où LPF désigne un filtre passe-bas. Notez que l’itération $m = 0$ correspond à la fusion avant tout retour. Ainsi, l’image fusionnée HMS_0 à n -bandes est donnée par :

$$\begin{bmatrix} HMS_0^1 \\ HMS_0^2 \\ \dots \\ HMS_0^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_0^{11} & v_0^{12} & \dots & v_0^{1n} \\ v_0^{21} & v_0^{22} & \dots & v_0^{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_0^{n1} & v_0^{n2} & \dots & v_0^{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} PC_0^1 + \text{HPF} [\text{PAN}] \\ PC_0^2 \\ \dots \\ PC_0^n \end{bmatrix} \quad (\text{IV.2})$$

Où HPF [PAN] est l’image panchromatique après filtrage passe-haut et PC_m^i est la $i^{\text{ème}}$ composante principale de l’image MS à l’itération m .

Pour des raisons de simplicité, l’équation (IV.2) est réécrite comme suit :

$$HMS_0 = MS_0 + \text{HPF} [\text{PAN}] \cdot v_0^1 \quad (\text{IV.3})$$

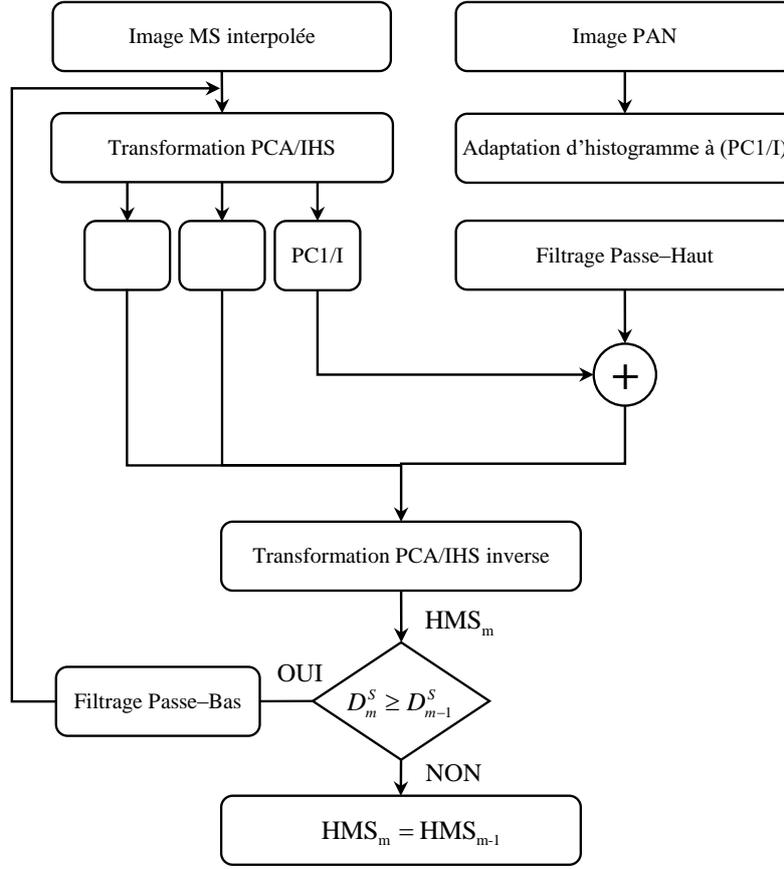


Figure IV.1: Diagramme de la méthode IPCA/IIHS

Où $HMS_0 = [HMS_0^1, HMS_0^2, \dots, HMS_0^n]^T$ et $MS_0 = [MS_0^1, MS_0^2, \dots, MS_0^n]^T$ sont les images multispectrales ; fusionnée et originelle ré-échantillonnée, à l'itération $m = 0$, respectivement. $v_0 = [v_0^{11}, v_0^{21}, \dots, v_0^{n1}]^T$ est le vecteur propre correspondant à PC_0^1 . L'équation (IV.3) peut également être exprimée en fonction d'un filtre passe-bas [2] :

$$HMS_0 = MS_0 + \{PAN - LPF [PAN]\}.v_0^1 \quad (IV.4)$$

Notez que, l'équation ci-dessus est l'équation principale du processus directe de fusion. Considérons maintenant l'itération $m = 1$, selon l'équation (IV.4), HMS_1 est donné par :

$$HMS_1 = MS_1 + \{PAN - LPF [PAN]\}.v_1^1 \quad (IV.5)$$

Où $v_1 = [v_1^{11}, v_1^{21}, \dots, v_1^{n1}]^T$ est le vecteur propre correspondant à PC_1^1 . En utilisant les équations (IV.1) et (IV.4), on obtient :

$$HMS_1 = LPF [MS_0] + LPF [PAN] (v_0^1 - v_1^1) + \{v_1^1 PAN - v_0^1 LPF_2 [PAN]\} \quad (IV.6)$$

LPF₂ est le filtre résultant de la convolution du filtre passe-bas de base avec lui-même. De même, pour $m = 2$, on suit les mêmes étapes pour déterminer HMS₂ :

$$\text{HMS}_2 = \text{LPF}_2 [\text{MS}_0] + \text{LPF}_2 [\text{PAN}] (v_0^1 - v_1^1) + \text{LPF} [\text{PAN}] (v_1^1 - v_2^1) + \{v_2^1 \text{PAN} - v_0^1 \text{LPF}_3 [\text{PAN}]\} \quad (\text{IV.7})$$

De manière équivalente, pour $m = 3$ nous avons :

$$\text{HMS}_3 = \text{LPF}_3 [\text{MS}_0] + \text{LPF}_3 [\text{PAN}] (v_0^1 - v_1^1) + \text{LPF}_2 [\text{PAN}] (v_1^1 - v_2^1) \text{LPF} [\text{PAN}] (v_2^1 - v_3^1) + \{v_3^1 \text{PAN} - v_0^1 \text{LPF}_4 [\text{PAN}]\} \quad (\text{IV.8})$$

Finalement, l'expression de HMS _{m} , pour m quelconque, est donnée par :

$$\text{HMS}_m = \text{LPF}_m [\text{MS}_0] + \text{LPF}_m [\text{PAN}] (v_0^1 - v_1^1) + \text{LPF}_{m-1} [\text{PAN}] (v_1^1 - v_2^1) + \dots + \text{LPF} [\text{PAN}] (v_{m-1}^1 - v_m^1) + \{v_m^1 \text{PAN} - v_0^1 \text{LPF}_{m+1} [\text{PAN}]\} \quad (\text{IV.9})$$

Où $\text{LPF}_m = \overbrace{\text{LPF} * \dots * \text{LPF}}^m$ Cette équation donne l'expression de l'image fusionnée pour une itération m quelconque. La Figure IV.2 montre les variations des composants du vecteur propre correspondant au premier composant principal d'une scène Worldview-2 à huit bandes utilisée plus loin dans l'étude expérimentale, et ceci pour 100 itérations. Ces variations ne sont pas significatives, ce qui conduit à des quantités $(v_{m-1}^1 - v_m^1)$ négligeables. Par conséquent, tous les termes de l'équation (IV.9) vont pratiquement disparaître, à l'exception du premier et du dernier. L'équation (IV.9) peut donc se mettre sous la forme suivante :

$$\text{HMS}_m \approx \text{LPF}_m [\text{MS}_0] + v_0^1 \{ \text{PAN} - \text{LPF}_{m+1} [\text{PAN}] \} \quad (\text{IV.10})$$

Notons que l'équation ci-dessus ne contient que les images originelles ; panchromatique et multispectrale. L'image fusionnée est ainsi une combinaison des basses fréquences issues de l'image multispectrale et des hautes fréquences provenant de l'image panchromatique. De plus, cette contribution est réalisée à travers une série de filtres en cascade dont la longueur varie avec le nombre d'itérations m . Par conséquent, au fur et à mesure que le nombre d'itérations augmente, la fréquence de coupure du filtre global diminue, ce qui augmente la quantité des hautes fréquences provenant de l'image panchromatique et, inversement, réduit la quantité de basses fréquences en provenance de l'image multispectrale. Plus précisément, comme le montre la Figure IV.3 ci-dessous, la fréquence de coupure du filtre global diminue d'une façon à ce que l'écart entre les fréquences de coupure de deux itérations consécutives m et $m - 1$ vaut la moitié de l'écart entre les itérations $m - 1$ et $m - 2$. Par conséquent, la quantité des hautes fréquences qui provient de l'image PAN, augmente d'une quantité qui se divise par deux pour chaque itération. Le même raisonnement se conserve pour les basses fréquences qui proviennent de l'image MS, puisque le même filtre global est utilisé. En résumé, il s'agit d'un processus automatique conduit uniquement par la qualité de l'image fusionnée et ne repose

sur aucune connaissance préalable du rapport de résolution, contrairement aux méthodes existantes.

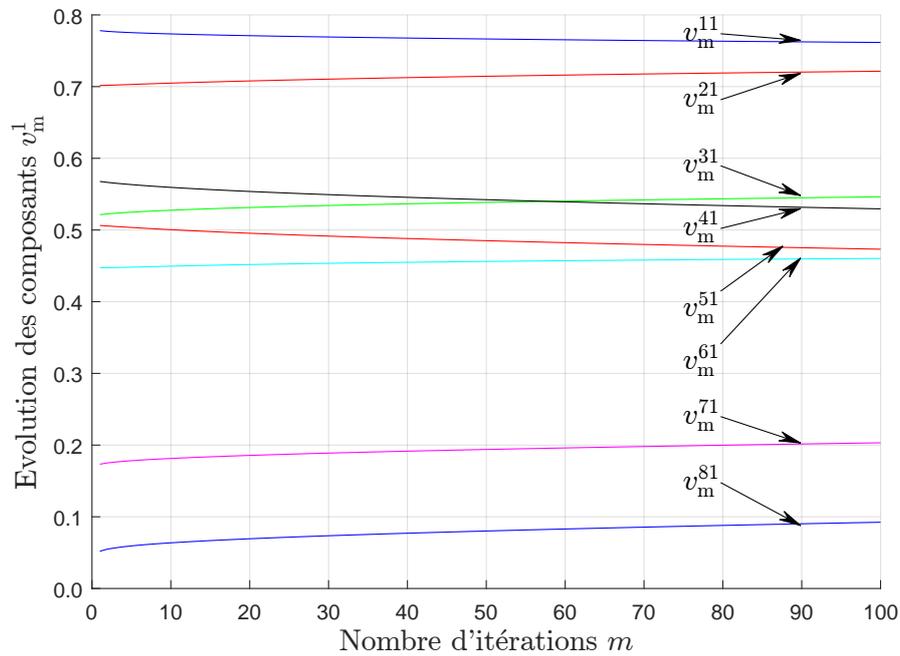


Figure IV.2: Variation des vecteurs v_m^1 en fonction du nombre des itérations m

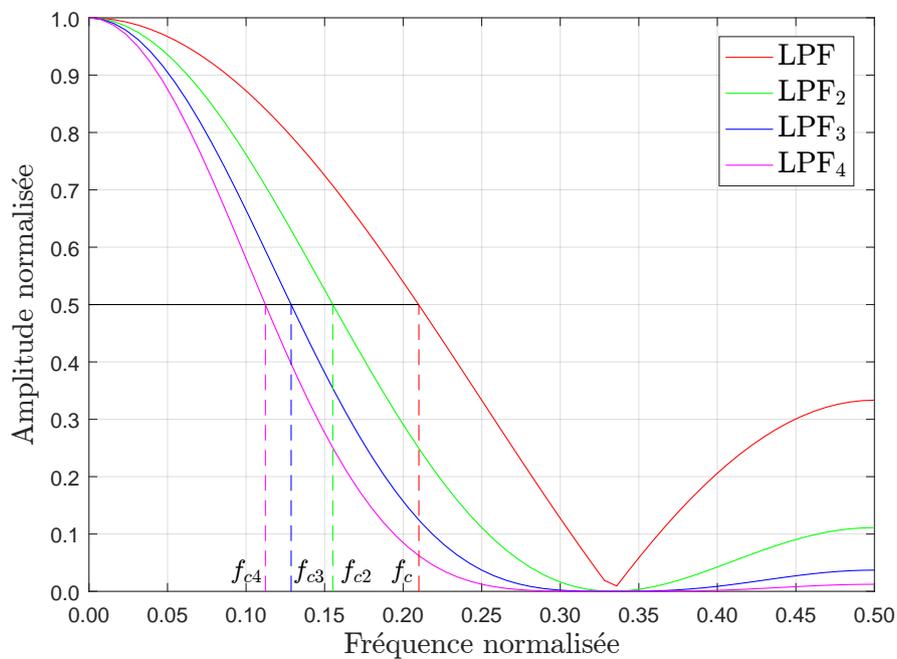


Figure IV.3: Réponses en fréquence de : LPF, LPF₂, LPF₃ et LPF₄ (LPF est un filtre passe-bas boxcar 3 × 3)

IV.3 Extension de l'aspect itératif aux méthodes IHS et HPF

IV.3.1 Méthode IIHS

L'approche itérative peut également être intégrée à la méthode IHS suivant le même raisonnement vu avec la méthode PCA. La Figure IV.1 donne le diagramme de la méthode IIHS. Le cadre mathématique est similaire à celui de la méthode IPCA. Ainsi, l'image fusionnée HMS_0 est donnée par :

$$\begin{bmatrix} HMS_0 \\ HMS_1 \\ HMS_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{2} \\ 1 & \frac{-2}{\sqrt{6}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I + HPF [PAN] \\ v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} \quad (IV.11)$$

L'équation (IV.11) peut se réécrire comme suit :

$$HMS_0 = MS_0 + HPF [PAN] \quad (IV.12)$$

En suivant les mêmes étapes de la méthode IPCA, on aboutit à l'équation générale qui régit la procédure de fusion pour un nombre d'itération m quelconque :

$$HMS_m = LPF_m [MS_0] + \{PAN - LPF_{m+1} [PAN]\} \quad (IV.13)$$

L'équation ci-dessus est similaire à l'équation (IV.10), mais encore plus stricte grâce à l'absence du terme v_0^1 . Notez qu'il est bien clair, d'après l'équation (IV.13), que la méthode IIHS est applicable à une image avec un nombre quelconque de bandes spectrales.

