



HAL
open science

Étude d'un imageur hyperspectral adaptatif dans un contexte d'observation de la terre

Antoine Rouxel

► **To cite this version:**

Antoine Rouxel. Étude d'un imageur hyperspectral adaptatif dans un contexte d'observation de la terre. Optique [physics.optics]. INSA de Toulouse, 2022. Français. NNT : 2022ISAT0028 . tel-03997931v2

HAL Id: tel-03997931

<https://theses.hal.science/tel-03997931v2>

Submitted on 20 Feb 2023

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

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



THÈSE

En vue de l'obtention du
DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE
Délivré par l'Institut National des Sciences Appliquées de
Toulouse

Présentée et soutenue par
Antoine ROUXEL

Le 28 juin 2022

**Étude d'un imageur hyperspectral adaptatif dans un contexte
d'observation de la terre**

Ecole doctorale : **GEETS - Génie Electrique Electronique, Télécommunications et
Santé : du système au nanosystème**

Spécialité : **Photonique et Systèmes Optoélectronique**

Unité de recherche :
LAAS - Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes

Thèse dirigée par
Henri CAMON, Antoine MONMAYRANT et Sébastien LOPEZ

Jury

M. Miguel ALONSO, Rapporteur
M. Nicolas FORGET, Rapporteur
M. Laurent MUGNIER, Examineur
M. Henri CAMON, Directeur de thèse
M. Antoine MONMAYRANT, Co-directeur de thèse
Mme Anne SENTENAC, Présidente



Table des matières

Introduction	7
1 État de l’art	11
1.1 Imagerie hyperspectrale pour l’observation de la Terre	11
1.1.1 Applications et besoins associés	12
1.1.2 Instruments hyperspectraux spatiaux	16
1.1.3 Principales architectures des imageurs hyperspectraux aéro- portés et spatiaux	17
1.1.4 Cas d’étude : les missions Φ -sat et SURPRISE	21
1.2 Imagerie spectrale à acquisition compressée	24
1.2.1 Instruments	25
1.2.2 Exploitation des données compressées	31
1.3 Bilan	33
2 Modélisation d’un imageur double-disperseur CASSI	35
2.1 Description et conventions	35
2.2 Modèle optique traditionnel	36
2.3 Un modèle optique plus réaliste	37
2.3.1 Modèles des composants	38
2.3.2 Modèles de propagation inverse	40
2.4 Simulation : Évaluation des modèles de propagation	42
2.4.1 Évaluation de M_t	44
2.4.2 Évaluation du modèle de propagation $M_{d \rightarrow m}$	46
2.5 Bilan	47
3 SIMCA : simulateur double-disperseur CASSI	49
3.1 Description générale	50
3.2 Estimation de l’échantillonnage	51
3.2.1 Intérêt d’une estimation précise	51
3.2.2 Fonction d’échantillonnage spectral local	52
3.2.3 Construction des données d’échantillonnage \mathbf{E}	55
3.3 Scène hyperspectrale observée	56
3.3.1 Conversion radiance spectrale r vers flux de photons ϕ	57
3.3.2 Construction de la scène \mathbf{S}	58
3.4 Fonction de transfert et modèle discret	58
3.4.1 Fonction de transfert \mathbf{H}	58
3.4.2 Modèle d’acquisition discret	59
3.5 Vers plus de réalisme	60
3.5.1 Fonction d’étalement du point	60

3.5.2	Efficacités de transmission et de détection	62
3.5.3	Bruits sur la mesure	64
3.6	Bilan	67
4	Conception d'un imageur DD-CASSI adaptatif pour l'observation de la Terre	69
4.1	Contraintes de l'environnement spatial	69
4.1.1	Mouvement de l'instrument et flux	70
4.1.2	Poids, volume et consommation électrique	71
4.1.3	Résistance aux conditions extrêmes	71
4.2	Choix structurants et configurations optiques	72
4.2.1	Masques programmables	72
4.2.2	Limitations de la plage spectrale	75
4.2.3	Compromis entre flux et compacité	77
4.2.4	Orientation du masque	79
4.3	Le prototype HYACAM-EO	82
4.3.1	Description des composants utilisés	82
4.3.2	Configuration optique en double M	85
4.3.3	Caractéristiques spatiales et spectrales	85
4.4	Bilan	88
5	Réalisation du prototype HYACAM-EO	89
5.1	Alignement optique	89
5.1.1	Alignement d'un sous-système	90
5.1.2	Orientation relative entre le disperseur et le recombineur	97
5.1.3	Alignement du DMD	99
5.1.4	Alignement du plan image	101
5.1.5	Assurer la recombinaison des bandes spectrales	104
5.2	Étalonnage du prototype	105
5.2.1	De l'intérêt d'une approche basée sur un modèle	105
5.2.2	Estimation des paramètres du modèle	106
5.2.3	Validation	109
5.3	Super-résolution spectrale	110
5.4	Bilan	112
6	Segmentation sémantique sur données compressées	115
6.1	Application de la segmentation sémantique à l'imagerie hyperspectrale compressée	116
6.1.1	Contraintes et critères de sélection	117
6.1.2	État de l'art en apprentissage profond pour la segmentation d'images hyperspectrales	118
6.1.3	Choix d'une architecture de référence	121
6.2	Algorithme pour la segmentation d'images hyperspectrales compressées : CSSNet	123
6.2.1	Données d'entrée	124
6.2.2	Architecture du réseau CSSNet	125
6.2.3	Méthodologie	127
6.2.4	Résultats de segmentation	128
6.2.5	Robustesse à une variété de motifs DMD	131

6.3	Segmentation itérative à partir de CSSNet	132
6.3.1	Fusion bayésienne avec CSSNetBayes	133
6.3.2	Fusion avec réseau convolutif : MultiCSSNet	136
6.4	Bilan	138
	Conclusion	139
A	Propagation à travers le prisme	143
B	Paramétrisation du prisme	145
B.1	$M_{d \rightarrow m}$ en fonction de $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$	145

Introduction



FIGURE 1 – « La Trahison des images », peinte par René Magritte en 1928. Extrait de [1]

« La Trahison des images », fameuse pipe à tabac peinte en 1928 par René Magritte, invite à une réflexion sémiologique : quels signes nous indiquent qu’une image est représentative d’un objet ? Et peut-on quantifier les indices en vue de proposer une approche systématique ? Ces questions sont au cœur du domaine de la vision par ordinateur et il convient d’admettre que la nature des mesures joue un rôle majeur dans la compréhension d’une scène. Sur une image classique, les scientifiques caractérisent généralement les objets par leurs formes et leurs couleurs. Sur une vidéo, la multitude des angles de vue et le mouvement des objets ajoutent de nouvelles informations sur l’environnement. Les techniques d’imagerie dites non-conventionnelles permettent d’acquérir des informations visuelles d’une manière non directement intelligible par l’homme, mais aussi des informations non visibles par l’homme, telles que la profondeur, l’indice optique, la polarisation et la composition spectrale précise sur une large bande de lumière émise ou réfléchiée par des éléments de la scène.

C’est à la perception de cette dernière caractéristique que nous nous intéressons. L’imagerie hyperspectrale connaît actuellement de nombreux progrès, les développements des systèmes d’acquisition et de traitement rencontrant des besoins toujours grandissants en termes de précision spectrale et spatiale. C’est particulièrement le cas pour l’observation de la terre, qui constitue le contexte principal des travaux de cette thèse.

Cependant, la précision ne peut constituer l’unique critère de qualité d’un instrument hyperspectral. Elle implique un volume important de données à mesurer, à stocker et à transmettre, alors que les informations contenues dans une image hyperspectrale sont souvent très redondantes. Ce volume d’information est un critère important qu’il convient aussi d’optimiser, et ce de manière adaptée au contexte

d'exploitation des données hyperspectrales, aux objectifs qu'elles sont censées permettre d'atteindre. Une partie de la solution réside dans l'embarquement de modules de traitement du signal afin d'interpréter les données au plus proche du système d'acquisition, réduisant ainsi la quantité de données à transmettre. Toutefois, ces traitements peuvent être longs et consommateurs d'énergie. Il serait ainsi préférable de restreindre le volume des données *dès leur acquisition* : c'est le principe de *l'acquisition compressée*.

Les systèmes conventionnels d'imagerie reposent sur un schéma séquentiel d'acquisition et de traitement de l'information, et ne permettent donc pas de réduire la quantité de mesures. *A contrario*, les imageurs à acquisition compressée sont capables de comprimer les informations et de les encoder sous une forme que les algorithmes peuvent interpréter. Pour ces systèmes, les frontières entre acquisition et traitement des données s'estompent. Dans ce contexte, les critères de qualité concernant les images mesurées sont à redéfinir. Les meilleures images sont désormais celles qui compressent le mieux l'information, compte tenu de la mission attribuée à l'instrument. Concernant l'analyse de scènes, un des défis est de trouver les meilleurs encodages optiques et les algorithmes qui peuvent en extraire les informations sémantiques : c'est le principe de la co-conception.

Les instruments de type CASSI, pour *Coded Aperture Spectral Snapshot Imager*, permettent d'acquérir des images compressées grâce à un élément diffractif et à un modulateur spatial de lumière (masque fixe ou programmable) qui agit comme un filtre spectral. Les travaux théoriques et expérimentaux autour de l'imagerie hyperspectrale en font aujourd'hui des candidats de choix pour produire des images compressées exploitables.

Dans le cadre de cette thèse, conduite en partenariat entre le LAAS-CNRS (Laboratoire d'Analyse et d'Architecture de Systèmes) et le département d'optique d'Airbus Defence and Space, nous nous intéressons à la conception et à la réalisation d'un prototype d'imageur hyperspectral qui exploite le paradigme de l'acquisition compressée dans un contexte d'observation de la Terre, ainsi qu'aux traitements algorithmiques associés. L'instrument conçu et réalisé dans le cadre de cette thèse s'inscrit dans la lignée de travaux réalisés au sein du LAAS-CNRS depuis 2013 [2, 3, 4, 5, 6].

Contributions

En commençant par établir les besoins utilisateurs motivant les missions hyperspectrales en observation de la Terre, nous estimons les caractéristiques spatiales, spectrales et temporelles des mesures nécessaires aux différentes applications (étude de la végétation, des environnements urbains, des océans, des sols, etc). Les quelques systèmes optiques répondant à ces demandes sont analysés, et leurs architectures détaillées. Nous présentons également un état de l'art général portant sur l'acquisition compressée en imagerie hyperspectrale.

Une modélisation optique avancée est proposée pour prendre en compte les multiples distorsions inhérentes aux instruments de type CASSI. Elle est comparée au modèle existant, puis intégrée à notre implémentation d'un simulateur d'acquisition d'images hyperspectrales compressées. A partir d'une configuration système, d'un motif de masque 2D, et d'une scène hyperspectrale, ce simulateur permet d'estimer l'encodage optique et de générer l'image correspondante mesurée par le détecteur.

Cet outil, facilement interfaçable avec des algorithmes de traitement du signal, offre un environnement de co-conception adapté à ce type de systèmes.

Pour notre prototype, différentes architectures optiques sont envisagées et nous portons nos choix sur la base de contraintes de flux, de disponibilité des composants, de compacité et de performances optiques. L'instrument est ensuite assemblé puis aligné sur de critères précis, garantissant les caractéristiques clés de l'imageur : un filtrage spectral fin et la conservation de la structure spatiale de la scène dans le plan du détecteur. Notre méthode d'étalonnage, basée sur notre modèle d'optique géométrique, attribue à chaque pixel du détecteur un échantillonnage spectral particulier. Cette spécificité est mise à profit pour réaliser des mesures super-résolue du spectre d'un laser HeNe.

Finalement, un algorithme basé sur de l'apprentissage profond supervisé est développé pour faire de la segmentation sémantique d'une scène hyperspectrale à partir d'une image compressée, d'un *a priori* sur l'encodage correspondant, et d'une image panchromatique. Des extensions exploitent ensuite cette approche pour traiter une séquence d'acquisitions compressées.

Publications et communications

Les travaux de cette thèse ont fait l'objet des publications et communications suivantes :

- ◇ A Programmable Hyperspectral Imager for Space Applications, *ESA workshop on Innovative Technologies for Space Optics*, Antoine Rouxel, Elizabeth Hemsley, Ibrahim Ardi, Antoine Monmayrant, Simon Lacroix, Hervé Carfantan, 2020
- ◇ Algorithme d'apprentissage pour la segmentation d'images hyperspectrales compressées, *Conférence ORASIS2021*, Maud Biquard, Antoine Rouxel, Simon Lacroix, Hervé Carfantan, Antoine Monmayrant, Henri Camon, 2021
- ◇ Imageur Hyperspectral Adaptatif : vers un système versatile embarqué, *Atelier INSU-INSIS*, Antoine Monmayrant, Simon Lacroix, Hervé Carfantan, Julien Roul, Elizabeth Hemsley, Antoine Rouxel, Ibrahim Ardi, 2021
- ◇ Simulateur pour l'imagerie hyperspectrale compressée, *Journée Imagerie Optique Non Conventiionnelle*, Antoine Rouxel, Valentin Portmann, Antoine Monmayrant, Simon Lacroix, Henri Camon, Sebastien Lopez, 2021
- ◇ CSSNet : a Learning Algorithm for the Segmentation of Compressed Hyperspectral Images, *WHISPERS 2022*, Maud Biquard, Antoine Rouxel, Simon Lacroix, Hervé Carfantan, Antoine Monmayrant and Henri Camon, 2022 (en cours d'évaluation)
- ◇ Accurate ray tracing optical model for coded aperture spectral snapshot imagers, Antoine Rouxel, Antoine Monmayrant, Simon Lacroix, Valentin Portmann, Henri Camon, Hervé Carfantan, Elizabeth Hemsley, Sébastien Lopez, 2022 (en cours de finalisation)

Plan du manuscrit

Ce manuscrit est scindé en 6 chapitres :

1. Le premier chapitre présente d'abord un état de l'art sur l'imagerie hyperspectrale en observation de la Terre. Il décrit également les systèmes à acquisition compressée existants et pouvant être mis en œuvre dans ce contexte.
2. Le deuxième chapitre présente notre modèle d'optique géométrique d'un instrument double-disperseur CASSI à prismes, et le compare avec celui traditionnellement utilisé dans la littérature.
3. Le troisième chapitre est consacré à notre implémentation d'un simulateur d'acquisition d'images hyperspectrales compressées. A partir d'une configuration système et reposant sur le modèle du chapitre 2, il intègre les distorsions spatiales subies par l'image, mais également des phénomènes de diffraction. Le simulateur offre un environnement de conception conjointe entre la partie optique du système et la partie traitement du signal.
4. Le quatrième chapitre est consacré à la conception d'un prototype d'imageur double-disperseur CASSI sur la base d'une matrice de micro-miroirs. Des analyses optiques mettent en évidence les architectures à envisager pour obtenir de bonnes caractéristiques, indépendamment de l'encodage optique employé.
5. Le cinquième chapitre est dédié à la réalisation, à l'alignement puis à l'étalement du prototype double-disperseur CASSI à prismes. Il présente aussi des premiers tests expérimentaux réalisés avec notre prototype.
6. Le sixième chapitre est consacré à la segmentation sémantique sur données hyperspectrales compressées avec des méthodes d'apprentissage profond. Nous proposons un réseau qui prend comme *a priori* l'encodage optique pour segmenter des patches d'une image compressée. Des extensions exploitant cette approche au traitement d'une séquence d'acquisitions compressées sont ensuite proposées.

Chapitre 1

État de l'art

Le contexte scientifique et industriel de cette thèse s'étend de l'optique spatiale aux techniques récentes de traitement d'images. En analysant l'état actuel des recherches, on observe que les évolutions rapides dans le domaine de l'observation de la Terre créent un environnement propice à l'implémentation de nouvelles approches. En instrumentation, les propositions provenant de l'« acquisition compressée » re-définissent les compromis entre conception optique et traitement des données.

L'objectif de la première section de ce chapitre est de présenter un aperçu des besoins, puis une description des techniques d'imagerie hyperspectrale utilisées pour observer la Terre. La seconde partie porte sur des imageurs spectraux à acquisition compressée pouvant être mis en œuvre dans ce contexte.