IV.3.2 Méthode IHPF

Le diagramme de la méthode IHPF est montré à la Figure IV.4. La méthode HPF, ET également la procédure directe de la technique IHPF, se décrit par l'équation suivante :

$$HMS_0 = MS_0 + \{PAN - LPF [PAN]\} \quad (IV.14)$$

Pour $m = 1$, nous avons :

$$HMS_1 = MS_1 + \{PAN - LPF [PAN]\} \quad (IV.15)$$

Par substitution avec les équations (IV.1) et (IV.14), l'équation (IV.15) devient :

$$HMS_1 = LPF [MS_0] \{PAN - LPF_2 [PAN]\} \quad (IV.16)$$

En suivant les mêmes étapes, on aboutit à l'équation générale suivante, régissant la méthode IHPF :

$$HMS_m = LPF_m [MS_0] + \{PAN - LPF_{m+1} [PAN]\} \quad (IV.17)$$

D'après les équations (IV.12) et (IV.16), on remarque que l'aspect itératif unifie les méthodes IHS et HPF. Le même raisonnement que celui observé avec la méthode IPCA, se

conserve avec la méthode IIHS (IHPF). Il s'agit d'une recherche de la limite optimale qui sépare les deux composantes constituant l'image fusionnée ; les hautes fréquences de l'image PAN et les basses fréquences de l'image MS. Ceci est effectué en ajoutant de la première composante et en retranchant de la deuxième composante, d'une quantité qui varie légèrement, jusqu'à atteindre la meilleure image de fusion possible selon un critère de qualité choisi par l'utilisateur.

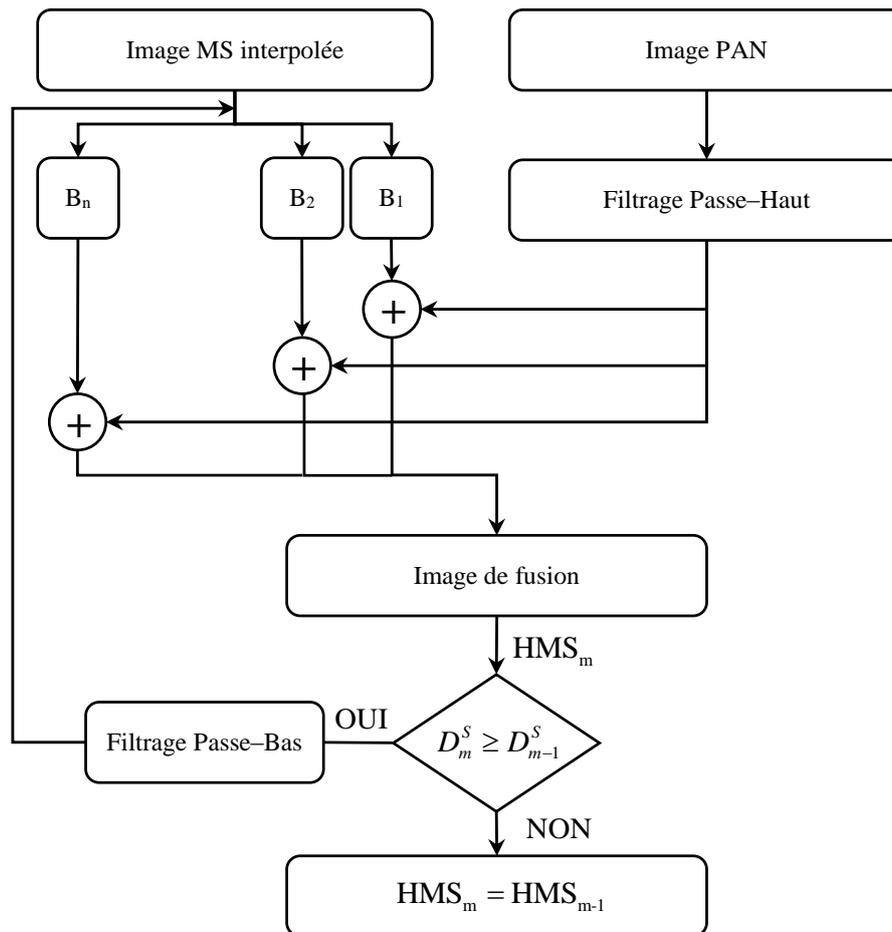


Figure IV.4: Diagramme de la méthode IHPF

IV.4 Zone de l'étude expérimentale

Pour évaluer les performances de l'algorithme proposé, nous utilisons les cinq ensembles de données illustrés à la Figure IV.5. Ces ensembles ont été acquis par quatre plates-formes différentes, à savoir Pléiades, WorldView-2, Ikonos et Geosy-1. Les principales caractéristiques des différents capteurs sont résumées dans les Tableaux IV.1 et IV.2. La Figure IV.6 montre les réponses spectrales des différents capteurs.

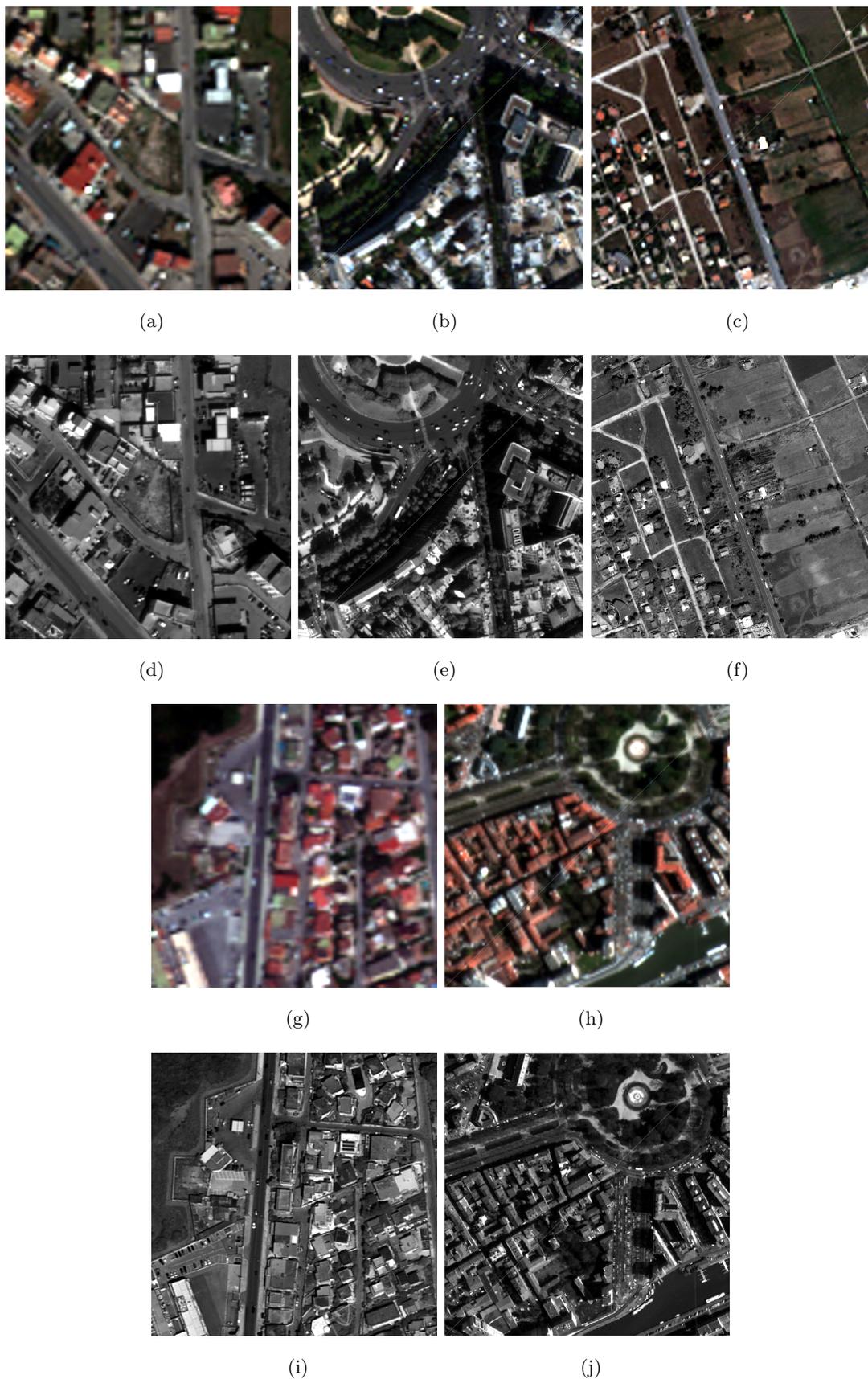


Figure IV.5: Ensembles de données, de gauche à droite : (a,d) WorldView-2 (8 bandes), (b,e) WorldView-2 (4 bandes), (c,f) Ikonos, (g,i) GeoEye-1, (h,j) Pléiades

Table IV.1 : Propriétés des différents capteurs.

Capteur	Résolution PAN	Résolution MS	Nombre de bandes	Résolution radiométrique	Taille (PAN)
Worldview-2 (a)	0.5 m	2 m	8	11 bits	384×384
Worldview-2 (b)	0.5 m	2 m	4	8 bits	512×512
Ikonos	0.82 m	3.28 m	4	11 bits	512×512
GeoEye-1	0.46 m	1.84 m	4	8 bits	384×384
Pléiades	0.5 m	2 m	4	11 bits	512×512

Table IV.2 : Bandes spectrales de différents capteurs (longueur d'onde en nm).

Capteur	PAN	Coastal	Blue	Green	Yellow	Red	RedEdge	NIR1	NIR 2
Worldview-2	450–800	400–450	450–510	510–580	585–625	630–690	705–745	770–895	860–1040
Ikonos	526–929	Non	445–516	506–595	Non	632–698	Non	757–853	Non
GeoEye-1	450–900	Non	450–520	520–600	Non	625–695	Non	760–900	Non
Pléiades	480–830	Non	430–550	490–610	Non	600–720	Non	750–950	Non

IV.5 Résultats expérimentaux et discussion

Plusieurs filtres sont testés et évalués de manière expérimentale afin d'évaluer les performances de l'approche proposée, à savoir les filtres passe-bas boxcar de différentes tailles, 3×3 , 5×5 et 7×7 , ainsi que le filtre passe-bas utilisé avec l'algorithme 'à trous'. Cependant, le filtre boxcar 3×3 fourni les meilleurs résultats. En outre, les expériences ont montré que le choix de la qualité spatiale (l'indice D_S) comme critère d'arrêt pour cette approche constitue le meilleur compromis entre l'évaluation numérique et l'impression visuelle, comme nous le verrons clairement par la suite.

Le principal problème abordé par cette approche étant l'optimalité de la quantité d'information spatiale injectée à l'image MS interpolée à partir de l'image PAN. Par conséquent, les méthodes proposées IPCA, IIHS et IHPF sont comparées avec les méthodes de base PCA, IHS et HPF, ainsi que les méthodes hybrides PCA-ondelettes (AWPC) et IHS-ondelettes (AWHS). Une évaluation détaillée, qualitative et quantitative, est présentée dans les sections suivantes.

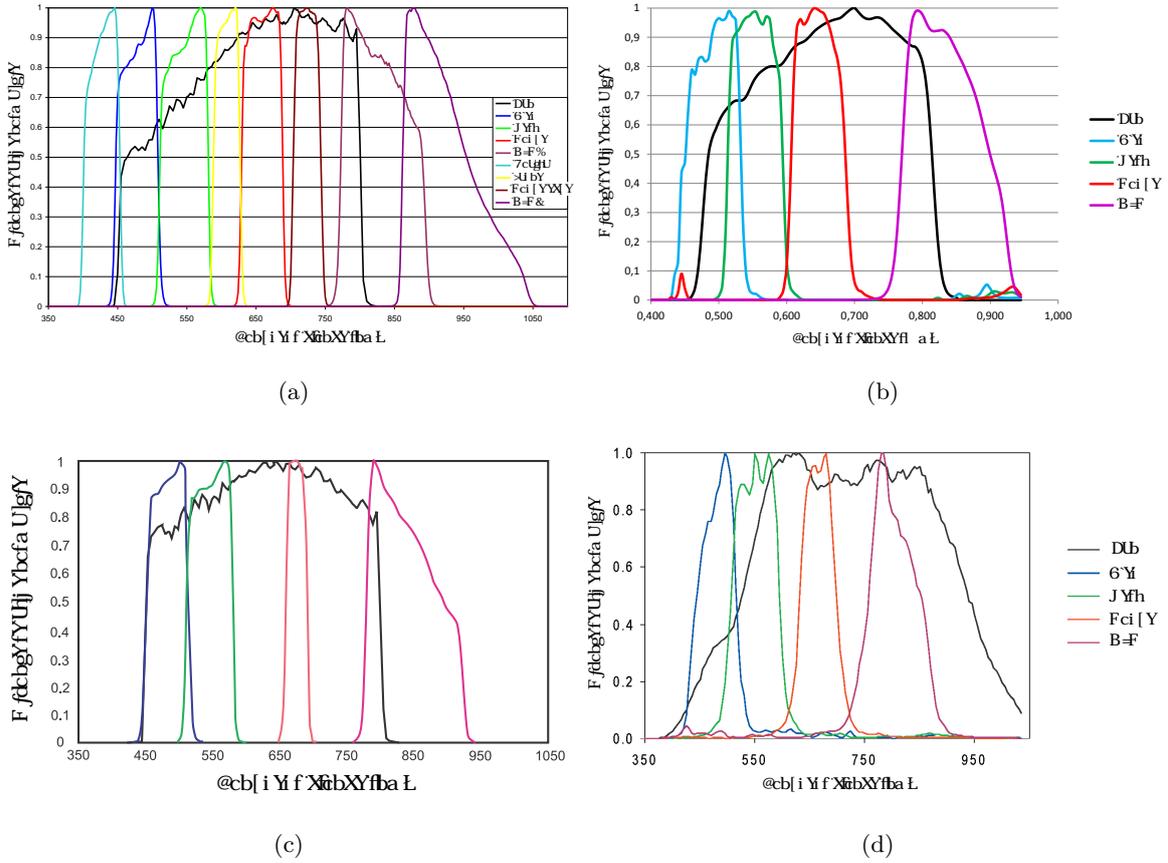


Figure IV.6: Réponses spectrales des capteurs : (a) WorldView-2, (b) Pléiades, (c) GeoEye-1, (d) Ikonos

IV.5.1 Evaluation qualitative ou visuelle

L'amélioration spatiale et la préservation de l'information spectrale, ou l'information couleur, sont les deux principales caractéristiques à examiner visuellement pour chaque méthode de fusion. Pour ce faire, nous présentons aux Figures IV.8– IV.11 des sous-ensembles de données extraits des images résultant des différentes méthodes de fusion, et ceci pour tous les capteurs concernés. Notez que, pour les méthodes itératives nous avons présenté deux extraits, l'un correspond au meilleur résultat de l'indice D_λ , toujours observé avec la première itération du fait que, comme on l'a rappelé auparavant ; toute injection de données supplémentaires à l'image MS originelle altère sa qualité spectrale, tandis que l'autre correspond au meilleur résultat de l'indice D_S .

On note que pour les méthodes itératives (IPCA, IIHS ou IHPF), le nombre d'itérations est représenté par un chiffre associé au nom de la méthode, plus précisément $IPCA_n$ signifie la méthode IPCA pour l'itération n .

Tout d'abord, la comparaison visuelle des sous-ensembles révèle clairement que les résolutions spatiales des images fusionnées sont plus élevées comparativement à celle de l'image

MS originelle, pour tous les capteurs. Les images IPCA1, IIHS1 et IHPF1 présentent, eux aussi, des résolutions spatiales faibles relativement aux restes des méthodes, mais légèrement supérieures à celle de l'image MS originelle. En contrepartie, ces images montrent naturellement la meilleure qualité spectrale. Toutefois, le capteur Ikonos, à la Figure IV.7, constitue une exception, il montre des résultats satisfaisants sur les deux plans, spatiale et spectrale, après une seule itération. En revanche, pour la qualité spectrale, la méthode IHS présente une distorsion spectrale sévère, ainsi que les méthodes AWHIS et IIHS, mais à un moindre degré. Cela peut s'expliquer par la faible corrélation entre la bande PAN et la bande bleu (B), comme le montre la réponse spectrale du capteur Ikonos à la Figure IV.6.d.

Pour le capteur Worldview-2 (a), à la Figures IV.8, les méthodes spectrales, PCA et IHS, sont moins fidèles par rapport aux restes des méthodes. A titre d'exemple, le carré blanc à côté du toit rouge ne figure pas sur les sous-ensembles (b) et (c), tandis qu'il apparaît sur le reste des sous-ensembles. L'explication revient probablement au fait que le toit blanc soit imagé en utilisant la bande NIR2 qui ne montre aucune intersection, dans le domaine des longueurs d'onde, avec la bande PAN, comme indiqué sur la Figure IV.6.a. En outre, il n'existe pas une différence visuelle flagrante entre les images IPCA1, IIHS1 et IHPF1 d'une part et IPCA3, IIHS3 et IHPF3 d'autre part, contrairement aux résultats numériques. Pour l'évaluation de la qualité spectrale, les objets de la scène et notamment la route, montrent une petite distorsion de couleurs associée aux méthodes spectrales, et en particulier la méthode IHS. Les méthodes spatiales, y compris les méthodes itératives, sont similaires en termes de couleurs et semblent très proches à l'image MS originelle, donc plus fidèles.

Pour le capteur Worldview-2 (b), sur la Figure IV.9, toutes les méthodes montrent des améliorations spatiales similaires sauf les méthodes IPCA1, IIHS1 et IHPF1 qui présentent des résolutions faibles relativement à celles obtenues avec les méthodes IPCA4, IIHS4 et IHPF4. Ceci signifie que l'information spatiale injectée après une seule itération n'est pas suffisante, même sur le plan visuel. En termes de qualité spectrale, les méthodes IPCA1, IIHS1 et IHPF1 sont les plus proches à l'image MS originelle, tandis que les autres méthodes, y compris les méthodes spectrales PCA et IHS, sont très similaires et montrent une petite déviation qui reste toujours tolérable.

Les sous-ensembles du capteur GeoEye-1, Figure IV.10, montrent une qualité spatiale visuellement similaire pour toutes les méthodes sauf pour les méthodes IPCA1, IIHS1 et IHPF1, qui présentent une résolution relativement faible par rapport aux autres. Concernant la qualité spectrale, il n'existe pas une différence remarquable entre les méthodes utilisées, même les méthodes spectrales PCA et IHS qui ont l'habitude d'introduire une distorsion spectrale à cause de l'utilisation de l'image PAN toute entière. Visuellement, il s'avère difficile de distinguer entre les différentes méthodes pour ce capteur. Cela revient probablement au fait que les trois bandes utilisées pour l'affichage (R,G,B) tombent toutes dans la plage dynamique de la bande PAN comme indiqué à la Figure IV.6.c.

Figure IV.11 montre les sous-ensembles correspondant au capteur Pléiades. Les méthodes IPCA1, IIHS1 et IHPF1 présentent clairement une faible résolution spatiale par rapport aux autres méthodes. Notez que, pour ce capteur les méthodes itératives et notamment la méthode IHPF nécessite plus d'itérations pour atteindre sa meilleure qualité spatiale. Les méthodes

PCA, IHS, HPF, AWPC, AWHS, IPCA10, IIHS6 et IHPF8 sont similaires en termes de qualité spatiale, tandis que pour la qualité spectrale les méthodes PCA et IHS montrent une distorsion remarquable des couleurs qui apparaît clairement avec la couleur verte des arbres au coin droit en haut. En résumé, les méthodes HPF, AWPC, AWHS, IPCA10, IIHS6 et IHPF8 sont très proches en termes de qualité, spectrale ou bien spatiale, les méthodes PCA et IHS montrent la qualité spectrale la plus faible, tandis que les méthodes IPCA1, IIHS1 et IHPF1 sont les plus faibles de termes de qualité spatiale.

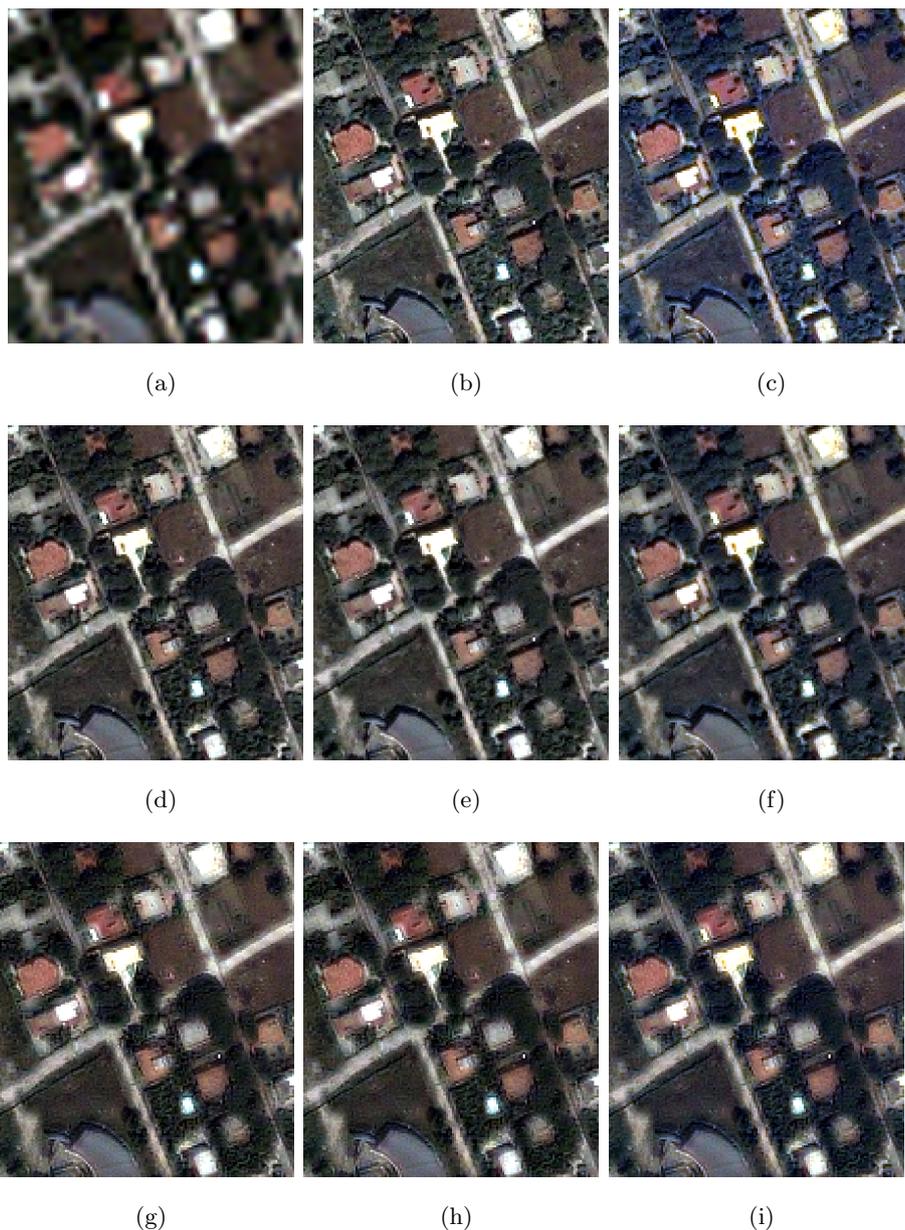


Figure IV.7: Sous-ensembles du capteur Ikonos pour différentes méthodes : (a) Image MS originelle (b) PCA, (c) IHS, (d) HPF, (e) AWPC, (f) AWHS, (g) IHPF1, (h) IPCA1, (i) IIHS1