1.1 Imagerie hyperspectrale pour l'observation de la Terre

L'observation de la Terre consiste à collecter des informations sur les systèmes physiques, chimiques et biologiques de notre planète [7]. Le « Groupe sur les observations de la Terre » la définit comme l'ensemble des mesures acquises depuis l'espace, l'air, la mer et le sol. Cette définition globale dénote une tendance à regrouper et à fusionner les données de sources variées.

En instrumentation, l'imagerie standard consiste à utiliser des optiques (lentilles ou miroirs) et un détecteur, pour résoudre spatialement puis mesurer une scène. Si l'image est seulement résolue spatialement (image en noir et blanc), elle ne permet pas une compréhension fine de la scène observée. Plusieurs techniques ont donc été mises en œuvre pour également résoudre spectralement la lumière collectée et ainsi fournir des images « spectrales » qui contiennent plus d'informations. Différents termes existent pour qualifier ces images : image multi-spectrale, image super-spectrale, image hyperspectrale. La convention est d'appeler « multi-spectrale » toute image qui contient plus d'une mesure spectrale par position spatiale de la scène, mais moins de 10. On désigne par le terme « super-spectrale » une image qui contient entre 10 et 30 mesures, et par « hyperspectrale » une image qui en contient plus de 30. On utilise communément le terme de « cube hyperspectral » pour désigner une image hyperspectrale, les nombres d'échantillons spatiaux et spectraux étant comparables (figure 1.1).

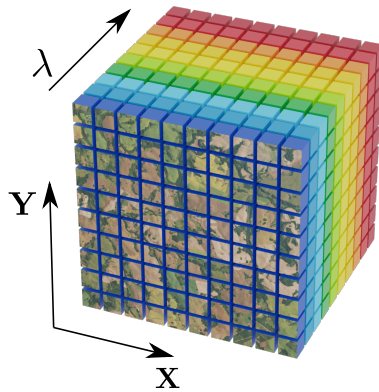


FIGURE 1.1 – Représentation des données collectées par un imageur hyperspectral, communément appelées « cube hyperspectral ». L'imageur mesure le spectre en chaque position de la scène en l'échantillonnant finement.

1.1.1 Applications et besoins associés

Pour expliciter le rôle des imageurs hyperspectraux, il convient de présenter les domaines qui demandent la mise en œuvre de ces instruments. Nous discutons ici des applications et besoins associés aux domaines recensés par [8, 9, 10, 11] : l'analyse de la végétation, des roches, des terres, des écosystèmes côtiers et lacustres, de l'environnement urbain et de l'atmosphère. A cela s'ajoutent les applications de défense dont les besoins sont transverses aux domaines évoqués.

Présentons d'abord les besoins d'un point de vue général. La figure 1.2 reprend les résultats des études effectuées dans le cadre de la mission Sentinel-2 de l'ESA pour présenter les bandes spectrales d'intérêt pour quatre des domaines énoncés ci-dessus. On observe que la quasi totalité de la plage spectrale [400-2500] nm est

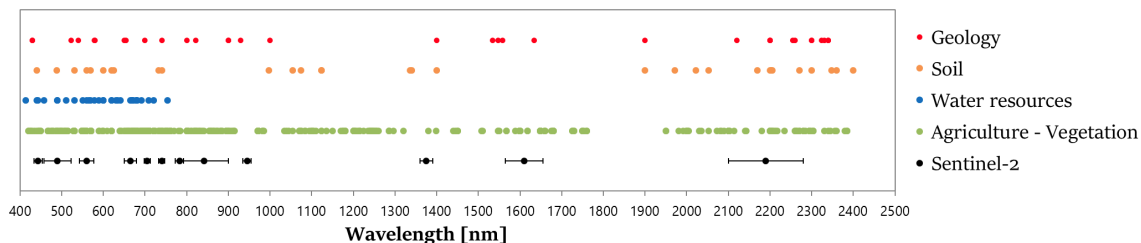


FIGURE 1.2 – Longueurs d'onde utiles pour les applications en géologie, analyse des sols, des eaux et de la végétation, d'après les études effectuées dans le cadre des missions Sentinel de l'ESA. Extrait de [8].

nécessaire si on veut couvrir les différentes applications. Les besoins en résolution spatiale, spectrale et temporelle sont présentés sur la figure 1.3 pour cinq domaines détaillés ci-dessus.

Ce tableau tiré de [10] propose des performances similaires à celles présentées dans le cadre d'une étude préliminaire pour le projet HypXIM du CNES [11].

Végétation

L'analyse de la végétation est une des missions clés de l'imagerie hyperspectrale. Elle répond à des besoins économiques et sociétaux. Le groupe de synthèse hyper-

Thème	Aspects spectraux	Aspects géométriques	Aspects temporels	Commentaires
Géosciences / sciences de la Terre solide	(0,4-2,5 μ m) Résolution < 10nm IR thermique intéressant	10m < 10m pour agronomie champs larges	Peu critique	SNR > 100 dans le SWIR
Ecosystèmes côtiers et lacustres	Visible (0,4-1 μ m) (0,4-2,5 μ m) pour les sédiments Résolution < 10nm pour les sédiments	Variable, de THR jusqu'à 10m	Critique pour le suivi de la qualité des eaux et de l'estran, particulièrement dans les mers à marée	SNR > 400
Végétation	(0,4-2,5 μ m) Résolution < 10nm sauf pour fluorescence < 0,5nm	THR utile	Critique en période de croissance des plantes (cultures), variable pour les écosystèmes naturels	SNR = 1000
Urbain	(0,4-2,5 μ m) Résolution < 10nm IR thermique 1 bande	THR utile voir indispensable	Peu critique sauf pour gestion de crise	
Atmosphère	Très haute résolution spectrale IR thermique intéressant	Grands champs (observation régionale ou globale)	Variable jusqu'à l'observation permanente	

FIGURE 1.3 – Résumé des besoins en terme de résolution spectrale, spatiale et temporelle, pour 5 applications majeures de l'imagerie hyperspectrale en observation de la Terre. Extrait de [10].

spectral du CNES résume, en 2008, le contenu biochimique des plantes accessible par l'imagerie hyperspectrale [10] :

- ◇ concentration en pigments foliaires : nombreux utilisateurs potentiels en agriculture de précision, en écophysiologie ;
- ◇ contenu en eau : forte demande pour l'environnement, la géophysique de surface et pour les activités de défense et de sécurité ;
- ◇ contenu en matière sèche : évaluation et suivi des processus de désertification.

Les performances souhaitées sont cependant au dessus de l'état de l'art actuel pour l'analyse de la végétation. Les besoins en plage spectrale ([400-2500] nm), résolution spectrale (< 10 nm), et résolution spatiale (< 10 m), induisent des contraintes fortes sur la conception optique. Notons que le projet américain HypSIRI et le projet français HYPEX-2 devraient fournir des données avec de telles performances d'ici 2025.

Environnement urbain

L'environnement urbain, très hétérogène et dynamique, est complexe à caractériser. Les images multispectrales ne permettent pas de discriminer correctement les classes (au sens de la classification), souvent similaires, de cet environnement [10]. Les images hyperspectrales, par leur résolution spectrale fine, apportent une information plus riche. Les missions de l'hyperspectral en milieu urbain peuvent être résumées ainsi :

- ◇ cartographie et caractérisation des matériaux urbains,
- ◇ qualité de l'air : détection et suivi des concentrations en aérosols,
- ◇ amélioration des SIG urbains : mise à jour et améliorations,
- ◇ caractérisation de la végétation et de la biodiversité.

Les objectifs énoncés ci-dessus permettent ainsi de caractériser un milieu urbain mais également de comprendre les facteurs et effets environnementaux qui sont associés au développement des villes. C'est pourquoi on retrouve ici l'analyse de la végétation et de la biodiversité. Les dépendances et influences entre la ville et les

environnements naturels font partie des recherches actives sur le sujet.

Les exigences de résolution spectrale sont du même ordre que pour la végétation (< 10 nm) et sur une plage spectrale similaire, [400-2500] nm. La complexité de la structure spatiale des environnements urbains exige une résolution spatiale particulièrement fine. Une empreinte au sol de l'ordre du mètre est souhaitée par la communauté. Si elles présentent certains défauts, les méthodes de fusion de données, entre images à haute résolution spatiale et images à haute résolution spectrale, permettent parfois de contourner le problème et d'obtenir de bons résultats [10].

Géosciences

L'analyse spectrale du rayonnement réfléchi par la surface terrestre apporte des informations sur la composition chimique et minéralogique des matériaux. Les domaines applicatifs de l'imagerie spectrale en géosciences sont variés :

- ◇ géologie : cartographie des sols, gestion des sites miniers en activité ou abandonnés,
- ◇ volcanologie : chronologie des coulées de laves, composition des panaches volcaniques,
- ◇ exploration minière : prospection de matières premières (nickel, or, diamants, etc...),
- ◇ exploration pétrolière : détection de fuites d'hydrocarbures.

Ces domaines représentent des enjeux économiques importants, particulièrement dans la prospection minière et pétrolière. Le comité *Geosat Inc.* qui regroupe une centaine de compagnies pétrolières, minières et d'ingénierie a mis en avant l'imagerie hyperspectrale comme source d'information indispensable à la prospection *onshore* et a financé de nouveaux projets de recherche et développement [12, 13]. De plus, les directives européennes sur la protection des sols et des littoraux ont relancé les actions d'inventaire et de surveillance [10].

D'une manière générale, les caractéristiques requises sont un peu moins contraignantes sur la résolution spatiale, spectrale et temporelle mais impliquent une couverture spatiale étendue (50×50 km² environ). Les exigences sont de l'ordre de 15 nm sur la résolution spectrale et 10 à 30 m sur la résolution spatiale. La plage spectrale est toujours celle du visible au proche infrarouge [400-2500] nm mais avec un besoin supplémentaire dans l'infrarouge thermique [8-12] μ m (où se situent les bandes d'absorption de certains minéraux comme le quartz, et les silicates en général).

Atmosphère

L'application de l'imagerie hyperspectrale à l'étude de l'atmosphère est assez récente [10]. Suite à la « Conférences des parties » (COP) de Paris en 2015, une attention particulière est portée au suivi des gaz à effet de serre. Les instruments Sentinel-5 du programme Copernicus, tout comme l'instrument MicroCarb du CNES [14], appartiennent à cette catégorie d'imageurs sur l'observation de l'atmosphère et devraient être lancés prochainement. Les instruments hyperspectraux permettent d'apporter des informations concernant :

- ◇ les concentrations en gaz à effets de serre (en particulier le CO₂),
- ◇ la pollution atmosphérique, la qualité de l'air en général,
- ◇ la présence d'aérosols et leur concentration,
- ◇ les prévisions météorologiques.

Ces applications concernent l'étude de gaz ayant des bandes d'absorption dans différentes régions du spectre de la lumière qui couvrent le visible et vont jusqu'à l'infrarouge thermique. La résolution spectrale dépend aussi beaucoup de l'élément chimique à détecter. Par exemple, si la détection de méthane dans le proche infrarouge demande « seulement » une résolution spectrale de l'ordre de 10 nm, l'étude de la concentration en CO₂ demande parfois une résolution spectrale de l'ordre de la dizaine de picomètres. Compte tenu de la diversité des besoins, les instruments sont développés pour des applications spécifiques. Les contraintes sur la résolution spatiale sont en général faibles (résolutions demandées de l'ordre du kilomètre ou moins).

Écosystèmes côtiers et lacustres

Les données hyperspectrales sur les environnements côtiers et lacustres sont utilisées depuis plus de 20 ans par les chercheurs mais aussi par des institutions publiques et des sociétés privées. Le premier instrument spatial que l'on qualifie d'hyperspectral est l'imageur Hyperion, lancé en 2001, qui avait comme mission de fournir des données hyperspectrales sur l'environnement côtier. La communauté est large et les besoins bien établis. Les applications peuvent se résumer ainsi [10, 8] :

- ◊ surveillance de la qualité des plans d'eau,
- ◊ suivi des peuplements benthiques (biodiversité aquatique),
- ◊ bathymétrie et nature des fonds marins peu profonds,
- ◊ suivi de l'interface terre-mer : l'ensemble des activités industrielles et autres ayant un impact sur le littoral.

La majorité de ces applications nécessite une résolution spectrale fine (10 nm) sur une plage spectrale assez réduite de [350 – 1000] nm. Une résolution spatiale fine est nécessaire dans les zones à forte biodiversité (< 10 m). Pour la bathymétrie et la cartographie des fonds, l'ensemble du spectre compris entre 400 et 2500 nm est nécessaire pour connaître la nature des sédiments. Un SNR (Signal to Noise Ratio ou rapport signal à bruit) très important (idéalement proche de 1000) est nécessaire à cause de la forte diffusion de l'énergie dans la colonne d'eau.

Défense

Le rapport [10] a identifié que l'imagerie hyperspectrale pouvait contribuer à répondre aux besoins prioritaires et aux programmes en cours suivant 5 axes :

- ◊ Axe ciblage : caractérisation fine des matériaux, de la texture et de la structure des objectifs d'intérêt défense. Détection de changement sur des infrastructures.
- ◊ Axe « vulnérabilité au leurrage et au camouflage des systèmes d'observation » : détection de camouflages par la complémentarité de divers instruments.
- ◊ Axe « effluents » : filtre atmosphérique, détection de polluants, détection et caractérisation des pollutions marines.
- ◊ Axe « traficabilité » : mise en place de cartes pour le déploiement de troupes.
- ◊ Axe « caractérisation des petits fonds complexes » : représentation des fonds dans les zones peu profondes (jusqu'à 55 m). Détection d'objets immergés, de pipelines.

Les besoins de résolutions spatiales, spectrales et temporelles ne sont pas détaillés dans ce rapport.

1.1.2 Instruments hyperspectraux spatiaux

Hyperion, lancé en 2000 par la NASA, est, à notre connaissance, le premier démonstrateur d'imagerie hyperspectrale spatial. Il n'existe, encore aujourd'hui, qu'une dizaine d'imageurs de ce type en orbite (les instruments pour la défense exclus). L'utilité de l'imagerie hyperspectrale dans un grand nombre de domaines pousse les industriels à concevoir des instruments multi-missions [8]. La plage spectrale nécessaire à la majorité des applications en observation de la Terre couvre le visible et, *a minima*, le proche infrarouge (voir la section 1.1.1). Une résolution spatiale toujours plus élevée est demandée par la communauté car elle permet de comprendre, dans le détail, la complexité des villes et de la biodiversité.

Les spectromètres imageurs à fente, dont les architectures sont discutées dans la section 1.1.3, sont aujourd'hui les seuls instruments hyperspectraux, déjà en orbite ou en cours de développement, à pouvoir répondre à ces attentes.

Premiers instruments aéroportés ou spatialisés

La NASA embarque AVIRIS, le premier imageur hyperspectral à bord d'un avion en 1989 [15]. Celui-ci est illustré sur la figure 1.4 (a). Ses missions sont les mêmes

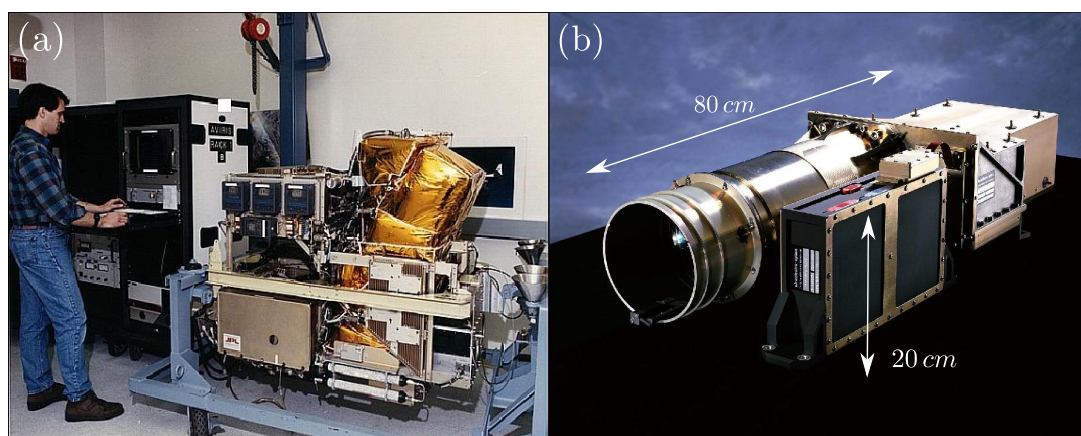


FIGURE 1.4 – Photographies des instruments AVIRIS et CHRIS : (a) instrument AVIRIS en phase de tests, dans les années 1980 ; (b) spectromètre imageur, CHRIS, ayant pour mission d'observer les côtes et les océans.

que celles discutées pour les instruments embarqués à bord des satellites : analyse de la végétation, géologie, analyse de sols, des côtes, etc ... Suite au succès d'AVIRIS, les instruments hyperspectraux aéroportés se multiplient.

La première mise en orbite d'un imageur hyperspectral (Hyperion) a eu lieu en 2000 avec le satellite Earth Observing-1. Hyperion (USA) a donc été le premier imageur à démontrer l'intérêt de données hyperspectrales prises depuis l'espace avec CHRIS (UK) qui l'a suivi en 2001 [16] (voir la figure 1.4 (b)). Ces deux imageurs ont contribué massivement au développement de l'imagerie hyperspectrale depuis l'espace. Hyperion a fourni des informations pendant 10 ans (soit 10 fois la durée de vie initialement prévue). Ces pionniers ont apporté de nombreuses données dans le

domaine des géosciences, de l'agriculture, de l'étude des forêts et des côtes maritimes. C'est à partir de l'exploitation de ces informations que les chercheurs ont pu raffiner leurs besoins en terme de plage spectrale et de résolutions spatiale, spectrale et temporelle.

Seconde vague d'imageurs

La deuxième vague d'imageurs hyperspectraux est constituée des imageurs HJ-1A (Chine) et HySI (Inde) lancés en 2008. Ceux-ci ne sont pas vraiment les remplaçants de CHRIS et Hyperion car leurs missions sont différentes. Elles portent principalement sur le suivi des catastrophes naturelles qui demande des largeurs de fauchée importantes. Leur plage spectrale d'intérêt est donc réduite à [450-1000] nm et la résolution spatiale de ces instruments est supérieure à 100 m. HICO (USA), lancé en 2009, s'intéresse exclusivement aux zones côtières. D'après un rapport du China's Manned Space Engineering office de 2011 (faits rapportés par le site Newsweek [17]), l'imageur hyperspectral à bord de la station chinoise Tiangong-1 a pu permettre l'acquisition de données utiles en géologie, hydrologie, surveillance de l'environnement, ainsi qu'en planification de l'urbanisation (avant de s'écraser dans l'océan pacifique quelques années plus tard, en 2018).

Parmi les derniers imageurs hyperspectraux mis en orbite, HySIS a été lancé en novembre 2018. Ses missions scientifiques sont liées à l'étude des sols (agriculture, géologie), des côtes et de la forêt. L'imageur PRISMA (Italie) mis en orbite en mars 2019 a pour missions principales l'observation de l'atmosphère et l'analyse des ressources naturelles, particulièrement en Europe et dans la mer Méditerranée. Il vient compléter les observations fournies par l'imageur multispectral de l'ESA, Sentinel-2 [18]. En décembre 2019, l'instrument HISUI (Japon) a été lancé de Cap Canaveral. Il propose des performances intéressantes compte tenu des besoins présentés précédemment (voir la section 1.1.1).

Instruments en fin de développement

De nouveaux imageurs hyperspectraux devraient être mis en orbite prochainement. EnMAP (Allemagne) pourra répondre à certains besoins concernant l'analyse de la végétation, des terres et des côtes maritimes, malgré une résolution spatiale un peu faible selon la communauté [10]. Il doit être lancé courant 2022. L'instrument SHALOM (Israël), sur lequel nous disposons de peu d'informations, devrait offrir des performances supérieures à celle d'EnMAP mais son lancement n'est prévu qu'en 2025. Une nouvelle mission hyperspectrale, HYPEX-2, a été présentée par le CNES en 2017 [19]. Elle devrait se concentrer sur l'influence de l'activité humaine sur la biodiversité.

1.1.3 Principales architectures des imageurs hyperspectraux aéroportés et spatiaux

Les instruments hyperspectraux en orbite présentent des architectures optiques similaires. Parmi les spectromètres classiques, les imageurs à fente avec prismes et/ou réseaux de diffraction sont aujourd'hui les seuls à présenter des performances suffisantes. Les spectromètres à transformée de Fourier tels que IASI-NG offrent des résolutions spectrales très élevées dans l'infrarouge moyen et jusqu'à l'infrarouge

lointain [20], mais offrent des résolutions spatiales insuffisantes pour le panel d'applications discuté dans la section 1.1.1.

Relais de Chrisp-Offner

Une architecture optique que l'on retrouve communément parmi les spectromètres imageurs à fente est celle du relais de Chrisp-Offner. Elle est constituée de trois éléments sphériques et concentriques : deux miroirs concaves et un réseau convexe (voir la figure 1.5).

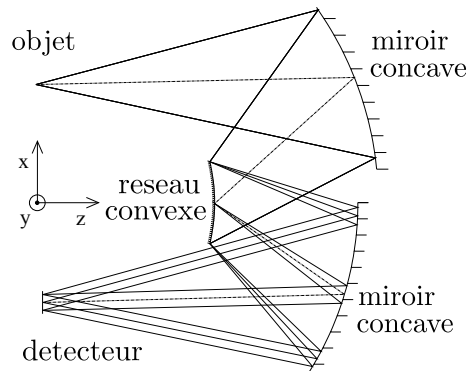


FIGURE 1.5 – Spectromètre imageur à fente de type « relais de Chrisp-Offner ». L'objet est observé par une fente parallèle à l'axe y , la dispersion spectrale se faisant selon la direction x . Le rayon principal, associé à la longueur d'onde centrale, est tracé en pointillé.

Cette configuration a l'avantage de générer peu d'aberrations chromatiques et de distorsions (spatiales et spectrales) sur l'image [21]. Elle permet par ailleurs d'obtenir des spectromètres compacts et simples à mettre en place [22].

L'instrument Hyperion est basé sur deux spectromètres ayant cette configuration. Pour couvrir sa plage spectrale, il s'appuie sur un télescope et deux spectromètres à réseaux : un spectromètre VNIR pour le visible et le proche infrarouge et un spectromètre SWIR pour l'infrarouge moyen. Le spectromètre VNIR utilise un ensemble de 3 capteurs CCD qui forment une matrice de 60 (spectral) \times 250 (spatial) pixels. Le spectromètre SWIR utilise quant à lui un détecteur HgCdTe de 160 (spectral) \times 250 (spatial) pixels. Le relais de Chrisp-Offner constitue aussi la base de PHILLS [23], le premier imageur du programme HICO [24] (voir la figure 1.6).

L'instrument de la mission CHIME, en cours de développement dans le cadre du projet européen Copernicus, est constitué de trois spectromètres à fente reposant sur la même architecture. Celle-ci est illustrée sur la figure 1.7 avec, à gauche, les chemins optiques correspondant à différentes longueurs d'onde et, à droite, l'arrangement des trois spectromètres qui constituent l'instrument. Les spécificités de l'imageur sont ses miroirs *freeform* pour s'affranchir des distorsions *smile* et *keystone* sur un large champ de vue, ainsi que ses réseaux de diffraction convexes doublement blazés.

Configuration Dyson

L'autre configuration que l'on trouve est celle de Dyson (voir la figure 1.8).

Elle est constituée d'une lentille plano-convexe épaisse associée à un réseau concave. Ce montage simple et extrêmement compact s'affranchit des aberrations

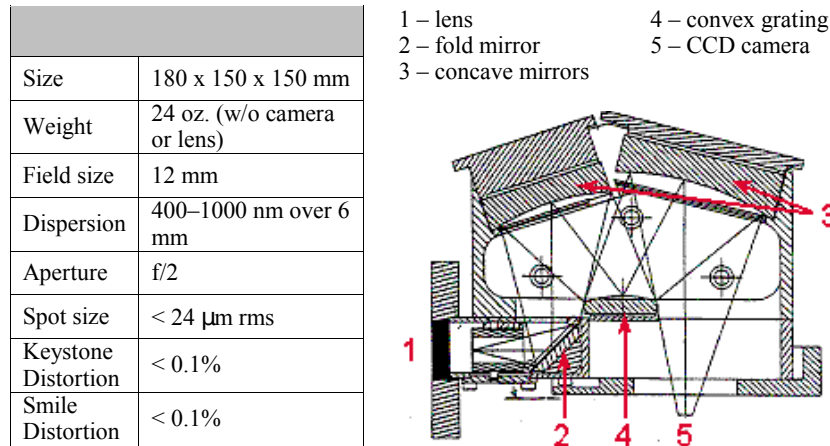


FIGURE 1.6 – Schéma du spectromètre imageur PHILLS. Le premier instrument de HICO est basé sur ce spectromètre. On y retrouve le relais d'Offner composé des 2 miroirs concaves et du réseau convexe. Extrait de [23].

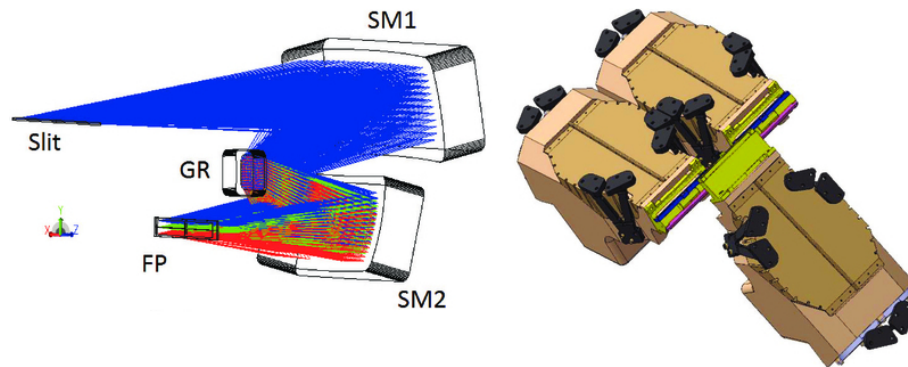


FIGURE 1.7 – A gauche, les chemins optiques d'un spectromètre en relais d'Offner de la mission CHIME. Le système est constitué de 2 miroirs *freeform* SM1 et SM2, d'un réseau de diffraction GR et d'un détecteur matriciel FP. A droite, l'agencement des trois imageurs en un seul module. Extrait de [25].

de Seidel (sphériques, coma, distorsions, astigmatisme primaire, etc) à la longueur d'onde de conception et au centre du champ [27]. Cette configuration est cependant moins avantageuse pour les systèmes fermés (nombres d'ouverture élevés). Pour la mission HypIRI de la NASA, le système avait d'abord été conçu sur la base du relais d'Offner. Mais c'est la configuration Dyson qui a été finalement choisie, associée à de nouveaux détecteurs 2D dans le proche infrarouge, cette solution offrant des améliorations de résolution spatiale et de compacité [28].

Architectures avec prismes

Le système optique du spectromètre imageur d'EnMAP est conçu de telle sorte qu'il profite des avantages du relais d'Offner concernant les distorsions spatiales et spectrales, sans utiliser la configuration d'Offner standard [29]. L'idée générale est de remplacer le réseau convexe par un miroir convexe et d'installer des prismes courbés à proximité des miroirs concaves (voir figure 1.9). Ce sont les prismes qui effectuent la dispersion spectrale à la place du réseau. L'optimisation optique de ce système

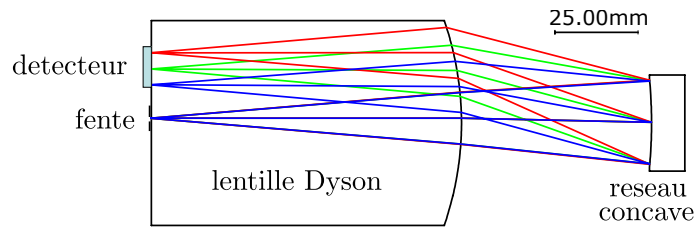


FIGURE 1.8 – Exemple de configuration Dyson. D'après [26].

Offner hybride mène ainsi à une architecture qui hérite des avantages du relais d'Offner, tout en présentant un système peu sensible à la polarisation de la lumière incidente et avec une transmission optique élevée. Comme Hyperion, cet imageur

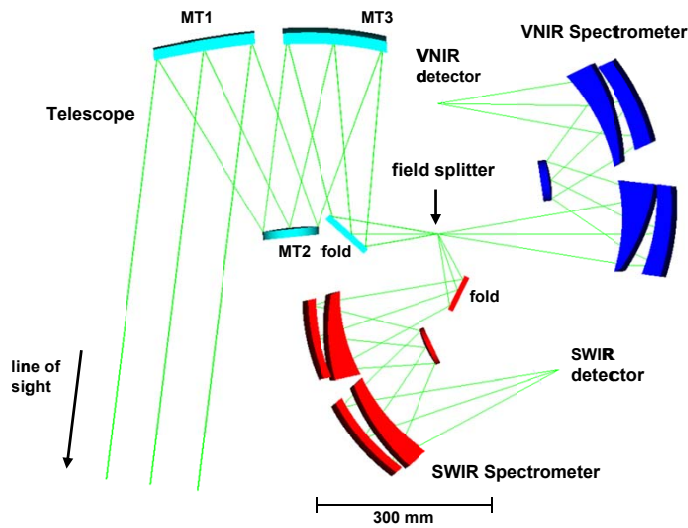


FIGURE 1.9 – Architecture optique de l'instrument EnMAP constitué de 3 sous-systèmes : télescope, spectromètre SWIR et spectromètre VNIR. Extrait de [29].

est composé de deux bras qui sont deux spectromètres, un VNIR et SWIR, basés sur l'architecture discutée ci-dessus. Une des particularités du système optique de l'imageur d'EnMAP est son champ de vue divisé en 2 [29]. L'approche classique pour un double spectroscopie est d'utiliser une unique fente d'entrée devant laquelle on place une lame séparatrice. Pour ne pas subir les désavantages liés à cette méthode (une sensibilité accrue à la polarisation et un rapport signal à bruit divisé par deux), c'est une double ouverture qui est mise en place.

L'architecture optique de PRISMA est basée sur le spectromètre à prisme [30] comme illustré sur la figure 1.10. L'utilisation de prismes permet à l'instrument d'offrir un rapport signal-sur-bruit élevé et une sensibilité réduite à la polarisation. Des lentilles hors-axe ont été ajoutées pour réduire les distorsions.

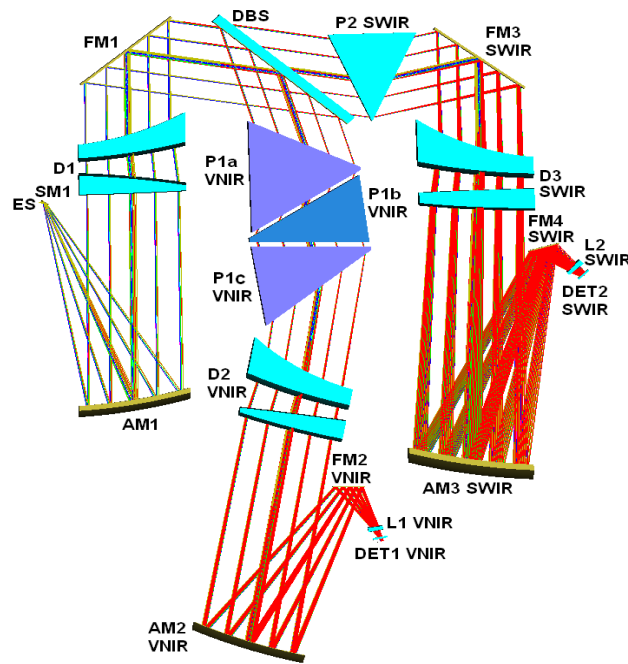


FIGURE 1.10 – Architecture optique du spectro-imageur à prismes PRISMA. Extrait de [30].