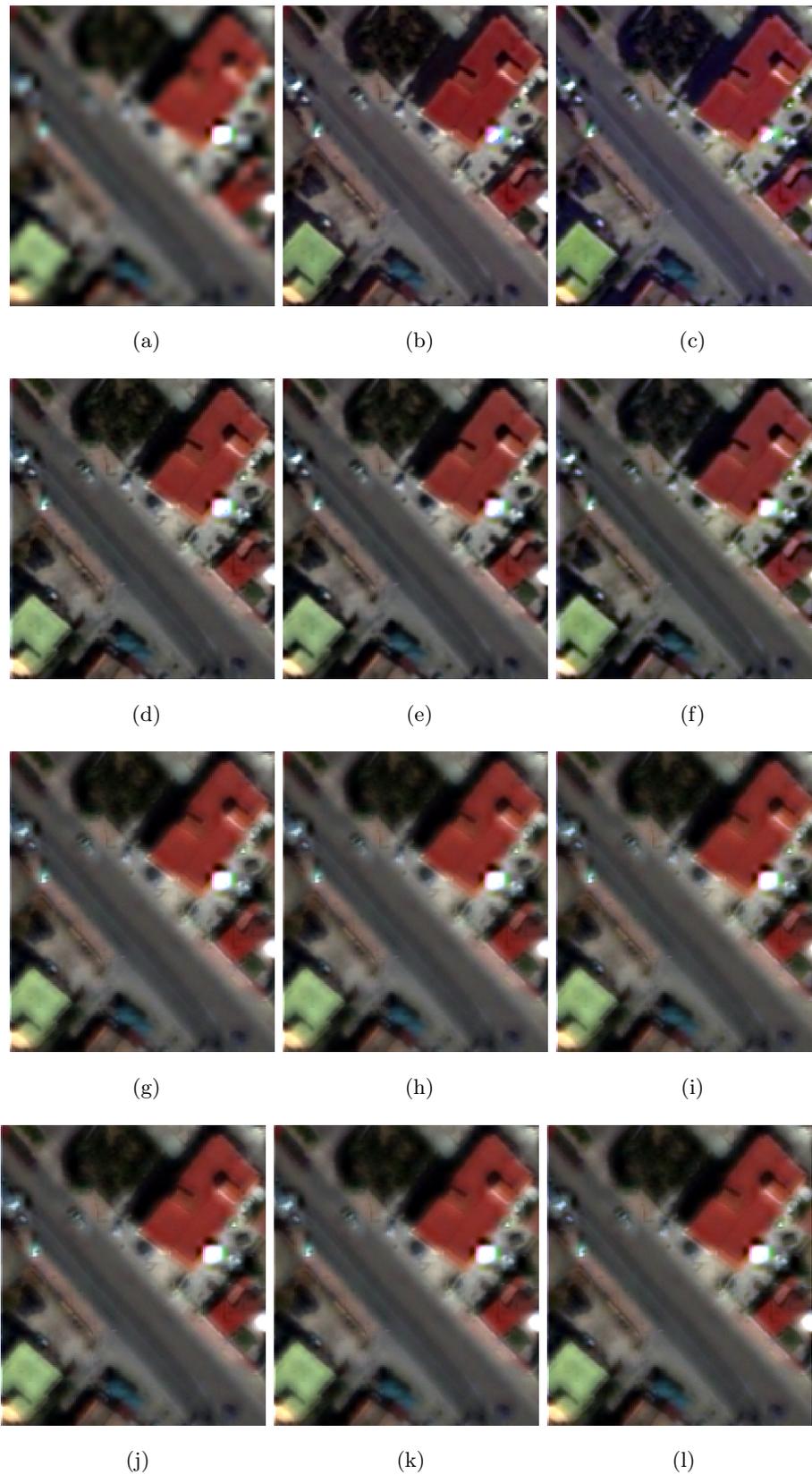


Figure IV.8: Sous-ensembles du capteur Worldview-2 (a) pour différentes méthodes : (a) Image MS originelle (b) PCA, (c) IHS, (d) HPF, (e) AWPC, (f) AWHS, (g) IHPF1, (h) IPCA1, (i) IIHS1, (j) IHPF3, (k) IPCA3, (l) IIHS3

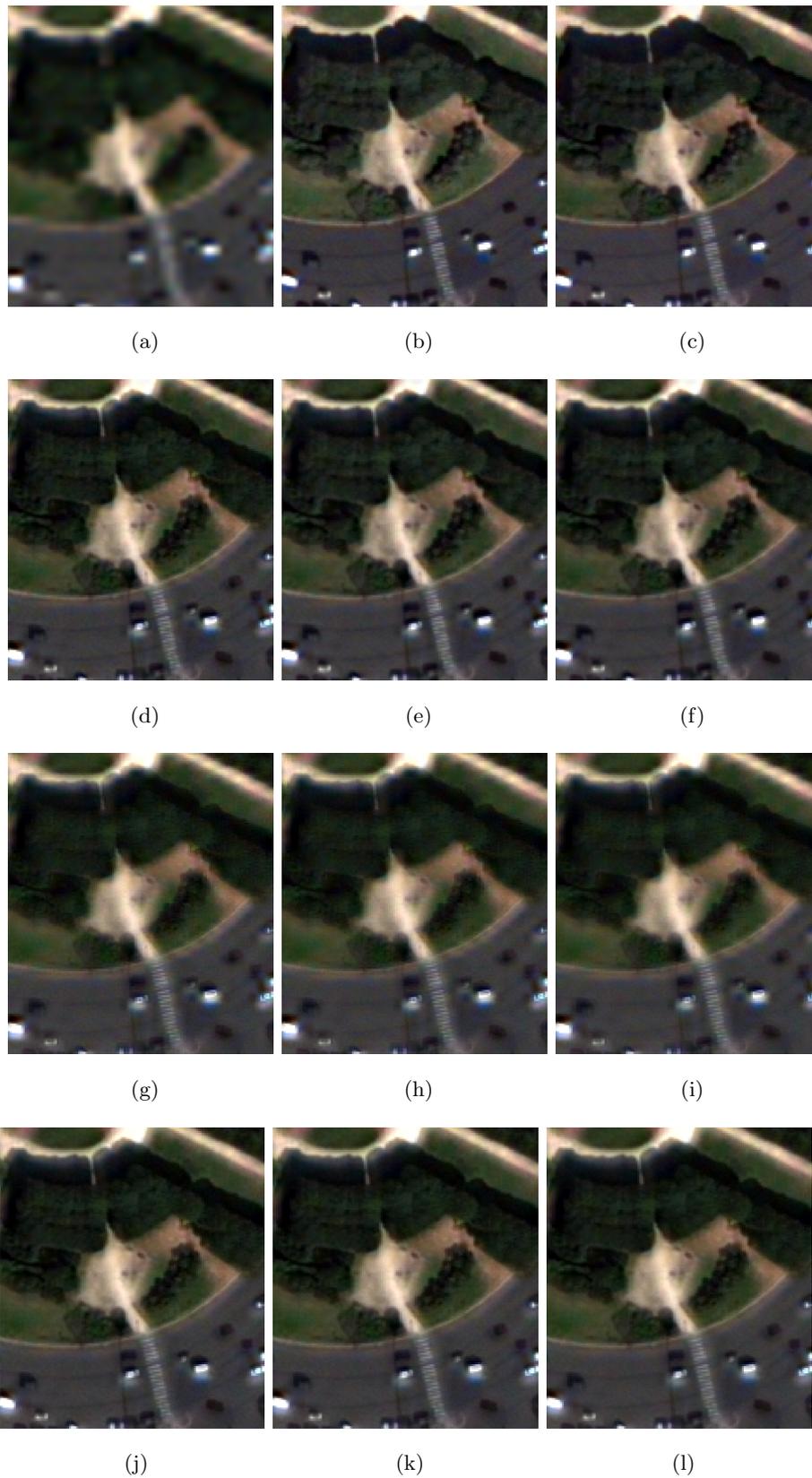


Figure IV.9: Sous-ensembles du capteur Worldview-2 (b) pour différentes méthodes : (a) Image MS originelle (b) PCA, (c) IHS, (d) HPF, (e) AWPC, (f) AWHS, (g) IHPF1, (h) IPCA1, (i) IIHS1, (j) IHPF4, (k) IPCA4, (l) IIHS4

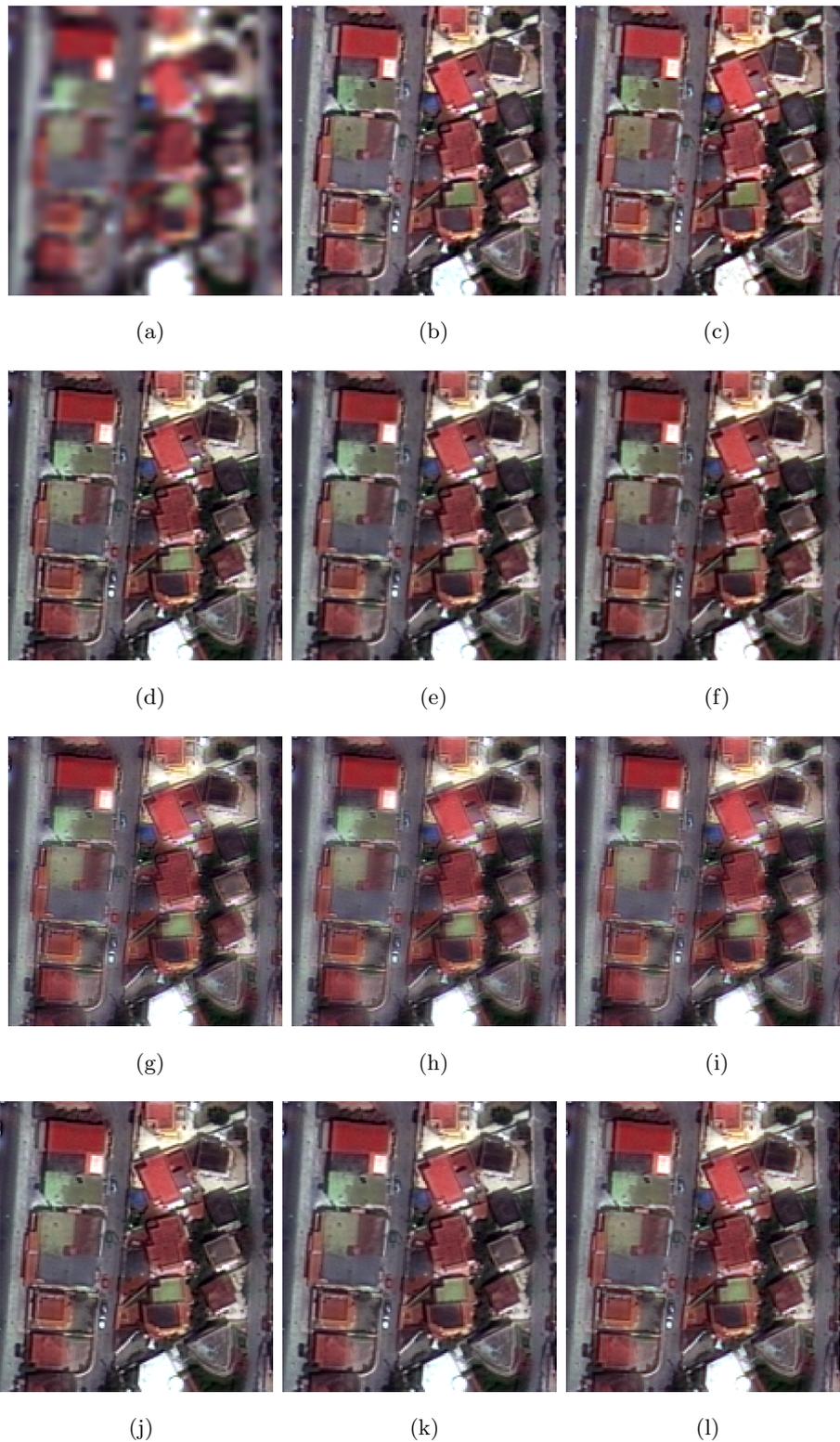


Figure IV.10: Sous-ensembles du capteur GeoEye-1 pour différentes méthodes : (a) Image MS originelle (b) PCA, (c) IHS, (d) HPF, (e) AWPC, (f) AWHs, (g) IHFP1, (h) IPCA1, (i) IIHS1, (j) IHFP4, (k) IPCA6, (l) IIHS3