1.1.4 Cas d'étude : les missions Φ -sat et SURPRISE

Les choix effectués par l'ESA ces dernières années sont représentatifs, dans une certaine mesure, des centres d'intérêt de la commission européenne, des industriels et de la communauté scientifique. En observation de la Terre, le programme Copernicus vise à collecter et à rendre disponible les données acquises par ses satellites, et certains capteurs au sol, en vue de démocratiser leur exploitation. Les principaux utilisateurs de ces données sont aujourd'hui les scientifiques, les militaires et les institutions publiques. Avec Copernicus, l'objectif est de fournir des données, actualisées en continu, à un plus large public via un espace de stockage centralisé. Ce programme s'accorde avec les objectifs de la commission européenne liés à la « transformation digitale » [31]. Il contribue à la construction de modèles multi-modaux dont Destination Earth [32]. Pour illustrer certains défis technologiques actuels et les solutions envisagées par la communauté scientifique, nous discutons ici de deux missions spatiales européennes exploratoires dont une est déjà en orbite, et l'autre en cours de développement.

Les nouvelles architectures de gestion de l'information impactent naturellement les besoins concernant les instruments de mesure. Le satellite Φ -sat-1 de l'ESA, lancé fin 2020, est un démonstrateur multi-mission avec un instrument hyperspectral compact. Il explore les possibilités de traitement de données à bord par des algorithmes de réseaux de neurones. Il sera rejoint prochainement par Φ -sat-2 en vue d'explorer une nouvelle approche de gestion de mission : le *Federated Satellite System* (FSS) [33, 34, 35]. Le projet SURPRISE, financé notamment par l'ESA et Thalès Alenia Space, dénote un intérêt pour l'imagerie compressée en observation de la Terre. En couplant technologie MEMs et acquisition compressée, l'instrument devrait permettre de démontrer l'apport de cette nouvelle approche pour le stockage et l'exploitation des mesures [36].

Φ -sat et HyperScout

Φ -sat est le gagnant de la compétition « Copernicus Masters » de 2017 qui récompense les projets innovants en observation de la Terre. Initialement sélectionné pour son concept de *Federated Satellite System*, le projet a ensuite évolué en intégrant des missions de traitement de données à bord par réseau de neurones.

Le *Federated Satellite System* ou FSS est un concept d'architecture distribuée entre satellites (figure 1.11). Il diffère de l'architecture classique, dans laquelle les

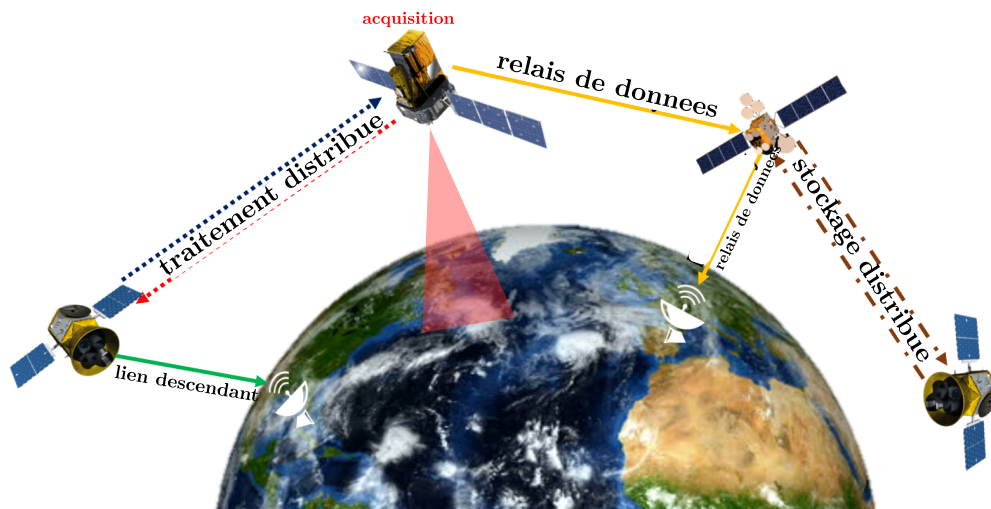


FIGURE 1.11 – Le concept du *Federated Satellite System* où les satellites effectuent des fonctions de traitement, de stockage et de relais pour les autres, tout en conservant leur indépendance opérationnelle. Extrait de [37].

communications inter-satellites sont très limitées, mais aussi de celle des constellations. Contrairement à l'approche de type « constellation » [38] qui vise à diviser une, ou plusieurs tâches, entre satellites similaires, FSS doit permettre la collaboration entre des acteurs de nature différentes et avec des objectifs de missions différents [33]. Rendu possible par les travaux sur le cloud [39], le pair-à-pair [40] et en analysant les travaux dirigés par la DARPA sur les architectures fractionnées [41], FSS doit permettre de mieux répartir les tâches d'acquisition, de traitement et de stockage des données entre les différents acteurs (ou nœuds) du réseau. Le projet Φ -sat fait suite à une étude dirigée par Thalès Alenia Space et financé par l'ESA entre 2016 et 2017, ONION [42], pour *Operational Network of Individual Observation Nodes*. Ces travaux effectués dans le cadre d'Horizon 2020 montrent l'ambition européenne de changer l'architecture de gestion de données entre satellites.

L'imageur hyperspectral HyperScout-2 [43] est embarqué à bord du satellite Φ -sat-1, lancé fin 2020. Son architecture optique est basée sur les filtres à gradients du consortium VITO [44] dont l'utilisation en imagerie hyperspectrale permet de construire des instruments compacts avec une plage et une résolution spectrale réduites [43, 45] par rapport aux imageurs hyperspectraux présentés dans la section 1.1.2. L'imageur HyperScout-2 propose une résolution de 16 nm sur une plage de 400 à 1000 nm. Un second système d'imagerie propose quelques bandes dans l'infrarouge thermique de $8\ \mu\text{m}$ à $14\ \mu\text{m}$. Un modèle 3D de l'instrument ainsi qu'une illustration de son filtre à gradient, sont présentés sur la figure 1.12.

La spécificité de cette mission réside également dans l'embarquement d'un pro-

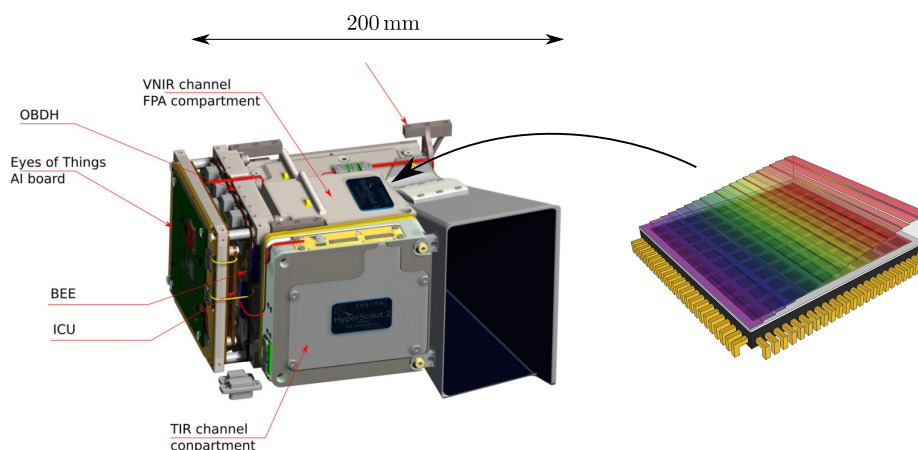


FIGURE 1.12 – A gauche, un modèle 3D de l'instrument HyperScout avec son module de traitement de données. A droite, l'illustration d'un détecteur hyperspectral résultant du dépôt d'un filtre à gradient sur un capteur CMOS. Extrait de [46].

cesseur à basse consommation, spécifique au traitement d'image, le Movidius Myriad X d'Intel [47]. Celui-ci permet de proposer un traitement quasi temps réel des images hyperspectrales à bord. Pour cette démonstration, l'objectif est de détecter les zones couvertes par les nuages pour ne transmettre au sol que les images utilisables. Dans le cadre de la prochaine mission, Φ -sat-2 dont le lancement est prévu pour 2022, des objectifs plus ambitieux ont été fixés pour le traitement à bord : détection et classification automatique des navires, suivi des forêts, détection d'anomalies, etc ...

SURPRISE : un instrument spectral à acquisition compressée

Le projet européen Surprise, pour *SUPER-Resolved Compressive Instrument in the Visible and Medium Infrared for Earth Observation Applications*, consiste à démontrer l'intérêt de l'acquisition compressée en observation de la Terre [48, 36]. Basé sur le principe de l'acquisition *whiskbroom*, l'instrument spectral contient 3 détecteurs *single-pixel* : dans le visible-infrarouge (10 bandes spectrales), dans le moyen infrarouge à $3,3 \mu\text{m}$ (1 bande) et à $4 \mu\text{m}$ (1 bande). Avec ses 12 bandes spectrales, l'instrument n'est pas considéré comme hyperspectral. Cependant, le paradigme de conception est le même que celui des imageurs CASSI qui constituent le cœur d'étude de ce manuscrit.

D'un point de vue technologique, l'instrument contient un modulateur spatial de lumière de type MEMs, utilisé pour encoder l'information, avant la mesure par les détecteurs. L'utilisation de matrices de micro-miroirs en environnement spatial a été étudiée en laboratoire [49] mais SURPRISE est, à notre connaissance, le premier démonstrateur en conditions réelles. Le schéma optique de l'instrument est présenté sur la figure 1.13.

Nous avons vu que l'augmentation du nombre d'instruments en observation de la Terre causait des problèmes de stockage, de traitement et de transmission des informations mesurées. SURPRISE cherche tout d'abord à montrer l'intérêt de l'imagerie compressée pour réduire la quantité de données, dès la phase d'acquisition (voir la section 1.2). En plus de fournir des mesures sous une forme compacte, celles-ci sont illisibles par un utilisateur qui ne possède pas la clé qui est, dans notre cas, le motif affiché par le modulateur spatial de lumière. La robustesse de l'encodage effectué

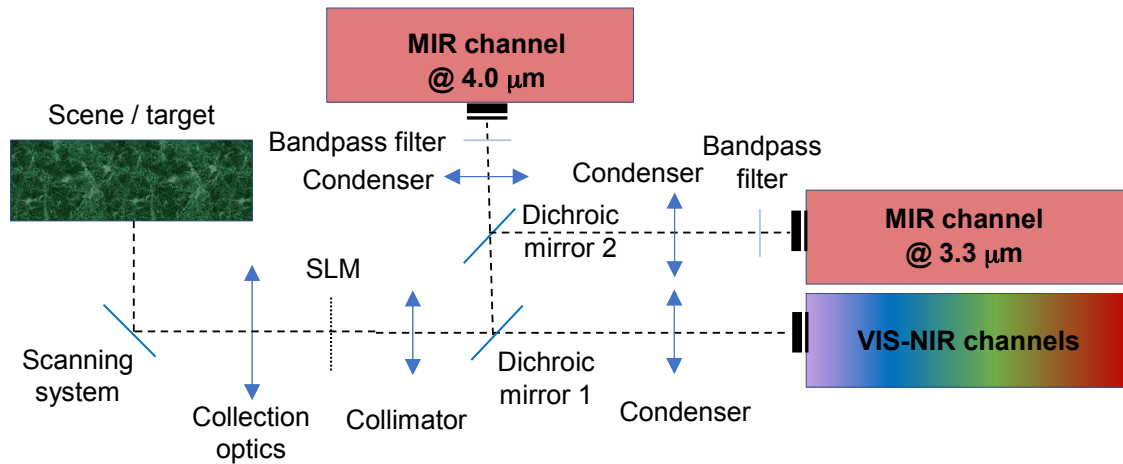


FIGURE 1.13 – Schéma optique de l'imageur spectral à acquisition compressée SURPRISE. Extrait de [36].

par différents systèmes optiques a été étudiée dans [50]. Le traitement à partir de données compressées permet dans certains cas de réduire le coût de calcul. Différents algorithmes seront testés à bord du satellite : reconstruction d'images à haute résolution spatiale et extraction d'informations sémantiques sur images compressées.

Dans la section suivante, nous évoquons plus en détails les différentes possibilités offertes par l'acquisition compressée en imagerie hyperspectrale.

1.2 Imagerie spectrale à acquisition compressée

L'imagerie spectrale à acquisition compressée propose de mesurer avec un détecteur bi-dimensionnel (2D) des informations spatiales et spectrales, donc tri-dimensionnelles, en une, ou très peu, d'acquisitions [51]. Cette approche est rendue possible par des systèmes optiques spécifiques et des algorithmes de traitement de données adaptés.

L'imagerie spectrale à acquisition compressée s'inspire d'une technique de traitement du signal nommée *compressed sensing* en anglais. Celle-ci repose sur deux principes : la parcimonie, qui caractérise les scènes spectrales d'intérêt, et l'incohérence, qui caractérise la modulation imposée par le système optique [52]. L'hypothèse de parcimonie indique qu'il existe une base Ψ dans laquelle les images spectrales observées peuvent être décrites avec très peu de coefficients. Celle-ci est vérifiée en imagerie spectrale car il existe des corrélations fortes, aussi bien dans le domaine spectral (bandes spectrales adjacentes) que dans le domaine spatial (positions spatiales adjacentes) [53]. L'incohérence concerne la modulation du signal d'intérêt, que l'on caractérise par la fonction de transfert du système de mesure : cette fonction de transfert doit être dense dans cette même base Ψ .

Note terminologique : dans la littérature, l'utilisation du terme *compressed sensing* est souvent restreinte aux travaux de mathématiques appliqués dont le but est de résoudre des systèmes linéaires sous-déterminés selon l'approche présentée ci-dessus. Dans cette thèse, nous gardons cette convention et utilisons le terme français « acquisition compressée » pour désigner un cadre plus large qui s'abstrait des hypothèses strictes du *compressed sensing* et qui s'intéresse également à la partie

acquisition des mesures.

Notons que les instruments à acquisition compressée étudiés dans la suite de cette section ne proposent pas de fonction de transfert ayant les mêmes caractéristiques que celles évoquées dans la littérature du *compressed sensing* [54]. Par leurs architectures, ces instruments offrent des fonctions de transfert partiellement structurées qui diffèrent de celles, aléatoires, considérées en *compressed sensing* [55]. Poussées néanmoins par les résultats convaincants de ces instruments couplés à des algorithmes de reconstruction [56, 57], des études récentes [54, 58] ont été menées dans le but d'analyser les garanties théoriques derrière ces mesures compressées.

La suite de cette section est consacrée à la présentation des imageurs spectraux à acquisition compressée que l'on trouve communément dans la littérature, le CTIS [59, 60] et la famille des imageurs CASSI [61, 62, 63]. Nous comparons les différentes architectures sur des critères de compacité, de vitesse d'exploitation des mesures, de transmission optique, de fabricabilité et de coût de conception. Nous verrons ensuite les algorithmes de traitement de données développés sur la base de ces instruments. Finalement, nous synthétisons les défis que rencontre actuellement l'imagerie spectrale à acquisition compressée à travers des travaux récents produits par la communauté.

1.2.1 Instruments

Pour collecter des informations tridimensionnelles avec un détecteur matriciel (2D), le système optique de l'instrument à acquisition compressée filtre et transforme les informations avant qu'elles ne soient mesurées par le détecteur. Les instruments encodent le signal d'intérêt via leur système optique et ce sont les algorithmes qui ont le rôle de décoder les informations. Notons ici l'importance de connaître l'encodage effectué par le système optique pour pouvoir décoder les mesures.

Note : Les discussions menées dans cette section utilisent le terme « lentille » pour désigner, sans distinction, collimateur et objectif. En pratique, ce sont généralement des ensembles de lentilles ou des miroirs qui sont utilisés.

CTIS : imageur spectral par tomographie

Le CTIS [64], pour *Computed Tomography Imaging Spectrometer*, est un imageur basé sur un réseau de diffraction 2D pouvant être vu comme une généralisation du spectromètre imageur à fente classique [65]. En ouvrant la fente d'un spectromètre imageur, on obtient un champ de vue bidimensionnel et les informations spatiales et spectrales se mélangent dans le plan du détecteur. L'utilisation d'un réseau de diffraction 2D permet d'obtenir plusieurs mélanges différents sur un même détecteur [66], comme illustré sur la figure 1.14.

Son avantage principal est sa compacité [65]. Très peu de composants sont nécessaires (2 lentilles/miroirs et un réseau de diffraction 2D) et ils sont peu volumineux. La réalisation du réseau de diffraction est cependant délicate, ce qui augmente le coût de fabrication de l'instrument. De plus, le CTIS souffre de la complexité des transformations induites par son système optique qui rend difficile la partie « décodage » par les algorithmes. Deux autres difficultés dans l'utilisation du CTIS sont l'étalonnage de l'instrument et les artefacts de mesure. Les méthodes d'étalonnage sont lentes car la cartographie entre des positions de la scène et des positions dans le plan détecteur, doit être précise malgré la complexité des chemins optiques. Ces

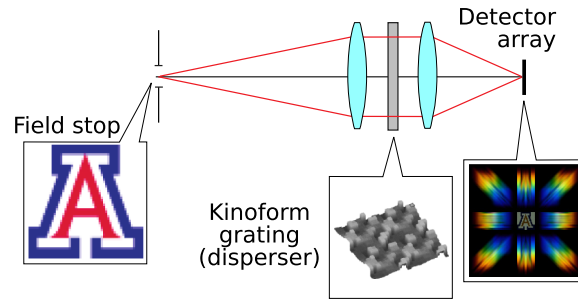


FIGURE 1.14 – Schéma optique de l'imageur CTIS reposant sur un réseau kinoforme. L'image produite sur le détecteur consiste en 9 projections différentes des mêmes informations spatiales et spectrales (ici la lettre « A », dans le plan objet de l'instrument). Extrait de [65].

méthodes sont généralement basées sur la tabulation (ou *Look Up Table* - LUT) et ne mettent pas en œuvre des modèles optiques à cause de cette complexité. Les artefacts sont quant à eux induits par le réseau de diffraction kinoforme, et ils restent problématiques [65] malgré des efforts sur la conception de ces réseaux [66].

Notons que les difficultés liées à l'étalonnage des instruments et les compromis entre complexité de la mesure et temps de calcul sont récurrents en imagerie compressée. Malgré diverses tentatives de modification de l'instrument, le CTIS n'est pas, ou peu, utilisé à cause des limitations évoquées.

Double Disperseur CASSI

La famille d'instruments que l'on retrouve le plus communément en imagerie spectrale à acquisition compressée est celle des imageurs CASSI, pour *Coded Aperture Snapshot Spectral Imager* [61, 62]. Introduit en 2007, le double-disperseur CASSI [61] est le premier imageur spectral à s'inspirer du travail de Candès et Tao, en compressed sensing [67]. Il repose sur l'utilisation d'une « ouverture codée », aussi appelé « masque », et d'éléments dispersifs tels que des prismes ou des réseaux, pour moduler optiquement l'information spatiale et spectrale.

L'architecture double-disperseur CASSI proposée par [61] est illustrée sur la figure 1.15. L'imageur est composé de 2 sous-systèmes symétriques : le disperseur et le recombiner. Le premier produit une image dispersée de la scène sur le masque qui filtre certaines composantes spectrales. Le second sous-système recombine les composantes non filtrées et crée une image sur le détecteur. L'imageur double-disperseur CASSI conserve ainsi la structure spatiale de la scène tandis que le contenu spectral de la scène est modulé par le masque. Soulignons ici que le champ de vue de l'instrument est bidimensionnel contrairement au spectro-imageur classique qui positionne une fente dans le plan objet. L'architecture optique de l'imageur est peu compacte. Sous sa forme originale, il contient 4 lentilles, 2 prismes et un masque ; donc deux fois plus de composants qu'un spectromètre imageur à fente traditionnel. L'efficacité de transmission dépend du motif affiché sur le masque. Une utilisation courante consiste à filtrer 50% des composantes spectrales [52].

A cause de la complexité de son système optique, l'étalonnage du double-disperseur CASSI est souvent décrite comme une tâche laborieuse [68, 56]. La méthode consiste généralement à effectuer une cartographie spatiale à plusieurs longueurs d'ondes et à construire une grande table de référence, spécifique à un prototype. Cette approche

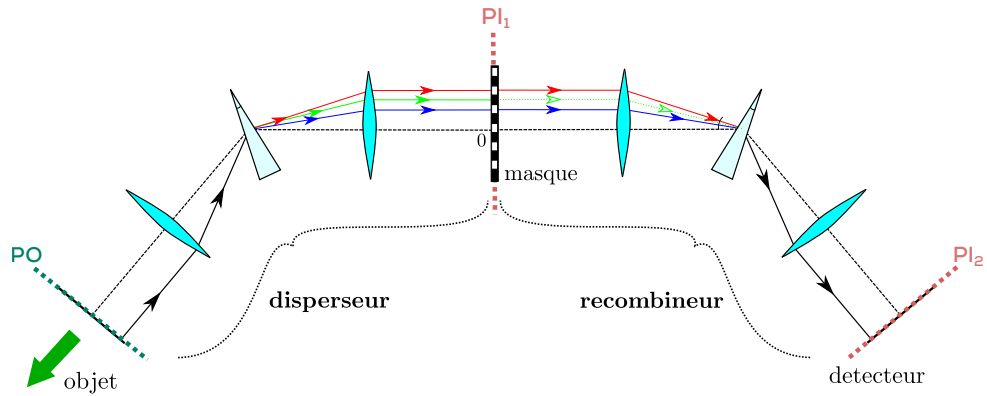


FIGURE 1.15 – Schéma de principe double-disperseur CASSI. Il est constitué de deux sous-systèmes symétriques : un disperseur et un recombineur. Le premier produit une image dispersée de la scène sur le masque qui filtre certaines composantes. Le second sous-système recombine les composantes non filtrées et crée une image sur le détecteur. Le plan objet de l'instrument est nommé PO et les deux plans images (masque et détecteur) PI_1 et PI_2 .

empirique permet de s'affranchir d'un modèle analytique du système. Nous proposons, dans le chapitre 5, une méthode d'étalonnage rapide qui repose sur un modèle d'optique géométrique précis du double-disperseur CASSI, développé lui dans le chapitre 2.

L'utilisation d'un masque permet d'effectuer des combinaisons de bandes spectrales proches de celles requises par le compressed sensing [54]. Les premiers instruments CASSI ont d'abord exploité des masques fixes [61, 56] permettant d'effectuer une modulation statique du signal d'intérêt. Puis les masques programmables tels que les matrices de micro-miroirs utilisées dès 2009 [69, 70] ont permis d'explorer différents types de modulation avec le même système optique.

L'exploitation des mesures du double-disperseur CASSI permet de reconstruire les informations spatiales et spectrales [3, 57] mais aussi d'extraire des informations sémantiques à partir des données compressées [68, 71]. La vitesse de traitement des données dépend largement de l'application et de la méthode employée. Le fait que le double-disperseur conserve la structure spatiale de l'image au niveau du détecteur apporte aux algorithmes de traitement des *a priori* utiles pour certaines approches [68, 3, 57]. Des résultats récents [51] démontrent la possibilité de traiter en temps réel des mesures de double-disperseurs CASSI.

Simple disperseur CASSI

L'instrument simple-disperseur CASSI, ou SD-CASSI, a été proposé en 2008 par Wagadarikar et coauteurs [62]. Son architecture optique est inspirée des travaux de Gehm et Brady [61] sur le double-disperseur. En proposant de supprimer la moitié des composants optiques, l'instrument est simplifié (voir la figure 1.16). Le système perd cependant une des propriétés de l'imageur double-disperseur : la conservation de la structure spatiale de la scène.

Le système optique ne contient plus que 2 lentilles, un élément dispersif et un masque. Il est ainsi plus compact que le double-disperseur et plus facile à étalonner. L'efficacité de transmission du système est similaire et dépend du motif affiché, avec

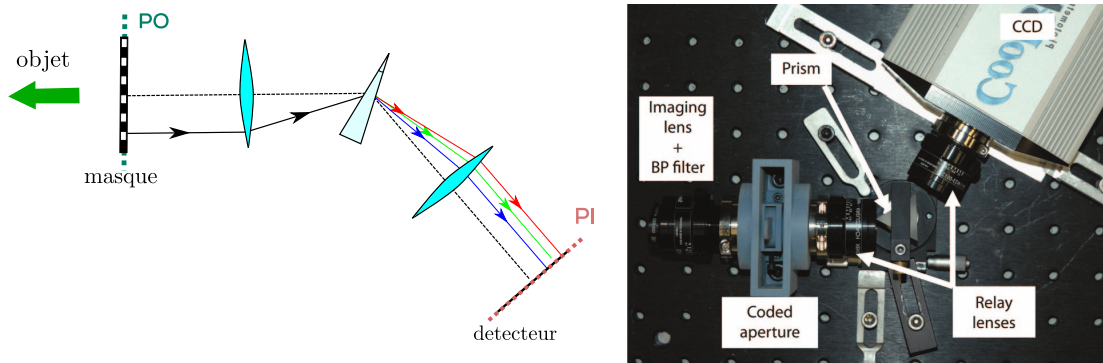


FIGURE 1.16 – A gauche, le schéma optique du simple-disperseur CASSI. PO et PI sont respectivement les plans objet et image du système. A droite, une photographie du premier imageur SD-CASSI présenté par Wagadarikar et coauteurs en 2008. Extrait de [62].

environ 50% de la lumière filtrée au niveau du masque (dans le cadre de l'utilisation courante c'est-à-dire avec des motifs de masques pseudo-aléatoires). Ce dernier est placé dans le plan objet de l'instrument ; avant tout élément dispersif. Le filtrage est donc réalisé dans le domaine spatial, tel qu'illustré sur la figure 1.16. Avec une seule acquisition, certains éléments de la scène ne sont donc jamais vus par le détecteur, car ils sont filtrés dans le plan objet de l'instrument.

Compte-tenu de la variété des traitements algorithmiques, il est délicat de comparer quantitativement les modulations optiques effectuées par les SD-CASSI et les DD-CASSI. Une métrique souvent utilisée en compressed sensing [72, 52] pour évaluer la fonction de transfert optique d'un système est la cohérence entre la matrice de détection du système et une base orthogonale sur laquelle peut se décomposer le signal de façon parcimonieuse [72, 73]. Selon cette métrique, nommée RIP pour *Restricted Isometric Property*, la modulation du simple-disperseur serait moins performante que celle du double-disperseur [52].

Variations de CASSI

D'autres systèmes ont été proposés dans la littérature dans le but de fournir des formes différentes de mesures compressées. Les compromis entre complexité du système optique et vitesse d'exploitation des données sont explorés à travers différentes architectures optiques.

Améliorations du DD-CASSI : Une version repliée du double-disperseur, illustrée sur la figure 1.17, a été proposée par notre équipe de recherche [4] pour gagner en compacité et simplifier le processus d'étalonnage. Elle consiste à utiliser le prisme et une partie des optiques en double passage. Les avantages et inconvénients de ce système optique seront discutés plus en détails au chapitre 4.

Avec les mêmes objectifs de compacité et de simplification, Sullenberger et coauteurs. proposent, en 2017, le CRISP, un double-disperseur pour une utilisation en défilement [74], illustré sur la figure 1.18. Sans télescope ni première lentille, la lumière provenant de la scène observée arrive directement à travers le premier prisme. Le masque utilisé est non programmable (motif fixe), le fonctionnement du système repose sur un mouvement de l'instrument par rapport à la scène. Pour profiter au maximum de l'avantage en rapport signal-sur-bruit lié au multiplexage, CRISP ef-

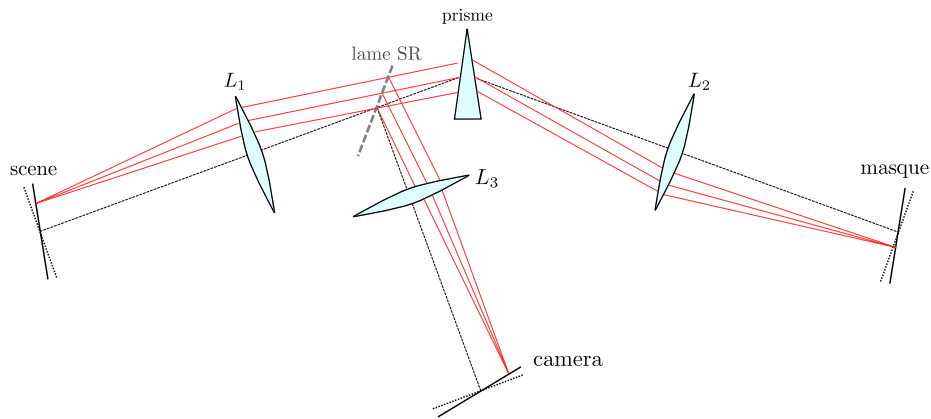


FIGURE 1.17 – Schéma optique d'un double-disperseur CASSI replié. Extrait de [4].

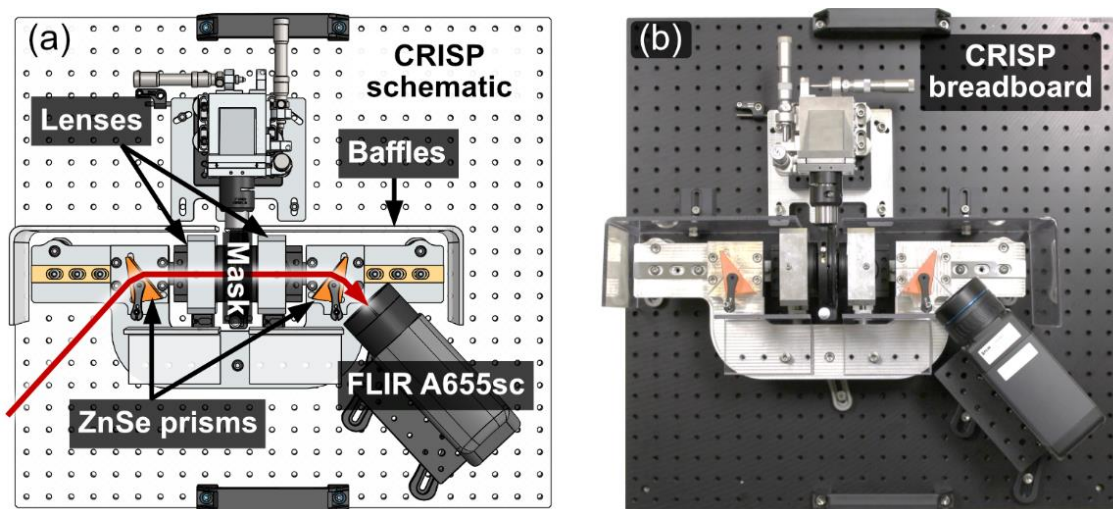


FIGURE 1.18 – Schéma et photo du double-disperseur CASSI simplifié nommé CRISP. Extrait de [74].

fectue des mesures dans l'infrarouge lointain, $9\text{-}13\ \mu\text{m}$. Les premiers tests en vol effectués en 2020 [75] ont permis de valider l'utilisation de cet instrument pour la détection de gaz depuis un avion.

Améliorations du SD-CASSI : Le simple-disperseur, présenté précédemment, est souvent pris comme référence pour illustrer les imageurs CASSI [51]. Mais contrairement au double-disperseur, il ne conserve pas la structure spatiale de la scène. En 2015, [63] propose d'ajouter un second détecteur matriciel en parallèle du simple-disperseur tel qu'illustré sur la figure 1.19. Cette architecture hybride permet d'évaluer la structure spatiale de la scène, en parallèle de la mesure classique. Différentes approches de traitement de données ont été explorées avec ce type de mesures [63, 76, 77]. Notons que l'image panchromatique mesurée avec le second détecteur est à recalibrer spatialement par rapport aux mesures spectrales effectuées par le premier détecteur. En outre, elle correspond à une gamme spectrale et une efficacité quantique différentes de celle du SD-CASSI. Ces complications supplémentaires sont à considérer lors de l'évaluation des différents choix de conception.