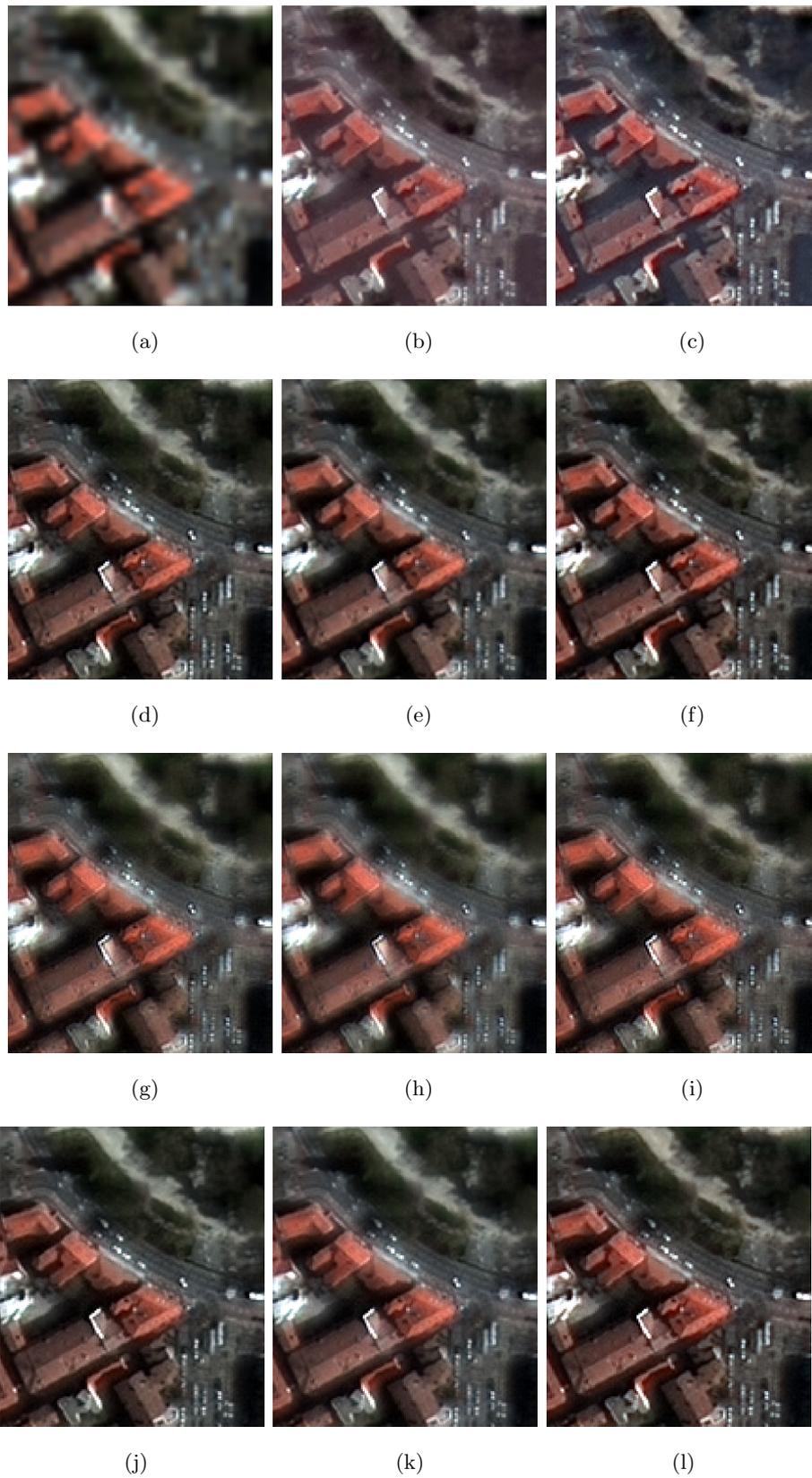


Figure IV.11: Sous-ensembles du capteur Pléiades pour différentes méthodes : (a) Image MS originelle (b) PCA, (c) IHS, (d) HPF, (e) AWPC, (f) AWHS, (g) IHPF1, (h) IPCA1, (i) IIHS1, (j) IHPF10, (k) IPCA6, (l) IIHS8

IV.5.2 Evaluation quantitative ou numérique

Les Tableaux IV.3 – IV.7 donnent la distorsion spectrale D_λ , la distorsion spatiale D_S et l'indice QNR pour les différents capteurs et méthodes, avec les meilleurs résultats mentionnés en gras.

Pour le capteur Worldview-2 (a), Tableau IV.3, les résultats sont globalement proches, sauf pour la méthode AWPC où la valeur de l'indice de qualité spectrale est un peu élevée conduisant ainsi à une dégradation de l'indice QNR. Autrement, les meilleures valeurs de l'indice QNR sont observées avec les méthodes itératives, IHPF2, IPCA3 et IIHS2, respectivement. La meilleure valeur de l'indice D_S correspond à IIHS3, tandis que la meilleure valeur de l'indice D_λ correspond à IPCA1. En résumé, les méthodes itératives surpassent les méthodes originelles ainsi que les méthodes hybrides dans le cas PCA et IHS. En conclusion, les méthodes itératives constituent une bonne alternative aux méthodes originelles où même aux solutions proposées pour résoudre le problème de distorsion spectrale, à savoir les méthodes AWPC et AWHS tout en gardant l'indice D_S comme critère d'arrêt.

Table IV.3 : Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur Worldview-2 (a).

Méthode	D_λ	D_S	QNR	Méthode	D_λ	D_S	QNR
PCA	0.0184	0.061	0.9217	IIHS1	0.0269	0.0595	0.9152
IHS	0.0342	0.0333	0.9337	IIHS2	0.0368	0.0282	0.936
HPF	0.0322	0.0322	0.9367	IIHS3	0.0491	0.0194	0.9325
AWPC	0.0363	0.0317	0.9332	IIHS4	0.0601	0.0205	0.9207
AWHS	0.0963	0.0366	0.8706	IIHS5	0.0701	0.0274	0.9045
IPCA1	0.0135	0.066	0.9214	IHPF1	0.0154	0.0624	0.9232
IPCA2	0.015	0.0464	0.9393	IHPF2	0.0166	0.0417	0.9424
IPCA3	0.019	0.0408	0.9409	IHPF3	0.0233	0.039	0.9386
IPCA4	0.0242	0.0419	0.935	IHPF4	0.0299	0.0408	0.9305
IPCA5	0.0286	0.0443	0.9284	IHPF5	0.0356	0.0426	0.9233

Les résultats obtenus avec le capteur Worldview-2 (b), Tableau IV.4, sont fortement similaires à ceux du capteur précédent. Les mêmes remarques sont valides ici, et les méthodes itératives présentent les meilleurs résultats et peuvent substituer avec mérite les méthodes originelles, qui présentent dans ce cas des résultats dégradés relativement au premier capteur, mais aussi les méthodes hybrides. L'indice de qualité spatiale, D_S , reste toujours valide comme critère d'arrêt.

Table IV.4 : Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur Worldview-2 (b).

Méthode	D_λ	D_S	QNR	Méthode	D_λ	D_S	QNR
PCA	0.047	0.0922	0.8652	IIHS1	0.0362	0.057	0.9089
IHS	0.0412	0.0734	0.8884	IIHS2	0.0394	0.037	0.925
HPF	0.0522	0.0284	0.9209	IIHS3	0.0427	0.0265	0.932
AWPC	0.0515	0.0217	0.9279	IIHS4	0.0457	0.0249	0.9306
AWHS	0.0588	0.0236	0.919	IIHS5	0.0484	0.026	0.9268
IPCA1	0.034	0.0572	0.9107	IHPF1	0.0387	0.053	0.9104
IPCA2	0.0359	0.0307	0.9345	IHPF2	0.0434	0.0364	0.9218
IPCA3	0.0382	0.021	0.9417	IHPF3	0.0479	0.028	0.9254
IPCA4	0.0404	0.0198	0.9406	IHPF4	0.0517	0.0271	0.9225
IPCA5	0.0425	0.0235	0.9349	IHPF5	0.0551	0.0345	0.9123

Le capteur Ikonos dont les résultats sont présentés dans le Tableau IV.5, est un peu différent comparativement aux capteurs précédents. Les méthodes itératives surpassent largement les méthodes de base et hybrides. Toutefois, les meilleurs résultats sont obtenus à la première itération pour les trois méthodes IPCA, IIHS et IHPF, et avec les trois indices D_λ , D_S et QNR. On note que, l'indice QNR peut être pris comme critère d'arrêt pour le capteur Ikonos.

Le Tableau IV.6 donne les indices de qualité pour le capteur GeoEye-1. Comme d'habitude, les meilleures valeurs de l'indice D_λ sont obtenues après une seule itération. Les meilleures valeurs de l'indice QNR sont obtenues avec les méthodes de bases PCA et IHS, tandis que les méthodes spatiales, HPF, AWPC et AWHS sont moins performantes par rapport aux méthodes itératives. Toutefois, la méthode IIHS3 présente la meilleure valeur de l'indice D_S et peut être choisie comme étant le meilleur compromis entre l'indice D_S et QNR. On note qu'on garde, pour ce capteur, l'indice D_S comme critère d'arrêt.

Les résultats correspondant au capteur Pléiades sont présentés au Tableau IV.6. A l'exception de la méthode PCA, les méthodes de bases surpassent légèrement les méthodes itératives. On note toutefois que les résultats numériques ne sont consistants avec l'impression visuelle. La méthode PCA et plus particulièrement la méthode IHS qui présente la meilleure valeur QNR, montrent une forte distorsion spectrale, comme indiqué aux Figures IV.11.b et IV.11.c. On conclut donc que les méthodes fournissant les meilleurs résultats numériques ne sont pas forcément ceux qui fournissent les meilleures qualités visuelles. D'autre part, on remarque que le capteur Pléiades nécessite un nombre d'itérations élevé pour atteindre le meilleur indice D_S . Ce dernier doit toujours être pris comme critère d'arrêt pour ce capteur.

Table IV.5 : Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur Ikonos.

Méthode	D_λ	D_S	QNR	Méthode	D_λ	D_S	QNR
PCA	0.0254	0.1074	0.8699	IIHS1	0.0238	0.0317	0.9452
IHS	0.0306	0.1129	0.86	IIHS2	0.0309	0.0563	0.9145
HPF	0.0587	0.0624	0.8825	IIHS3	0.0475	0.0813	0.875
AWPC	0.0529	0.0948	0.8573	IIHS4	0.0607	0.0971	0.8481
AWHS	0.0974	0.0753	0.8347	IIHS5	0.0725	0.1089	0.8265
IPCA1	0.0091	0.0487	0.9427	IHPF1	0.0211	0.0561	0.924
IPCA2	0.0177	0.0685	0.9151	IHPF2	0.0294	0.0761	0.8967
IPCA3	0.0289	0.0779	0.8955	IHPF3	0.0453	0.0848	0.8738
IPCA4	0.0377	0.0839	0.8816	IHPF4	0.0581	0.0969	0.8506
IPCA5	0.0451	0.0927	0.8664	IHPF5	0.0689	0.108	0.8305

Table IV.6 : Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur GeoEye-1.

Méthode	D_λ	D_S	QNR	Méthode	D_λ	D_S	QNR
PCA	0.0477	0.0799	0.8762	IIHS1	0.0534	0.1002	0.8517
IHS	0.0521	0.0643	0.887	IIHS2	0.0632	0.0651	0.8758
HPF	0.1087	0.07	0.8289	IIHS3	0.0764	0.0513	0.8762
AWPC	0.1035	0.0644	0.8388	IIHS4	0.0871	0.0525	0.865
AWHS	0.1274	0.0516	0.8276	IIHS5	0.096	0.0579	0.8516
IPCA1	0.0533	0.1052	0.8471	IHPF1	0.0627	0.1013	0.8424
IPCA2	0.0638	0.0727	0.8681	IHPF2	0.0756	0.0741	0.8558
IPCA3	0.0766	0.065	0.8634	IHPF3	0.0918	0.0691	0.8454
IPCA4	0.0868	0.0625	0.8561	IHPF4	0.1041	0.0661	0.8367
IPCA5	0.0951	0.0609	0.8497	IHPF5	0.1139	0.0719	0.8224
IPCA6	0.1021	0.0599	0.8441	IHPF6	0.1221	0.0796	0.8081
IPCA7	0.1081	0.0644	0.8344	IHPF7	0.1290	0.0855	0.7965

IV.6 Conclusion

L'objectif des méthodes de pansharpening est l'amélioration de la résolution spatiale de l'image multispectrale tout en préservant les informations de couleur. Par conséquent, toute

Table IV.7 : Valeurs QNR de différentes méthodes pour le capteur Pléiades.