Hybridation SD-CASSI et DD-CASSI : Une autre variante, le SSCSI, pour *Spatial Spectral coded Compressive Spectral Imager*, a été mise en avant comme

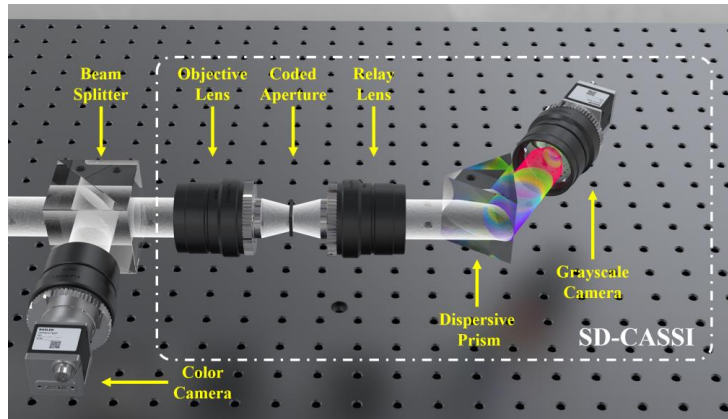


FIGURE 1.19 – Implémentation double-caméra du simple-disperseur CASSI. Extrait de [76].

compromis intéressant entre la simplicité du système optique du SD-CASSI et la fonctionnalité de conservation de la structure spatiale du DD-CASSI [78]. Illustré sur la figure 1.20, le système positionne l'élément dispersif dans le plan objet de l'instrument. Le masque est placé dans un plan intermédiaire, entre la dernière len-

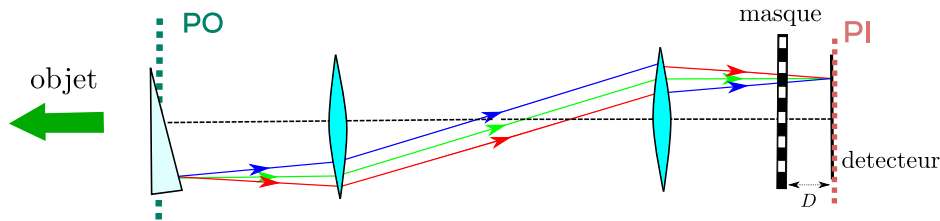


FIGURE 1.20 – Implémentation du système SSCSI. Contrairement au SD- et au DD-CASSI, l'élément dispersif est placé dans le plan objet de l'instrument (PO) et le masque dans un plan intermédiaire, proche du détecteur.

tille et le détecteur. En procédant ainsi, la modulation de l'information est similaire à celle du double-disperseur mais avec un système plus compact. La distance D , représentant la distance entre le masque et le détecteur, est un paramètre qui influe sur la modulation. Des efforts ont été déployés dans la littérature pour optimiser conjointement cette distance avec le motif affiché sur le masque [79].

Le SSCSI a été considéré comme un équivalent du double-disperseur [52], mais il présente de fortes limitations sur l'ouverture numérique du système, qui ne sont pas discutées dans la littérature.

Vers une modulation plus complexe : Des propositions ont été faites dans le but d'augmenter les possibilités de modulation du système CASSI. Théoriquement, un système avec une modulation optique complexe permet, dans le paradigme du *compressed sensing*, de fournir des données mieux adaptées à la reconstruction. Deux exemples récents sont décrits succinctement. Le CCASSI, pour *Color-coded Aperture Spectral Snapshot Imager*, utilise un masque sur lequel sont déposés des filtres spectraux pour obtenir un simple-disperseur « augmenté », c'est-à-dire qui offre des modulations plus complexes que celles du SD et du DD-CASSI [73, 80]. Le défaut majeur de l'instrument est le prix de fabrication de ces masques spécifiques. Avec ce même objectif d'augmentation des capacités de modulation, le DCSI, pour

Dual-Coded Spectral Imager, est une variante du DD-CASSI qui introduit un second masque [81]. L'architecture optique complexe de ce système est cependant considérée comme un frein à son utilisation.

1.2.2 Exploitation des données compressées

Compte-tenu de l'héritage du *compressed sensing*, l'attention de la communauté s'est tout d'abord portée sur la reconstruction du cube hyperspectral. Mais notons que pour répondre aux besoins des utilisateurs, le cube hyperspectral est ultérieurement soumis à divers traitements qui permettent d'extraire des informations sémantiques (voir la section 1.1). En imagerie compressée, si on procède de la sorte, on obtient une approche en 2 temps : reconstruction du signal puis extraction des informations d'intérêt. Nous allons voir dans cette section qu'il existe une alternative qui consiste à extraire les informations d'intérêt directement à partir des images compressées.

Reconstruction du cube hyperspectral

Les algorithmes ont tout d'abord été développés dans le but de reconstruire des cubes hyperspectraux [61]. Dans les approches classiques, on peut distinguer deux grandes classes de méthodes : celles s'appuyant sur des hypothèses de parcimonie et celles s'appuyant sur des hypothèses de type variation totale. Mais il existe aussi celles qui utilisent uniquement de l'apprentissage profond et celles qui hybrident apprentissage profond et méthodes traditionnelles.

Depuis les travaux sur la détection compressée, l'hypothèse de parcimonie est souvent utilisée pour la résolution de problèmes inverses. Elle suppose que l'image à reconstruire peut se présenter comme une combinaison linéaire d'un faible nombre d'éléments (appelés atomes) qui forment un dictionnaire. Dans ce cadre, on trouve de nouveaux trois déclinaisons de l'exploitation de la parcimonie selon que cette base est : fixée a priori [62, 82, 83, 84], construite par apprentissage sur un ensemble de données [81, 78, 85, 86] ou construite par apprentissage simultanément à la reconstruction [87, 88, 89].

La régularisation par pénalisation de la variation totale (TV) [90] consiste à pénaliser le critère de fidélité aux données par un terme qui dépend linéairement des gradients de l'image. Celle-ci force les images à prendre des valeurs proches dans les zones homogènes tout en autorisant les discontinuités au niveau des contours, sans connaître leur position a priori. Cette méthode a dans un premier temps été appliquée à chaque bande spectrale séparément [91, 92] puis couplée à des propriétés supplémentaires liées aux corrélations spectrales [93, 94].

En apprentissage profond, des résultats intéressants ont été présentés avec des réseaux de neurones de type encodeur-décodeur [95, 57]. En intégrant une structure U-net [96] avec des réseaux de type GAN, pour *Generative Adversarial Networks* [97], et des mécanismes de *self-attention* [98], Mao et coauteurs [57] présentent un réseau de neurones capable de reconstruire précisément des cubes hyperspectraux en quasi temps réel. Ces approches reposant exclusivement sur des réseaux de neurones ont l'avantage de proposer des temps d'inférence très courts. Elles présentent cependant les inconvénients que l'on retrouve couramment avec ces approches : modèles peu généralisables et temps d'entraînement parfois très long [51].

Les approches d'optimisation itérative et celles basées sur les réseaux de neurones ne sont pas antagonistes. Dans la littérature, deux architectures hybrides ont été proposées : le *Deep unfolding* [99] et le *Plug and play* [100]. La première incorpore des réseaux convolutifs à chaque itération d'une approche d'inférence de type « champ aléatoire de Markov ». La seconde consiste intégrer un réseau de neurones pré-entraîné pour dé-bruiter entre chaque itération d'un processus d'optimisation classique (voir la figure 1.21).

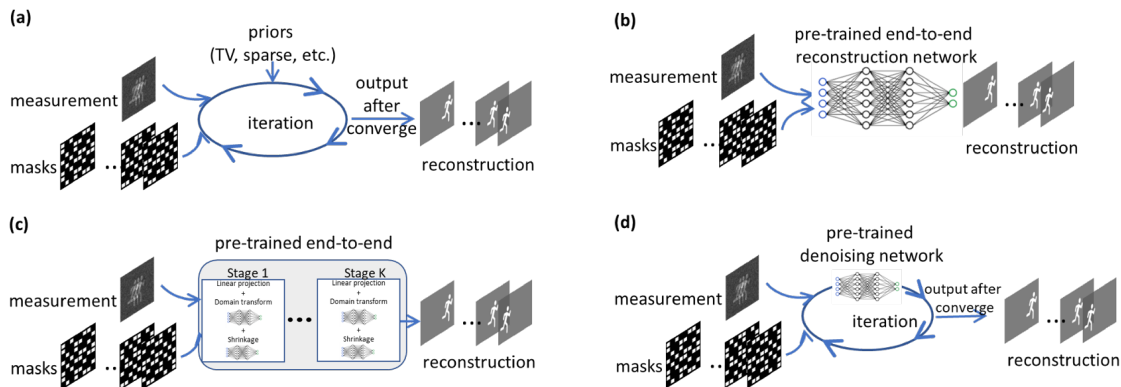


FIGURE 1.21 – Différentes approches de reconstruction. (a) algorithmes itératifs conventionnels. (b) exclusivement un réseau de neurones pré-entraînés. (c) *deep unfolding* avec K réseaux peu profonds pré-entraînés. (d) algorithme *plug-and-play* avec un réseau pour dé-bruiter à chaque itération. Extrait de [51].

Extraction d'informations sémantiques

Si l'attention de la communauté s'est tout d'abord portée sur la reconstruction du signal, dès 2007, Davenport et coauteurs présentent les premiers algorithmes de détection et de classification directement sur données compressées [101, 102]. Le but est d'éviter de procéder en deux temps : reconstruction du signal d'intérêt puis application des algorithmes classiques de traitement. En proposant d'exploiter directement les données compressées, on évite de propager des erreurs de reconstruction et le temps de calcul global est réduit. A la suite de ces travaux, Arguello et coauteurs ont proposés plusieurs approches [103, 104, 105, 106] de classification de données compressées reposant, comme [102], sur une optimisation avec contraintes de parcimonie.

Si les travaux sont encore peu nombreux dans ce domaine, l'arrivée des approches basées sur l'apprentissage profond a généré un regain d'intérêt. Celles-ci ont l'avantage de proposer des modèles d'inférence rapides et performants. Elles présentent ainsi une réelle opportunité pour l'imagerie spectrale compressée qui souffre de temps de calcul élevés avec les méthodes traditionnelles. Pour la reconstruction du signal ou pour l'exploitation directe de données compressées, les méthodes basées sur l'apprentissage profond présentent aujourd'hui les meilleurs résultats avec un temps de calcul drastiquement réduit [57, 71].

1.3 Bilan

L'aperçu des différentes applications de l'imagerie hyperspectrale pour l'observation de la terre montre qu'elles nécessitent toujours plus de résolution spatiale, spectrale, et temporelle. Les progrès dans les différentes technologies impliquées dans la définition des imageurs hyperspectraux répondent à ces besoins, lesquels en retour s'accroissent, selon un cycle classique de « *technology push – market pull* ». Mais cette évolution implique une augmentation du volume des données, et donc des calculs nécessaires à leur traitement. Les contraintes dues à la spatialisation des calculateurs sont fortes, et les traitements au sol impliquent de grands débits de communication.

Les techniques d'acquisition compressée constituent un changement de paradigme prometteur pour s'affranchir de ces contraintes. Elles sont applicables au contexte de l'observation de la terre, comme l'illustre le projet SURPRISE initié en 2020. Héritant des travaux menés au laboratoire ces dernières années, nous avons opté pour une solution double-disperseur CASSI, dont la principale caractéristique - conservation de la structure spatiale de la scène - permet le développement d'algorithmes de traitement du signal efficaces et rapides.

Bien sûr, la conception et la réalisation d'un tel imageur nécessite une compréhension fine de ses caractéristiques, qui permet notamment de définir son dimensionnement pour atteindre des spécifications données : c'est l'objet du chapitre suivant, qui propose un modèle précis de formation des images pour ce type d'imageur.

Chapitre 2

Modélisation d'un imageur double-disperseur CASSI

Le double-disperseur CASSI offre de nombreux avantages fonctionnels. L'imageur conserve la structure spatiale de la scène tandis que le contenu spectral de la scène est filtré par un masque, parfois programmable. Sur le détecteur, on obtient une image qui ressemble à la scène observée par sa structure spatiale, mais dont certaines composantes spectrales sont manquantes. Ces spécificités offrent la possibilité d'implémenter de nouveaux schémas d'acquisition prometteurs en imagerie hyperspectrale ; cela au prix d'une certaine complexité dans l'architecture optique du système.

L'objectif principal de ce chapitre est avant tout de comprendre les combinaisons de bandes spectrales mesurées par le détecteur matriciel. Pour ce faire, il nous faut évaluer la propagation de la lumière à travers le système, pour différentes longueurs d'ondes. Dans la pratique, nous avons observé des comportements qui ne sont pas décrits dans les modèles de double-disperseur CASSI de la littérature [61, 56, 107, 68]. Ces comportements résultent de distorsions géométriques, d'effets de discrétisation entre le masque et le détecteur, et d'erreurs d'alignement dans le montage optique.

Dans ce chapitre, nous proposons un modèle d'optique géométrique permettant de prendre en compte les diverses distorsions qui apparaissent lors de la propagation à travers un imageur CASSI à prisme. Nous définissons des transformations élémentaires pour les composants optiques (prismes et lentilles) et les combinons dans des expressions globales décrites dans la section 2.3.2. Le modèle de propagation simple habituellement proposé dans la littérature et notre modèle sont comparés à des résultats de simulations effectuées avec le logiciel Zemax pour évaluer leur validité.

2.1 Description et conventions

L'architecture double-disperseur CASSI proposée par [61] est illustrée sur la figure 2.1. L'imageur est composé de 2 sous-systèmes symétriques : le disperseur et le recombineur. Le premier (à droite) produit une image dispersée de la scène sur le masque, qui filtre certaines composantes spectrales. Le second sous-système (à gauche) recombine les composantes non-filtrées et crée une image sur le détecteur. L'ensemble est composé de quatre lentilles, de deux prismes et d'un masque. Il contient trois plans images (détecteur, masque et objet) et deux plans de Fourier

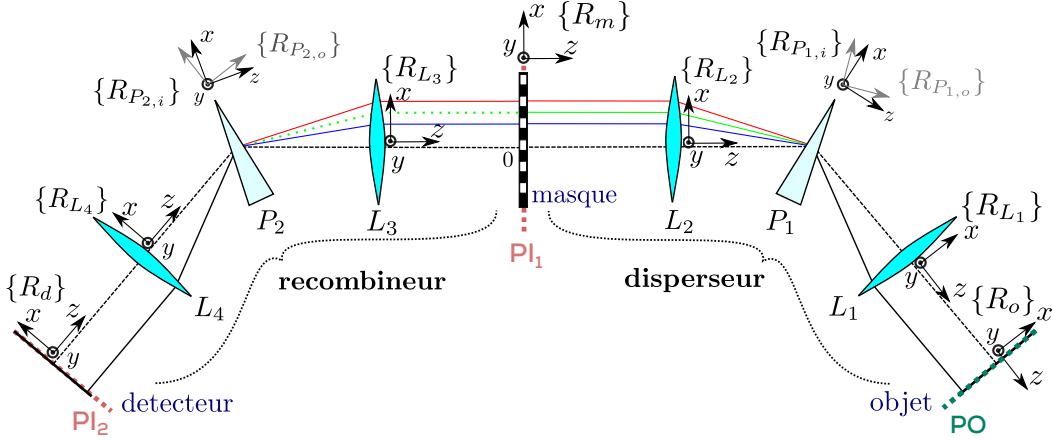


FIGURE 2.1 – Conventions pour les modèles de propagation étudiés. Sur ce schéma, la lumière se propage de droite à gauche.

(un au centre de chaque prisme).

Pour modéliser l'instrument, nous définissons les conventions illustrées sur la figure 2.1. A chaque composant, est associé au moins un repère (plusieurs pour les prismes) permettant de paramétrer son orientation. Les axes z correspondent à l'axe optique tandis que les axes x et y permettent de définir les plans images au niveau du détecteur, du masque et de l'objet. Notons que les axes z sont orientés dans le sens inverse de la propagation de la lumière (du détecteur vers l'objet). Nous nous intéresserons en effet à la propagation inverse au sein du système : depuis le détecteur vers l'objet. Cette approche est classique dans les simulations de type tracé de rayons car elle permet d'obtenir un échantillonnage spatial défini par les pixels du détecteur [108].