Méthode	D_λ	D_S	QNR	Méthode	D_λ	D_S	QNR
PCA	0.0398	0.1543	0.8121	IIHS4	0.0527	0.0534	0.8967
IHS	0.0072	0.0933	0.9002	IIHS5	0.0586	0.0467	0.8975
HPF	0.0423	0.0745	0.8863	IIHS6	0.0636	0.0448	0.8944
AWPC	0.0403	0.0679	0.8946	IIHS7	0.0681	0.0441	0.8908
AWHS	0.0707	0.0341	0.8976	IIHS8	0.0721	0.0435	0.8875
IPCA1	0.0211	0.1313	0.8504	IHPF1	0.0251	0.1202	0.8577
IPCA2	0.0245	0.113	0.8653	IHPF2	0.0308	0.0965	0.8756
IPCA3	0.0277	0.1026	0.8725	IHPF3	0.0369	0.0833	0.8829
IPCA4	0.0304	0.096	0.8765	IHPF4	0.0416	0.0762	0.8854
IPCA5	0.0327	0.0913	0.879	IHPF5	0.0456	0.0751	0.8827
IPCA6	0.0347	0.0895	0.8789	IHPF6	0.049	0.0743	0.8803
IPCA7	0.0365	0.09	0.8769	IHPF7	0.052	0.0737	0.8781
IIHS1	0.0275	0.1051	0.8703	IHPF8	0.0546	0.0732	0.8761
IIHS2	0.0373	0.0774	0.8881	IHPF9	0.057	0.0729	0.8743
IIHS3	0.0459	0.0628	0.8942	IHPF10	0.0593	0.0726	0.8724

méthode de fusion est aussi bonne qu'elle respecte ce principe. Dans ce contexte, le problème principal abordé dans cette thèse est l'optimalité de la quantité d'informations spatiales injectée dans l'image multispectrale par les méthodes de fusion existantes. Cette quantité est souvent liée au rapport de résolution entre les deux images. Toutefois, nous proposons dans le cadre de cette thèse une nouvelle approche itérative basée sur les méthodes classiques PCA, IHS et HPF ainsi que le filtrage passe-bas. Dans cette approche, une quantité croissante d'informations spatiales est transférée de l'image panchromatique à l'image multispectrale jusqu'à ce que la meilleure image fusionnée soit obtenue conformément à la mesure de distorsion spatiale (D_S) de l'indice QNR. Les expériences menées sur des images Worldview-2, Ikonos, GeoEye-1 et Pléiades montrent que l'approche proposée présente les meilleurs résultats visuels et numériques après seulement quelques itérations qui se distingues d'un capteur à l'autre, comparativement aux méthodes de base PCA, IHS, HPF, AWPC et AWHS.

Conclusion Générale

Le pansharpening est actuellement considéré comme un domaine de recherche très important dans le domaine de la télédétection. L'utilisation large des images fusionnées pour plusieurs applications a conduit à un développement phénoménal des algorithmes correspondants. De plus, la disponibilité de nouveaux satellites et images nécessite de nouvelles techniques de pansharpening ou d'adoption de celles existantes. Toutes les étapes nécessaires, y compris le prétraitement et l'interpolation, doivent être réexaminées. D'autre part, l'évaluation de la qualité des résultats obtenus nécessite toujours de plus en plus d'efforts pour développer des outils efficaces permettant une évaluation correcte et précise. L'objectif de ce travail de recherche couvre le problème d'optimalité de la quantité de l'information spatiale transférée à partir de l'image panchromatique vers l'image multispectrale en utilisant les techniques de pansharpening existantes.

Dans cette thèse, après une introduction générale à la télédétection tout en présentant les mécanismes de formation de l'image de télédétection, qui constitue une pierre angulaire dans la compréhension de toute technique de traitement d'image généralement et de fusion d'images particulièrement. Mais le plus important était de répondre à une question primordiale ; pourquoi les constructeurs n'ont pas construit directement des capteurs capables de délivrer des images à hautes résolutions spatiale et spectrale ? Tout en montrant que ces deux aspects sont contradictoires, ce qui conduit directement à réfléchir au pansharpening. Après une introduction, une classification détaillée des méthodes de pansharpening existantes est présentée. De plus, certains des algorithmes de prétraitement, tels que l'interpolation, le recalage, l'adaptation d'histogramme sont également mis en évidence. Ensuite, les indices et les protocoles utilisés pour mesurer la qualité des images fusionnées sont présentés en détails tout en montrant les figures de mérite et les lacunes de chacun des indices ainsi que les protocoles. Ces outils sont nécessaires à la validation des algorithmes proposés. Finalement, les résultats obtenus dans le cadre de cette thèse sont également présentés en détails mathématique et expérimentale. Les expériences sont menées sur les images de quatre capteurs différents, à savoir Worldview-2, Ikonos, GeoEye-1 et Pléiades. Le problème adressé dans cette thèse est l'optimalité de la quantité de l'information spatiale injectée par les algorithmes de fusion classiques. Cette quantité est le plus souvent relative au rapport de résolution entre les images panchromatique et multispectrale, ce qui nous a conduits à réfléchir à une nouvelle approche itérative basée les méthodes classiques PCA, IHS et HPF, pour ne plus se rapporter au rapport de résolution mais d'injecter l'information spatiale continuellement et avec des quantités variables jusqu'à avoir la meilleure image de fusion possible selon un certain critère de qualité

choisi par l'utilisateur suivant le capteur utilisé ou même l'application visée. On note que, dans cette thèse, nous avons choisi le critère spatiale D_S du Protocol QNR.

Dans les travaux ultérieurs, le problème d'optimalité peut être abordé comme un problème d'optimisation. L'intelligence artificielle s'avère être un outil approprié, le filtre passe-bas utilisé avec la méthode HPF ou même avec les méthodes hybrides, peut être substitué par un filtre non linéaire à base des réseaux de neurones. L'optimisation des poids de ce réseau, étant par exemple le perceptron multicouche, se fera à l'aide d'un algorithme d'apprentissage qui correspond à la complexité de l'ensemble de données disponible. L'algorithme backpropagation est un algorithme simple à mettre en œuvre, n'est pas coûteux en termes de complexité de calcul et semble être prometteur en termes des résultats.

Articles de Journaux

1. **M. Ghadjati**, A. Moussaoui and A. Boukharouba “A novel iterative PCA-based pansharpening method,” *Remote Sensing Letters*, vol. 10, No. 3, pp. 264–273, 2019.
2. **M. Ghadjati**, A. Moussaoui and I. Tifouti “Spectral versus Spatial Pansharpening Methods for Classification Accuracy Enhancement,” *International Journal of Imaging and Robotics*, Volume 19, Issue 3, 2019.

Articles de Conférences

1. **M. Ghadjati**, S. Saidani, I. Tifouti, “Images Fusion Using DWT and PCA,” 3rd International Conference on Signal, Image, Vision and Their Applications, SIVA'15, Université 8 mai 1945 – Guelma, Algeria, November 23–25, 2015.

BRDF d'une surface Lambertienne

B.1 Angle solide

D'abord, un angle solide, Ω , est sous-tendu par un point, O , et une surface plane S localisée à une distance R de ce point. On définit alors l'angle solide comme l'aire découpé par l'intersection du cône formé par le point O et la surface S avec la sphère unitaire dont le point O constitue le centre. Un angle solide est donnée par :

$$\Omega = \frac{S \cos \theta}{R^2} \quad (\text{B.1})$$

Où θ est l'angle formé par la droite liant la surface au point O et la normale à la surface S , comme le montre la Figure B.1.

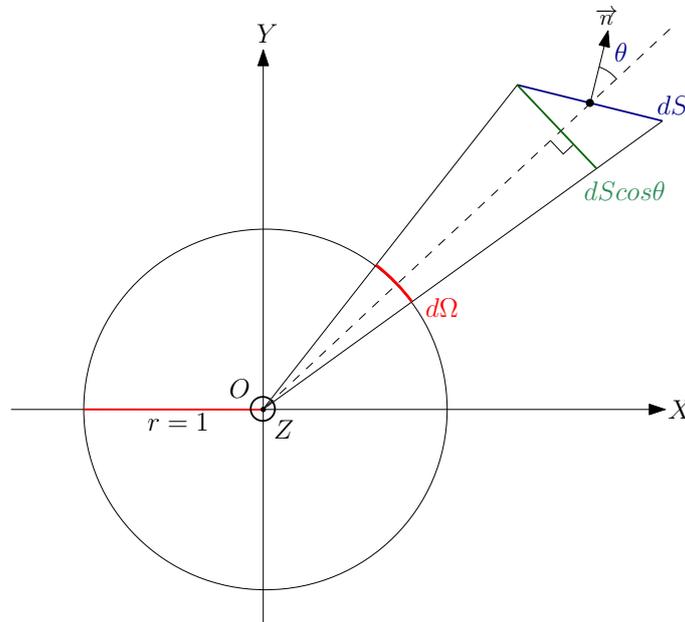


Figure B.1: Angle solide

B.2 Intensité énergétique

Le flux énergétique émis par une source ponctuelle idéale n'est pas limité en fonction de la direction. L'intensité énergétique peut être utilisée pour quantifier la quantité de flux énergétique émise dans une direction donnée. Il est défini comme la quantité élémentaire de flux $d\Phi$ contenue dans un angle solide élémentaire $d\Omega$. Mathématiquement, l'intensité énergétique s'exprime sous la forme :

$$I = \frac{d\Phi}{d\Omega} \quad \text{W.sr}^{-1} \quad (\text{B.2})$$

La formule ci-dessus est également utilisée pour décrire l'intensité énergétique incidente en un point. La lumière émanant d'une source ponctuelle se propage radialement dans toutes les directions. Géométriquement, 'toutes les directions' est décrite par une sphère ou parfois un hémisphère. Or, une surface élémentaire d'une sphère de rayon r est $dS = r^2 d\theta \sin\theta d\varphi$, où les coordonnées sphériques θ , φ et r sont l'angle polaire, l'azimut et le rayon, respectivement. L'angle solide élémentaire correspondant sera donc $d\Omega = d\theta \sin\theta d\varphi$. L'équation (B.1) devient :

$$I = \frac{d\Phi}{d\theta \sin\theta d\varphi} \quad \text{W.sr}^{-1} \quad (\text{B.3})$$

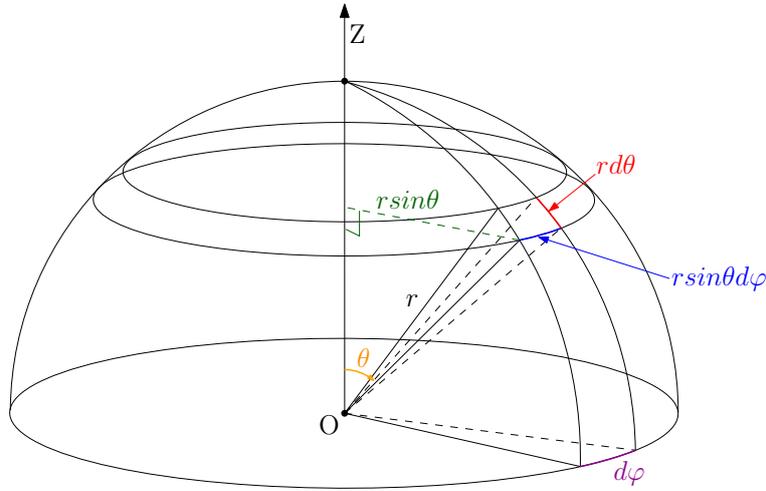


Figure B.2: Surface élémentaire d'une sphère

B.3 Radiance

La radiance est une mesure de flux énergétique reçu ou émis d'une direction particulière (θ , φ) par une surface élémentaire dS . La radiance est exprimée mathématiquement par :

$$L(\theta, \varphi) = \frac{d^2\Phi}{d\Omega dS \cos\theta} \quad \text{W.m}^{-2}.\text{sr}^{-1} \quad (\text{B.4})$$

Où θ est l'angle d'émission ou d'incidence, est la surface réduite de dS , perpendiculaire à la direction de propagation. Tandis que, $d\Omega$ se réfère à l'angle solide sous-tendu par un point sur la surface dS et la surface qui émet ou reçoit de l'énergie, selon que la radiance est émise ou incidente, respectivement.

La radiance L émise d'une surface élémentaire dS est liée à son intensité énergétique I :

$$L = \frac{dI}{dS \cos \theta} \quad (\text{B.5})$$

L'intensité énergétique ce n'est donc qu'un cas particulier de la radiance, où la source est ponctuelle.

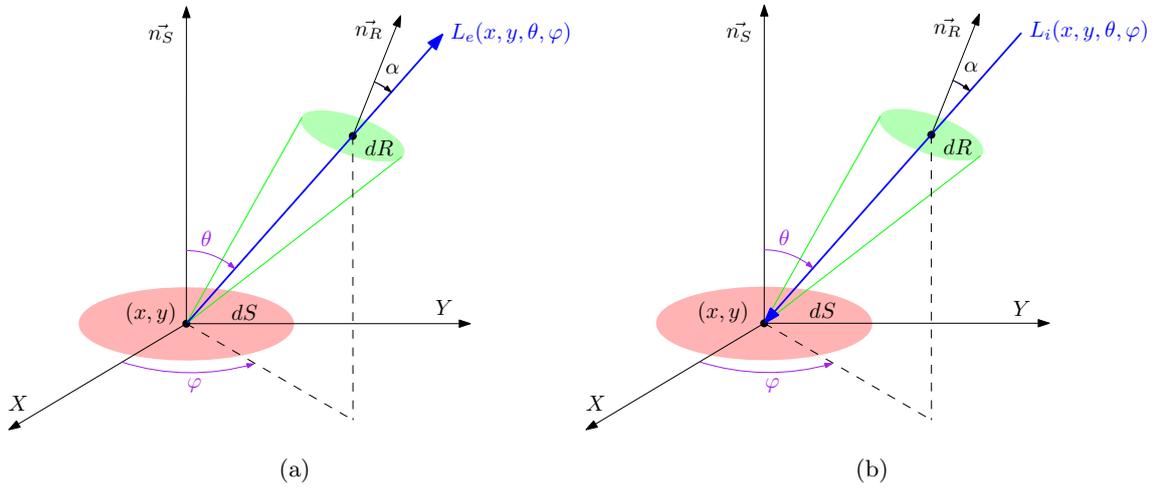


Figure B.3: Radiance : (a) Émission et (b) Incidente

B.4 Irradiance

L'irradiance est une mesure de l'intensité d'illumination sur un point d'une surface. Elle est indépendante du concept de direction, donc toutes les directions sont à considérer pour la calculer. L'irradiance est définie comme étant le rapport de flux énergétique à la surface élémentaire qu'il frappe :

$$E = \frac{d\Phi}{dS} \quad \text{W.m}^{-2} \quad (\text{B.6})$$

B.5 BRDF d'une surface Lambertienne

Considérons la radiance, sur toute la surface S et de toutes les directions d'un hémisphère. Le flux énergétique correspondant se calcule à partir de l'équation (B.4) comme suit :

$$\Phi = \int_S \int_{\Omega} L(\theta, \varphi) \cos \theta d\Omega dS \quad (\text{B.7})$$

D'autre part, on peut calculer l'irradiance totale sur toute la surface S à partir de l'équation (B.6) :

$$\Phi = \int_S E dS \quad (\text{B.8})$$

En comparant les équations (B.7) et (B.8), on déduit :

$$E = \int_{\Omega} L(\theta, \varphi) \cos \theta d\Omega \quad (\text{B.9})$$

En substituant $d\Omega$ avec son équivalent,

$$E = \int_0^{2\pi} \int_0^{\pi/2} L(\theta, \varphi) \cos \theta \sin \theta d\theta d\varphi \quad (\text{B.10})$$

Une surface Lambertienne est caractérisée par une radiance constante dans toutes les directions. L'équation (B.10) se réduit donc à :

$$E = \int_0^{2\pi} \int_0^{\pi/2} L \cos \theta \sin \theta d\theta d\varphi = \pi L \quad (\text{B.11})$$

Finalement, nous avons :

$$\frac{L}{E} = \frac{1}{\pi} \quad (\text{B.12})$$

L'équation (B.12) présente la fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle (BRDF : Bidirectional Reflectance Distribution Function) qui est définie par le rapport de la radiance émise ou réfléchiée en un point d'une surface à l'irradiance à celle-ci. La BRDF caractérise la réflexion des surfaces, c'est-à-dire le comportement de matériaux qui réfléchissent une partie de l'énergie lumineuse incidente et absorbent ou transmettent le reste [103].

Les quantités décrites ci-dessus peuvent être utilisées pour désigner une fréquence ou une bande particulière plutôt que l'ensemble entier du spectre électromagnétique. L'adjectif "spectral" est donc ajouté après les termes pour donner, par exemple, radiance spectrale, irradiance spectrale, réflectance spectrale ... etc.

B.6 Réflectance spectrale d'une surface Lambertienne

La réflectance spectrale, $\rho(\lambda)$, est le rapport de puissance spectrale émise ou réfléchi, Φ_e , et la puissance spectrale incidente Φ_i :

$$\rho(\lambda) = \frac{\Phi_e(\lambda)}{\Phi_i(\lambda)} \quad (\text{B.13})$$

En se servant des équations (B.7) et (B.8), on aura :

$$\rho(\lambda) = \frac{L(\lambda)}{E(\lambda)}\pi \quad (\text{B.14})$$

Bibliographie

- [1] P. M. Mather, *Computer Processing of Remotely-Sensed Images : An Introduction*. West Sussex, England : John Wiley & Sons, Inc., 2004.
- [2] R. A. Schowengerdt, *Remote Sensing, Third Edition : Models and Methods for Image Processing*. Orlando, FL, USA : Academic Press, Inc., 2006.
- [3] J. B. Campbell, R. H. Wynne, *Introduction to Remote Sensing*. New York, USA : the Guilford Press, 2011.
- [4] S. Paul, G. Ducher, I. Jobard, C. H. Lata arche, M. Lenco, *Manuel terminologique didactique de télédétection et photogrammétrie : Français–Anglais*. Paris, France : Conseil International de la Langue Française, 1997.
- [5] J. R. Schott, *Remote Sensing – The Image Chain Approach*. New York, USA : Oxford University Press, Inc., 2007.
- [6] D. Halliday, R. Resnick, J. Walker, *Physique 3 – Ondes, optique et physique moderne*. Dunod, 2004.
- [7] N. B. Chang, and K. Bai, *Multisensor Data Fusion and Machine Learning for Environmental Remote Sensing*. Boca Raton, FL, USA : CRC Press, Inc., 2018.
- [8] M. A. Mulders, *Developments in soil science – Remote Sensing in Soil Science*. Amsterdam, the Netherlands : Elsevier Science Publishers, 1987.
- [9] B. K. P. Horn, *Robot vision*. Cambridge, MA, USA : The MIT Press, 1986.
- [10] L. Alparone, B. Aiazzi, S. Baronti, and A. Garzelli, *Remote Sensing Image Fusion*. Boca Raton, FL, USA : CRC Press, Inc., 2015.
- [11] C. Thomas and L. Wald, “A MTF–Based Distance for the Assessment of Geometrical Quality of Fused Products,” in *9th International Conference on Information Fusion*, 2006, pp. 1–7.

- [12] W. J. Smith, *Modern Optical Engineering – The Design of Optical Systems*. New York, USA : McGraw–Hill, 2000.
- [13] J. M. Palmer, “Radiometric bandwidth normalization using root mean square methods,” *Proc. SPIE 0256, Infrared Systems*, pp. 99–105, 1980.
- [14] T. J. Magner, F. G. Huegel, “The Moderate Resolution Imaging Spectrometer–Tilt (MODIS–T),” *Proc. SPIE 1300, Remote Sensing of the Biosphere*, pp. 145–155, 1990.
- [15] I. Amro, J. Mateos, M. Vega, R. Molina, and A. K. Katsaggelos, “A survey of classical methods and new trends in pansharpening of multispectral images,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 79, 2011.
- [16] G. Vivone et al., “A critical comparison among pansharpening algorithms,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 5, pp. 2565–2586, 2015.
- [17] F. Laporterie–Déjean, H. De Boissezon, G. Flouzat, and M. J. Lefèvre–Fonollosa, “Thematic and statistical evaluations of five panchromatic/multispectral fusion methods on simulated PLEIADES–HR images,” *Information Fusion*, vol. 6, no. 3, pp. 193–212, 2005.
- [18] C. Souza, L. Firestone, L. M. Silva, and D. Roberts, “Mapping forest degradation in the Eastern Amazon from SPOT 4 through spectral mixture models,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 87, no. 4, pp. 494–506, 2003.
- [19] A. Mohammadzadeh, A. Tavakoli, and M. J. Valadan Zoej, “Road extraction based on fuzzy logic and mathematical morphology from pan-sharpened IKONOS images,” *Photogrammetric Record*, vol. 21, no. 113, pp. 44–60, 2006.
- [20] M. A. Aguilar, M. M. Saldaña, and F. J. Aguilar, “GeoEye–1 and WorldView–2 pan-sharpened imagery for object–based classification in urban environments,” *International Journal of Remote Sensing*, vol. 34, no. 7, pp. 2583–2606, Apr. 2013.
- [21] R. Welch and M. Ehlers, “Merging multiresolution SPOT HRV and Landsat TM data,” *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 53, no. 3, pp. 301–303, 1987.
- [22] T. M. Tu, P. S. Huang, C. L. Hung, and C. P. Chang, “A fast intensity–hue–saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 1, no. 4, pp. 309–312, 2004.
- [23] P. S. Chavez and J. A. Bowell, “Comparison of the Spectral Information Content of Landsat TM and SPOT for Three Different Sites in the Phoenix, Arizona Region,” *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 54, no. 12, pp. 1699–1708, 1988.
- [24] A. J. Chavez, P.S. Sides, and S.C. Anderson, “Comparison of Three Different Methods to Merge Multiresolution and Multispectral Data : Landsat TM and SPOT Panchromatic,” *Photogrammetry engineering and remote sensing*, vol. 57, no. 3, pp. 295–303, 1991.

- [25] F. Bovolo, L. Bruzzone, L. Capobianco, A. Garzelli, S. Marchesi, and F. Nencini, "Analysis of the Effects of Pansharpening in Change Detection on VHR Images," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 7, no. 1, pp. 53–57, 2010.
- [26] M. González–Audicana, J. L. Saleta, R. G. Catalán, and R. García, "Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no. 6, pp. 1291–1299, 2004.
- [27] S. Yang, L. Zeng, L. Jiao, and J. Xiao, "Fusion of multispectral and panchromatic images using improved GIHS and PCA mergers based on contourlet," in *MIPPR 2007 : Multispectral Image Processing*, vol. 6787, p. 67871J, 2007.
- [28] S. Yang, M. Wang, and L. Jiao, "Fusion of multispectral and panchromatic images based on support value transform and adaptive principal component analysis," *Information Fusion*, vol. 13, no. 3, pp. 177–184, 2012.
- [29] C. Laben, and B. Brower, "Process for enhancing the spatial resolution of multispectral imagery using pan-sharpening," *United States Patent 6* , 2000.
- [30] B. Aiazzi, S. Baronti, M. Selva, and L. Alparone, "Enhanced Gram–Schmidt Spectral Sharpening Based on Multivariate Regression of MS and Pan Data," in *2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing*, pp. 3806–3809, 2006.
- [31] M. Dalla Mura, G. Vivone, R. Restaino, P. Addesso, and J. Chanussot, "Global and local Gram–Schmidt methods for hyperspectral pansharpening," in *2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2015, vol. 2015–Novem, pp. 37–40.
- [32] J. Zhou, D. L. Civco, and J. A. Silander, "A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data," *International Journal of Remote Sensing* , vol. 19, no. 4, pp. 743–757, 1998.
- [33] I. Amro and J. Mateos, "Multispectral Image Pansharpening Based on the Contourlet Transform," in *Information Optics and Photonics*, New York, NY, USA : Springer New York, 2010, pp. 247–261.
- [34] B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, and A. Garzelli, "Context–driven fusion of high spatial and spectral resolution images based on oversampled multiresolution analysis," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40, no. 10, pp. 2300–2312, 2002.
- [35] D. Fasbender, J. Radoux, and P. Bogaert, "Bayesian Data Fusion for Adaptable Image Pansharpening," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, no. 6, pp. 1847–1857, 2008.
- [36] W. Wang, L. Jiao, and S. Yang, "Fusion of multispectral and panchromatic images via sparse representation and local autoregressive model," *Information Fusion*, vol. 20, no. 1, pp. 73–87, Nov. 2014.