2.2 Modèle optique traditionnel

Le modèle d'acquisition utilisé communément en imagerie CASSI est celui proposé dans [61, 56, 107, 109]. L'intensité $I(x_d, y_d)$ dans le plan détecteur est modélisée par :

$$I(x_d, y_d) = \int H(x_d, y_d, \lambda) S_o(x_d, y_d, \lambda) d\lambda \quad (2.1)$$

avec H la fonction de transfert optique du système, (x_d, y_d) les coordonnées dans le plan détecteur, λ la longueur d'onde considérée et S_o la densité spectro-spatiale de puissance de la scène.

Considérons maintenant que les éléments optiques et le détecteur ont une transmission optique de 100 %. Le filtrage spectral s'applique donc uniquement dans le plan du masque. Dans les modèles proposés par [61, 56, 107, 109], H s'écrit :

$$H(x_d, y_d, \lambda) = T(x_m, y_m) \quad \text{avec} \quad M_t : \begin{cases} x_m(x_d, \lambda) = -x_d + \Omega(\lambda) \\ y_m(y_d) = -y_d \end{cases} \quad (2.2)$$

où M_t est le modèle de propagation traditionnel liant les positions (x_d, y_d) dans le plan détecteur aux positions (x_m, y_m) dans le plan du masque et $T(x_m, y_m)$ est l'efficacité de transmission du masque à la position (x_m, y_m) , indépendante de la longueur d'onde λ .

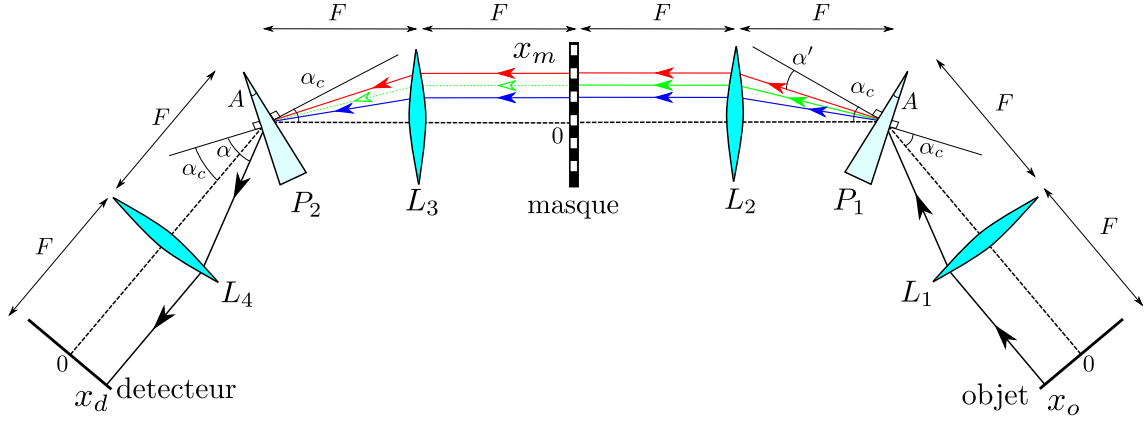


FIGURE 2.2 – Schéma optique du double-disperseur CASSI. Toutes les lentilles sont identiques, de focale F . α_c est l'angle d'incidence sur le prisme correspondant au minimum de déviation pour la longueur d'onde centrale du système λ_c .

La fonction d'étalement spectral $\Omega(\lambda)$, contenue dans M_t , donne le décalage spatial dû à la dispersion spectrale du prisme. Elle est considérée indépendante de la position dans le champ de vue et ne dépend que de la longueur d'onde λ .

L'architecture optique décrite dans cette section présente deux sous-systèmes parfaitement symétriques : le disperseur et le recombiner. Le modèle M_t , introduit pour décrire la propagation de la lumière à travers le sous-système recombiner (détecteur vers masque), peut aussi être utilisé pour décrire la propagation à travers le disperseur (masque vers objet). Plus précisément, il faudra alors utiliser le modèle inverse de M_t , noté M_t^{-1} , et tel que $M_t \circ M_t^{-1} = \mathbb{1}$.

Les hypothèses sous-jacentes du modèle de propagation proposé dans l'expression (2.2) sont les suivantes :

- ◇ **hypothèse H1** : La dispersion spectrale induite par le prisme est la même pour toutes les positions (x_d, y_d) du détecteur. En effet, la fonction Ω dépend seulement de la longueur d'onde λ considérée.
- ◇ **hypothèse H2** : Quelle que soit la longueur d'onde, le grandissement G_x entre le plan détecteur et le plan du masque est constant dans la direction de dispersion x .
- ◇ **hypothèse H3** : Quelle que soit la longueur d'onde, le grandissement G_y entre le plan détecteur et le plan du masque est constant dans la direction perpendiculaire à la dispersion, y .

2.3 Un modèle optique plus réaliste

Nos observations expérimentales [4] et les simulations menées avec le logiciel Zemax indiquent que le domaine de validité de certaines des hypothèses précédentes est réduit. Nous avons cherché à proposer un modèle plus général permettant d'intégrer les spécificités d'un système double-disperseur réel. Ces spécificités incluent des distorsions géométriques induites par le prisme ainsi que des erreurs d'alignement. On les introduit dans un modèle de propagation inverse en paramétrant les transformations élémentaires liées aux composants optiques (prisme et lentille) et leurs orientations relatives (matrices de changement de repère).

2.3.1 Modèles des composants

Nous considérons trois transformations élémentaires pour caractériser le comportement des composants optiques :

- ◇ La transformation par une lentille $2F$ d'un plan image vers un plan de Fourier. Elle inclut la propagation en espace libre sur une distance F avant et après la lentille et correspond à une conversion position-vers-angle $l_{p,a}$. Cette transformation décrit la propagation de la lumière du plan détecteur au prisme P_2 , et du plan du masque au prisme P_1 .
- ◇ Inversement, la transformation par une lentille $2F$ d'un plan de Fourier vers un plan image ou objet. Elle correspond à une conversion angle-vers-position $l_{a,p}$. Cette transformation décrit la propagation de la lumière du prisme P_2 au plan du masque, et du prisme P_1 au plan objet.
- ◇ La déviation de lumière par le prisme, dépendante de la longueur d'onde considérée. Elle correspond à une conversion angle-vers-angle nommée p . Cette transformation décrit la propagation de la lumière à travers les prismes P_1 et P_2 .

Modèle lentille $l_{p,a}$: d'un plan image vers un plan de Fourier

On considère la lentille mince et parfaite. Les distances de propagation, avant et après la lentille, sont égales à la longueur focale F . En propageant d'un plan image vers un plan de Fourier, une lentille effectue donc une conversion position-vers-angle qui dépend seulement de sa longueur focale F comme décrit dans la figure 2.3.

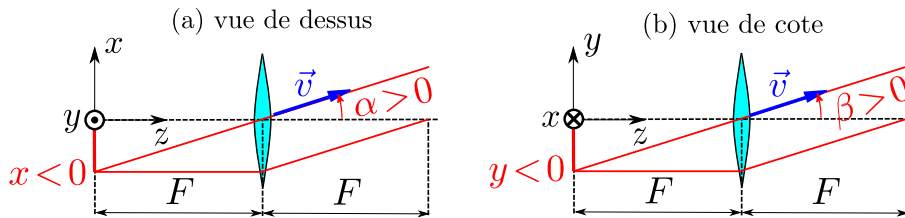


FIGURE 2.3 – Conversion position-vers-angle $l_{p,a}$ induite par une lentille fine parfaite entre un plan image et un plan de Fourier.

Cette hypothèse est vérifiée dans la pratique si nous utilisons des lentilles achromatiques et si l'ouverture numérique de notre système est faible. Le modèle $l_{p,a}$ s'écrit :

$$l_{p,a} : \begin{cases} \alpha = -\arctan(x/F) \\ \beta = -\arctan(y/F) \end{cases} \quad (2.3)$$

avec F la longueur focale, (x, y) les positions horizontales et verticales dans le plan image et (α, β) les angles horizontaux et verticaux sortant de la lentille. Pour le vecteur d'onde normalisé $\vec{v} = \vec{k} \times \frac{\lambda}{2\pi}$, illustré en bleu sur la figure 2.3, on obtient :

$$\vec{v} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2(\alpha) + \tan^2(\beta)}} \begin{bmatrix} \tan(\alpha) \\ \tan(\beta) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

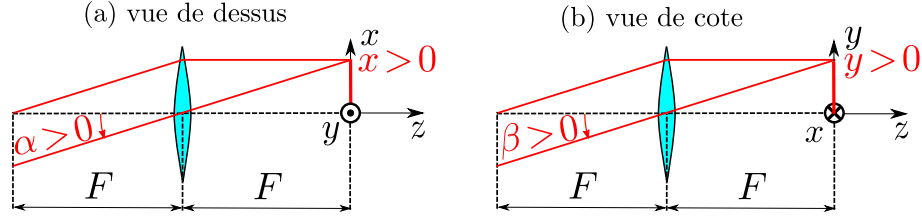


FIGURE 2.4 – Conversion angle-vers-position $l_{p,a}$ induite par une lentille fine parfaite entre un plan de Fourier et un plan image.

Modèle de lentille $l_{a,p}$: d'un plan de Fourier vers un plan image

Inversement, en propageant d'un plan de Fourier vers un plan image, une lentille fine parfaite effectue une conversion angle-vers-position décrite dans la figure 2.4.

Cette relation est notre second modèle de lentille $l_{a,p}$:

$$l_{a,p} : \begin{cases} x = F \tan(\alpha) \\ y = F \tan(\beta) \end{cases} \quad (2.5)$$

avec F la longueur focale, (x, y) les positions horizontales et verticales dans le plan image et (α, β) les angles horizontaux et verticaux en sortie de la lentille.

Notons que ces définitions de $l_{p,a}$ et $l_{a,p}$ assurent qu'un télescope $4F$ décrit par $l_{a,p} \circ l_{p,a}$ présente le grandissement attendu $G = -1$.

Modèle du prisme p

Les prismes effectuent une conversion angle-vers-angle qui dépend de la longueur d'onde. On décrit le vecteur d'onde incident \vec{k}_i comme :

$$\vec{k}_i = \frac{2\pi}{\lambda} \times \vec{v}_i$$

où :

$$\vec{v}_i = \begin{bmatrix} v_{i,x} \\ v_{i,y} \\ v_{i,z} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2(\alpha_i) + \tan^2(\beta_i)}} \begin{bmatrix} \tan(\alpha_i) \\ \tan(\beta_i) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

α_i et β_i sont les angles horizontaux et verticaux incidents sur la première face du prisme dans le repère $\{R_{P_i}\}$ illustré sur la figure 2.5.

Les lois de la réfraction assurent que la composante du vecteur d'onde à l'interface air/verre (i.e. la composante dans le plan $z = 0$ dans le repère $\{R_{P_i}\}$) est conservée. De même pour l'interface verre/air en sortie du prisme dans le repère $\{R_{P_o}\}$. Ces mêmes lois s'appliquent au vecteur normalisé \vec{v}_i . On exprime donc les composantes du vecteur de sortie \vec{v}_o dans le repère $\{R_{P_o}\}$ comme :

$$\vec{v}_o = \begin{bmatrix} v_{o,x} \\ v_{o,y} \\ v_{o,z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(A)v_{i,x} - \sin(A)\sqrt{[n(\lambda)]^2 - v_{i,x}^2 - v_{i,y}^2} \\ v_{i,y} \\ \sqrt{1 - v_{o,x}^2 - v_{o,y}^2} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

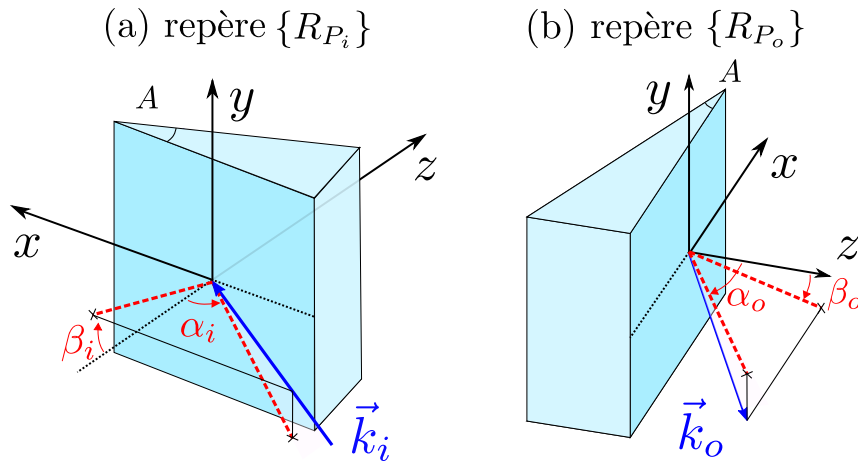


FIGURE 2.5 – Propagation d'un vecteur d'onde à travers un prisme. \vec{k}_i est le vecteur d'onde incident sur la première face du prisme dans le repère $\{R_{P_i}\}$; \vec{k}_o est le vecteur en sortie du prisme dans le repère $\{R_{P_o}\}$.

avec A l'angle au sommet du prisme et $n(\lambda)$ l'indice de réfraction du prisme à la longueur d'onde λ considérée. Les détails des calculs sont présentés dans l'annexe A. Les angles en sortie du prisme dans le repère $\{R_{P_o}\}$ sont exprimés en fonction des composantes de \vec{v}_o sous la forme :

$$p : \begin{cases} \alpha_o = \arctan(v_{o,x}/v_{o,z}) \\ \beta_o = \arctan(v_{o,y}/v_{o,z}) \end{cases} \quad (2.8)$$

L'expression analytique finale du modèle p est celle qui exprime α_o et β_o en fonction de α_i et β_i . Elle s'obtient en remplaçant, dans p , les composantes de \vec{v}_o par leurs expressions complètes. Compte tenu de la complexité de l'expression finale, elle n'est pas explicitée ici.

2.3.2 Modèles de propagation inverse

Le DD-CASSI est composé de deux sous-systèmes contenant les mêmes composants optiques. Cependant, dans la pratique, le disperseur et le recombineur ne se comportent pas exactement de la même façon à cause de la variabilité des composants et des erreurs lors de l'alignement de l'instrument. Dans cette section, nous proposons les modèles de propagation inverse du détecteur vers le masque $M_{d \rightarrow m}$ et du masque vers l'objet $M_{m \rightarrow o}$ contenant les mêmes transformations élémentaires mais avec des paramètres qui peuvent être différents. Nous nous distinguons ici de l'approche traditionnelle car nous voulons pouvoir intégrer les spécificités de chaque sous-système optique et ainsi modéliser un DD-CASSI pour lequel les hypothèses H1, H2, et H3 ne sont pas nécessairement vérifiées. L'objectif est de prendre en compte les diverses distorsions que nous avons pu observer en pratique et proposer un modèle de propagation plus réaliste.

Le modèle de propagation inverse $M_{d \rightarrow m}$ du recombineur

Le modèle $M_{d \rightarrow m}$ décrit la propagation d'une position (x_d, y_d) à la longueur d'onde λ à travers deux lentilles et un prisme tel qu'illustré sur la figure 2.6. Le

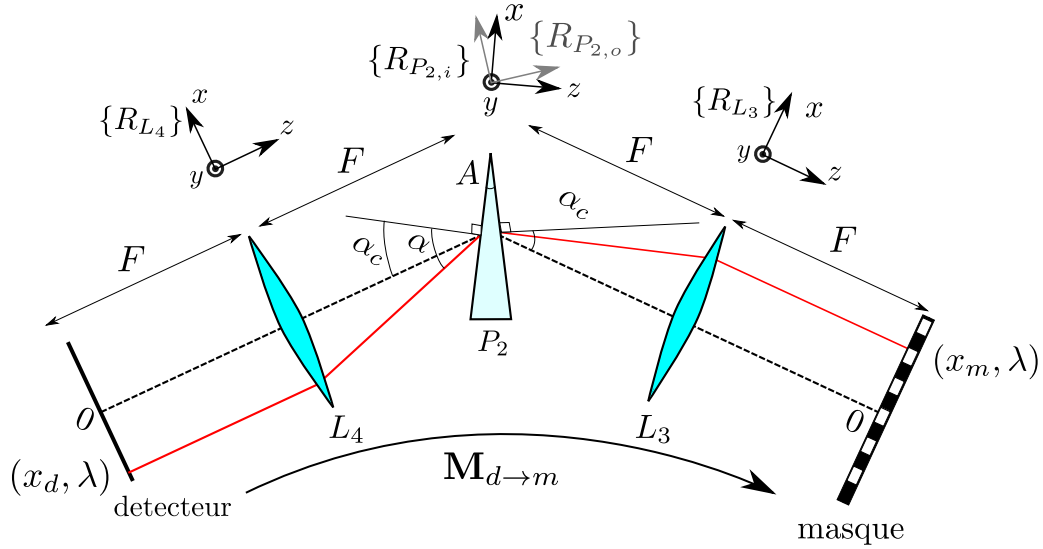


FIGURE 2.6 – Modèle de propagation inverse du recombineur, $M_{d \rightarrow m}$. C'est une combinaison des transformations élémentaires $l_{p,a}$, p et $l_{a,p}$ et d'opérateurs de rotations $R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}}$ et $R_{P_{2,o} \rightarrow L_3}$.

montage optique est tel que l'axe optique des lentilles L_3 et L_4 correspond au minimum de déviation du prisme pour la longueur d'onde centrale du système. Cette dernière est un choix de conception effectué par rapport à la plage spectrale de l'instrument (voir chapitre 4).