- [37] T. R. Ranchin and L. Wald, "Fusion of High Spatial and Spectral Resolution Images : The ARSIS Concept and Its Implementation," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 66, pp. 49–61, 2000.
- [38] B. Aiazzi, S. Baronti, F. Lotti, and M. Selva, "A comparison between global and context-adaptive pansharpening of multispectral images," *IEEE Geoscience Remote Sensing Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 302–306, 2009.
- [39] S. Baronti, B. Aiazzi, M. Selva, A. Garzelli, and L. Alparone, "A theoretical analysis of the effects of aliasing and misregistration on pansharpened imagery," *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, vol. 5, no. 3, pp. 446–453, 2011.
- [40] L. G. Brown, "A Survey of Image Registration Techniques," *ACM Computer Surveys*, vol. 24, no. 4, pp. 325–376, 1992.
- [41] B. Zitová and J. Flusser, "Image registration methods : A survey," *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 11, pp. 977–1000, 2003.
- [42] T. Toutin, "Geometric processing of remote sensing images : Models, algorithms and methods," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no. 10, pp. 1893–1924, 2004.
- [43] J. Flusser and T. Suk, "A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 32, no. 2, pp. 382–387, 1994.
- [44] H. Li, B. S. Manjunath, and S. K. Mitra, "A Contour-Based Approach to Multisensor Image Registration," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 4, no. 3, pp. 320–334, 1995.
- [45] A. Della Ventura, A. Rampini, and R. Schettini, "Image Registration by Recognition of Corresponding Structures," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 28, no. 3, pp. 305–314, 1990.
- [46] J. Le Moigne, "Parallel registration of multisensor remotely sensed imagery using wavelet coefficients," in *Proc. SPIE 2242, Wavelet Applications*, pp. 432–443, 1994.
- [47] L. M. G. Fonseca and B. S. Manjunath, "Registration techniques for multisensor remotely sensed imagery," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 62, no. 9, pp. 1049–1056, 1996.
- [48] J. Inglada and A. Giros, "On the possibility of automatic multisensor image registration," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no. 10, pp. 2104–2120, 2004.
- [49] J. Le Moigne, N. S. Netanyahu, and R. D. Eastman, *Image Registration for Remote Sensing*. New York, NY, USA : Cambridge University Press, 2018.

- [50] J. A. Parker, R. V. Kenyon, and D. E. Troxel, "Comparison of Interpolating Methods for Image Resampling," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 2, no. 1, pp. 31–39, 1983.
- [51] D. S. S. Baboo and M. R. Devi, "An Analysis of Different Resampling Methods in Coimbatore, District," *Global Journal of Computer Science and Technology*, vol. 10, no. 15, pp. 61–66, 2010.
- [52] R. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 29, no. 6, pp. 1153–1160, 1981.
- [53] S. E. Reichenbach and F. Geng, "Two-dimensional cubic convolution," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 12, no. 8, pp. 857–865, 2003.
- [54] Z. Li, "Fast Fourier transformation resampling algorithm and its application in satellite image processing," *Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 8, no. 1, p. 083683, 2014.
- [55] N. A. Dodgson, "Quadratic interpolation for image resampling," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 9, pp. 1322–1326, 1997.
- [56] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Upper Saddle River, NJ, USA : Prentice-Hall, Inc., 2006.
- [57] J. A. Richards and X. Jia, *Remote Sensing Digital Image Analysis : An Introduction*, 3rd ed. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 1999.
- [58] W. Dou and Y. Chen, "An improved IHS image fusion method with high spectral fidelity," *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences.*, vol. XXXVII, no. Part B7, pp. 1253–1256, 2008.
- [59] C. Pohl and J. van Genderen, *Remote Sensing Image Fusion : A Practical Guide*, 1st ed. Boca Raton, FL, USA : CRC Press, Inc., 2016.
- [60] C. Pohl and J. van Genderen, "Structuring contemporary remote sensing image fusion," *International Journal of Image and Data Fusion*, vol. 6, no. 1, pp. 3–21, 2015.
- [61] C. Pohl and J. L. Van Genderen, "Review article Multisensor image fusion in remote sensing : Concepts, methods and applications," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, no. 5, pp. 823–854, 1998.
- [62] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, 1989.
- [63] G. P. Nason and B. W. Silverman, "The Stationary Wavelet Transform and some Statistical Applications," in *Wavelets and Statistics*, A. Antoniadis and G. Oppenheim, Eds. New York, NY : Springer New York, 1995, pp. 281–299.

- [64] M. J. Shensa, "The discrete wavelet transform : wedding the a trous and Mallat algorithms," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 40, no. 10, pp. 2464–2482, 1992.
- [65] P. Burt and E. Adelson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 31, no. 4, pp. 532–540, 1983.
- [66] M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform : an efficient directional multiresolution image representation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, no. 12, pp. 2091–2106, 2005.
- [67] J. L. Starck, E. J. Candès, and D. L. Donoho, "The curvelet transform for image denoising," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, no. 6, pp. 670–684, 2002.
- [68] L. Alparone, S. Baronti, B. Aiazzi, and A. Garzelli, "Spatial Methods for Multispectral Pansharpening : Multiresolution Analysis Demystified," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, no. 5, pp. 2563–2576, 2016.
- [69] F. Palsson, J. R. Sveinsson, and M. O. Ulfarsson, "A New Pansharpening Algorithm Based on Total Variation," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, no. 1, pp. 318–322, 2014.
- [70] S. Li and B. Yang, "A new pan-sharpening method using a compressed sensing technique," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no. 2, pp. 738–746, 2011.
- [71] X. X. Zhu and R. Bamler, "A Sparse Image Fusion Algorithm With Application to Pan-Sharpener," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 51, no. 5, pp. 2827–2836, 2013.
- [72] Z. Wang, D. Ziou, C. Armenakis, D. Li, and Qingquan Li, "A comparative analysis of image fusion methods," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 6, pp. 1391–1402, 2005.
- [73] Z. J. Wang, "Wavelet transform-based multi-sensor remote sensing image fusion," *Ph.D. thesis*, Wuhan University, Wuhan, 2000. In Chinese.
- [74] T. M. Tu, S. C. Su, H. C. Shyu, and P. S. Huang, "A new look at IHS-like image fusion methods," *Information Fusion*, vol. 2, no. 3, pp. 177–186, 2001.
- [75] M. Ehlers, S. Klonus, P. Johan Åstrand, and P. Rosso, "Multi-sensor image fusion for pansharpening in remote sensing," *International Journal of Image and Data Fusion*, vol. 1, no. 1, pp. 25–45, Mar. 2010.
- [76] E. M. Schetselaar, "Fusion by the IHS transform : Should we use cylindrical or spherical coordinates ?" *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, no. 4, pp. 759–765, 1998.
- [77] Firouz Abdullah Al-Wassai, N.V. Kalyankar, Ali A. Al-Zuky, "The IHS Transformations Based Image Fusion," *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, vol. 2, no. 5, 2011.

- [78] W. J. Carper, T. M. Lillesand, and R. W. Kiefer, "The Use of Intensity–Hue–Saturation Transformations for Merging SPOT Panchromatic and multispectral Image Data," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 56, pp. 459–467, 1990.
- [79] R. Schowengerdt, "Reconstruction of multispatial, multispectral image data using spatial frequency content," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 46, no. 10, pp. 1325–1334, 1980.
- [80] D. P. Filiberti, S.E. Marsh and R. A. Schowengerdt, "Synthesis of imagery with highspatial and spectral resolution from multiple image sources," *Optical Engineering*, vol. 33, no. 8, pp. 520–2528, 1994.
- [81] M. González–Audicana, X. Otazu, O. Fors, and A. Seco, "Comparison between Mallat's and the 'à trous' discrete wavelet transform based algorithms for the fusion of multispectral and panchromatic images," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26, no. 3, pp. 595–614, 2005.
- [82] J. Nñúez, X. Otazu, O. Fors, A. Prades, V. Palà, and R. Arbiol, "Multiresolution–based image fusion with additive wavelet decomposition," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, no. 3, pp. 1204–1211, 1999.
- [83] L. Wald, T. Ranchin, and M. Mangolini, "Fusion of satellite images of different spatial resolutions," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 63, no. 6, pp. 691–699, 1997.
- [84] C. Thomas and L. Wald, "Assessment of the quality of fused products," in *New Strategies for European Remote Sensing. Proceedings of the 24th Symposium of the European Association of Remote Sensing Laboratories (EARSeL)*, 2004, pp. 317–325.
- [85] L. Alparone, L. Wald, J. Chanussot, C. Thomas, P. Gamba, and L. M. Bruce, "Comparison of pansharpening algorithms : Outcome of the 2006 GRS–S data–fusion contest," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, no. 10, pp. 3012–3021, 2007.
- [86] C. Thomas and L. Wald, "Comparing distances for quality assessment of fused images," in *26th EARSeL Symposium New Developments and Challenges in Remote Sensing*, 2006, pp. 101–111.
- [87] Y. Zhang, "Methods for image fusion quality assessment – A review, comparison and analysis," *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XXXVII, no. Part B7, pp. 1101–1109, 2008.
- [88] S. Li, Z. Li, and J. Gong, "Multivariate statistical analysis of measures for assessing the quality of image fusion," *International Journal of Image and Data Fusion*, vol. 1, no. 1, pp. 47–66, 2010.
- [89] Zhou Wang and A. C. Bovik, "A universal image quality index," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, no. 3, pp. 81–84, Mar. 2002.

- [90] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment : From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [91] R. H. Yuhas, A. F. H. Goetz, and . W. Boardman, "Discrimination among semi-arid landscape endmembers using the Spectral Angle Mapper (SAM) algorithm," in *JPL, Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geoscience Workshop*, 1992, pp. 147–149.
- [92] L. Wald, *Data Fusion. Definitions and Architectures - Fusion of Images of Different Spatial Resolutions*. Paris, France : Presses de l'Ecole, Ecole des Mines de Paris, 2002.
- [93] L. Alparone, S. Baronti, A. Garzelli, and F. Nencini, "A global quality measurement of pan-sharpened multispectral imagery," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 1, no. 4, pp. 313–317, 2004.
- [94] A. Garzelli and F. Nencini, "Hypercomplex Quality Assessment of Multi/Hyperspectral Images," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 6, no. 4, pp. 662–665, 2009.
- [95] B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, A. Garzelli, and M. Selva, "MTF-tailored Multiscale Fusion of High-resolution MS and Pan Imagery," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 72, no. 5, pp. 591–596, 2006.
- [96] L. Alparone, B. Aiazzi, S. Baronti, A. Garzelli, F. Nencini, and M. Selva, "Multispectral and Panchromatic Data Fusion Assessment Without Reference," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 74, no. 2, pp. 193–200, 2008.
- [97] B. Aiazzi, S. Baronti, L. Alparone, A. Garzelli, and F. Nencini, "Information-Theoretic Assessment of Fusion of Multispectral and Panchromatic Images," in *2006 9th International Conference on Information Fusion*, 2006, pp. 1–5.
- [98] M. M. Khan, L. Alparone, and J. Chanussot, "Pansharpening quality assessment using the modulation transfer functions of instruments," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 11, pp. 3880–3891, 2009.
- [99] V. Meenakshisundaram, "Quality Assessment of Ikonos and Quickbird Fused Images for Urban Mapping," M. S. Thesis, Department of Geomatics Engineering, Calgary University, Alberta, Jun. 2005.
- [100] H. Ghassemian, "A review of remote sensing image fusion methods," *Information fusion*, vol. 32, pp. 75–89, 2016.
- [101] Y. Zhang, "Understanding Image Fusion," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 70, No. 6, pp. 657–661, 2004.
- [102] M. Ghadjati, A. Moussaoui and A. Boukharouba, "A novel iterative PCA-based pansharpening method," *Remote Sensing Letters*, vol. 10, No. 3, pp. 264–273, 2019.

- [103] K. C. Kao and G. A. Hockham, "Dielectric-fibre surface waveguides for optical frequencies," *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, vol. 113, no. 7, pp. 1151–1158, 2010.