Nous nous basons sur les transformations élémentaires $l_{p,a}$, p et $l_{a,p}$ pour proposer le modèle $M_{d \rightarrow m}$:

$$M_{d \rightarrow m} : (x_d, y_d, \lambda) \rightarrow (x_m, y_m) \quad (2.9)$$

$$M_{d \rightarrow m} = l_{a,p} \circ R_{P_{2,o} \rightarrow L_3} \circ p \circ R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}} \circ l_{p,a}$$

avec $R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}}$ et $R_{P_{2,o} \rightarrow L_3}$ les opérateurs de rotation associés respectivement aux matrices de changement de repères entre $\{R_{L_4}\}$ et $\{R_{P_{2,i}}\}$, et entre $\{R_{P_{2,o}}\}$ et $\{R_{L_3}\}$ (voir la figure 2.6).

Ces deux opérateurs, $R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}}$ et $R_{P_{2,o} \rightarrow L_3}$, sont paramétrés en fonction de l'optomécanique sur laquelle est fixée le prisme. Pour permettre l'alignement du système optique, il convient généralement d'avoir au moins deux degrés de liberté sur ce composant. Une rotation autour de l'axe y , illustrée sur la figure 2.7, permet le positionnement autour du minimum de déviation, et une rotation autour de l'axe x garantit la planéité du faisceau. Pour prendre en compte les erreurs d'alignement, nous avons paramétré ces deux rotations par $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$, qui représentent respectivement l'écart au minimum de déviation et l'écart à la verticale (voir la figure 2.7). Les détails de cette paramétrisation sont exposés dans l'annexe B.

Le modèle de propagation inverse $M_{m \rightarrow o}$ du disperseur

Dans le cas idéal d'un système DD-CASSI parfaitement symétrique, nous aurions $M_{m \rightarrow o} = M_{d \rightarrow m}^{-1} = M_{m \rightarrow d}$. C'est ce que propose l'approche traditionnelle décrite dans la section 2.2. Mais il existe en réalité des dissymétries entre le disperseur et le recombineur. Nous introduisons donc un second modèle de propagation liant les positions dans le plan du masque à celles dans le plan objet de l'instrument :

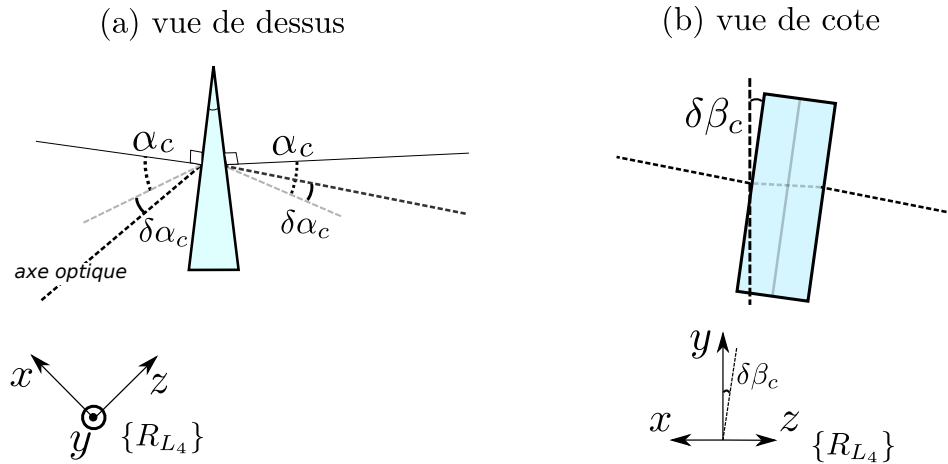


FIGURE 2.7 – Paramètres d'alignement du prisme. L'angle α_c est l'angle d'incidence correspondant au minimum de déviation du prisme à la longueur d'onde centrale. Les angles $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$ décrivent des petites erreurs d'alignement respectivement par rapport au minimum de déviation et par rapport à la verticalité du prisme.

$$M_{m \rightarrow o} : (x_m, y_m, \lambda) \rightarrow (x_o, y_o) \quad (2.10)$$

$$M_{m \rightarrow o} = l_{a,p} \circ R_{P_{1,o} \rightarrow L_1} \circ p \circ R_{L_2 \rightarrow P_{1,i}} \circ l_{p,a}$$

$l_{a,p}$, $l_{p,a}$ et p sont les modèles élémentaires décrits plus haut dans la section 2.3.1. $R_{L_2 \rightarrow P_{1,i}}$ et $R_{P_{1,o} \rightarrow L_1}$ sont les opérateurs de rotation associés aux matrices de changement de repère entre $\{R_{L_2}\}$ et $\{R_{P_{1,i}}\}$, et entre $\{R_{P_{1,o}}\}$ et $\{R_{L_1}\}$.

Ce modèle $M_{m \rightarrow o}$ est similaire à $M_{d \rightarrow m}^{-1}$, mais avec les valeurs exactes de ses paramètres différent de celles utilisées pour $M_{d \rightarrow m}$.

2.4 Simulation : Évaluation des modèles de propagation

Comparés au modèle traditionnel M_t , les deux modèles $M_{d \rightarrow m}$ et $M_{m \rightarrow o}$ permettent une amélioration en prenant en compte certaines distorsions optiques des systèmes CASSI à prismes. Pour évaluer les avantages de notre modèle, nous comparons ses résultats avec les résultats de simulations effectuées par le logiciel de conception optique Zemax [110] et avec les résultats donnés par le modèle traditionnel. Zemax a été choisi comme référence pour l'évaluation car il est largement utilisé dans l'industrie des systèmes optiques.

Le système simulé est la partie recombineur du DD-CASSI : on simule la propagation inverse de la lumière entre le plan détecteur et le plan du masque. En effet, l'objectif de cette section n'est pas de présenter une simulation de l'ensemble du DD-CASSI, mais d'évaluer les distorsions qui sont observées dans le plan du masque et qui affectent donc le filtrage spectral. Compte tenu des similitudes entre les sous-systèmes recombineur et disperseur, en validant le modèle du recombineur, on valide également celui du disperseur, et donc notre modèle de propagation à travers l'ensemble du système.

Nous supposons tout d'abord qu'il n'y a pas de défauts d'alignement ($\delta\alpha_c = \delta\beta_c = 0$) et simulons sous Zemax la propagation d'une grille de 51×51 points, for-

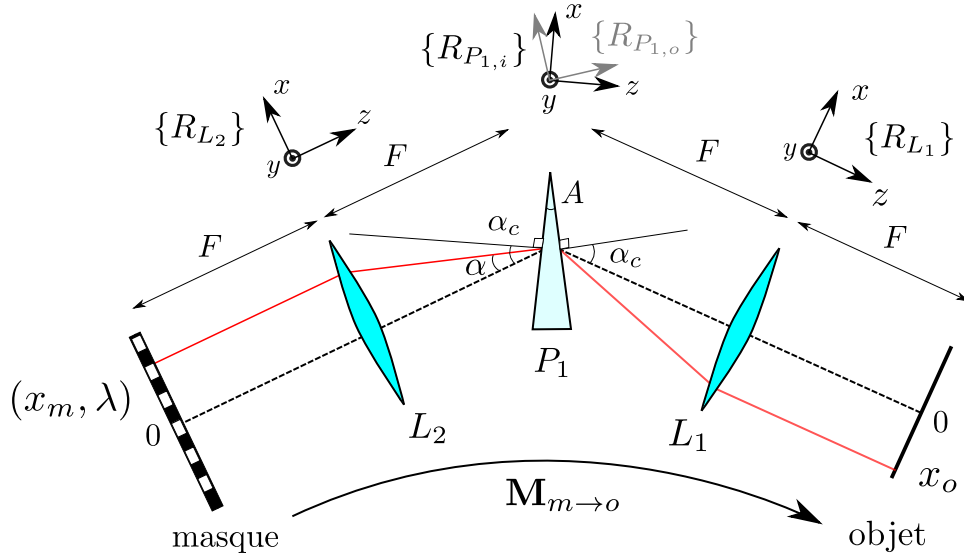


FIGURE 2.8 – Modèle de propagation inverse du disperseur, $M_{m \rightarrow o}$. C'est une combinaison des transformations élémentaires $l_{p,a}$, p et $l_{a,p}$ et d'opérateurs de rotations $R_{L_2 \rightarrow P_{1,i}}$ et $R_{P_{1,o} \rightarrow L_1}$.

mant un champ de vue de $22 \times 22 \text{ mm}^2$, du plan détecteur vers le plan du masque. La plage spectrale évaluée est celle du visible et du proche infrarouge $[450 - 780] \text{ nm}$. Les lentilles sont parfaites, de longueur focale $F = 165 \text{ mm}$, et le prisme est équilatéral ($A = 60^\circ$) en BK7. La longueur d'onde centrale est fixée à $\lambda_c = 532 \text{ nm}$, et le minimum de déviation D_m associé est calculé par application directe des lois de Snell-Descartes [111] :

$$D_m = 2 \arcsin(n(\lambda_c) \sin(A/2)) - A \quad (2.11)$$

où $n(\lambda_c)$ est l'indice de réfraction du prisme à la longueur d'onde considérée et A l'angle au sommet du prisme. On obtient finalement l'angle d'incidence sur le prisme α_c , associé à ce minimum de déviation par la formule :

$$\alpha_c = \frac{A + D_m}{2} \quad (2.12)$$

Dans notre cas, α_c est égal à $49,991^\circ$. Toutes ces valeurs numériques n'ont pas été choisies au hasard. Les paramètres systèmes sont ceux du prototype que nous présenterons dans le chapitre 4, à l'exception du champ de vue. Ce dernier est plus grand que celui du prototype car cela nous permet de mieux mettre en évidence les distorsions géométriques. Quant aux défauts d'alignement, parce qu'ils ne peuvent pas être pris en compte par le modèle traditionnel, nous faisons tout d'abord l'hypothèse qu'ils sont inexistantes. Dans une dernière étape de validation, nous effectuons une comparaison, uniquement entre notre modèle et les simulations Zemax, dans le cas où ces défauts d'alignement sont non-nuls, pour vérifier leur prise en compte par le modèle proposé.

2.4.1 Évaluation de M_t

$$M_t : \begin{cases} x_m = -x_d + \Omega(\lambda) \\ y_m = -y_d \end{cases} \quad (2.13)$$

Note méthodologique préliminaire : Le modèle M_t , rappelé dans l'expression 2.13, fait l'hypothèse d'une dispersion spectrale identique pour toutes les positions dans le champ de vue (hypothèse H1, décrite dans la section 2.2). La fonction Ω liée à la dispersion dépend seulement de la longueur d'onde λ . Différentes façons d'évaluer cette dispersion ont été proposées dans la littérature [61, 56, 4]. Pour éviter toute erreur liée à l'utilisation d'un modèle inadéquat pour Ω , nous extrapolons cette fonction de notre simulation de référence, celle de Zemax, avec un polynôme de degré 10. On obtient une fonction de dispersion pour le point au centre du détecteur $(x_d, y_d) = (0, 0)$. Cette fonction reproduit fidèlement les décalages spatiaux observé au niveau du masque pour les différentes longueurs d'onde. Cette fonction de dispersion spectrale est utilisée quelle que soit la position (x_d, y_d) dans le plan détecteur (hypothèse H1).

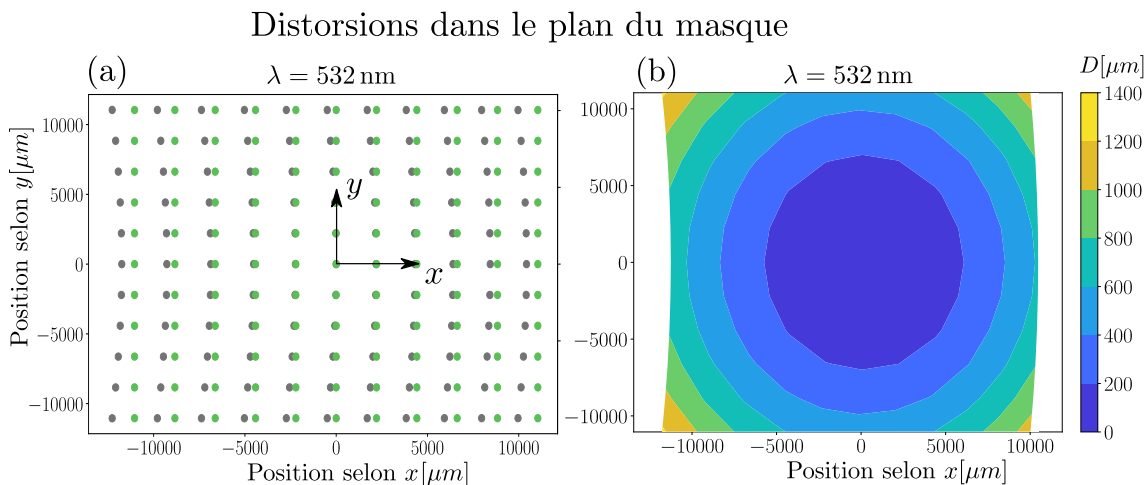


FIGURE 2.9 – Comparaison entre la simulation Zemax et le modèle M_t à la longueur d'onde centrale $\lambda = 532$ nm : (a) points images estimés par le modèle M_t (en vert) et simulés par Zemax (en gris) ; (b) carte de distorsions présentant la distance euclidienne D entre les points images données par Zemax et ceux donnés par le modèle M_t .

Pour comparer les simulations, on trace, sur la figure 2.9 (a), les points images calculés par le modèle Zemax (en gris) et les points images calculés par le modèle M_t (en vert) pour la longueur d'onde $\lambda = 532$ nm. Sur la figure 2.9 (b), on présente, sous la forme d'une carte de distorsion, la distance euclidienne D entre les points gris et verts correspondants. Avec la carte de distorsion, on peut voir que le modèle M_t est précis autour du centre de l'image mais l'erreur augmente rapidement avec la distance au centre. On observe des distorsions géométriques dans le champ qui semblent symétriques autour de l'axe x mais pas autour de y .

Observons plus précisément ce qu'il se passe le long de l'axe x . Sur la figure 2.9 (a), tous les points gris sont à gauche des points verts correspondants. Le modèle traditionnel faisant l'hypothèse que le grandissement G_x est constant pour tous les

points du champ de vue (hypothèse H2), il ne prend pas en compte la distorsion géométrique que nous appellerons étirement dans la suite du manuscrit. Celle-ci est induite par la déviation non-linéaire du prisme autour de son minimum de déviation. On observe une autre distorsion géométrique, dépendante de la position en y : les lignes verticales s'imagent sous forme d'arc. Celle-ci, bien connue en spectroscopie, se nomme la distorsion smile [112]. Une scène verticale, dans le plan objet, se courbe lors de la propagation à travers un élément dispersif. Cette distorsion smile induit une dépendance de la position x_m dans le plan du masque à la position y_d , dans le plan détecteur.

Observons maintenant la dépendance de ces distorsions géométriques à la longueur d'onde avec la figure 2.10. Les histogrammes des distances D pour les 51×51

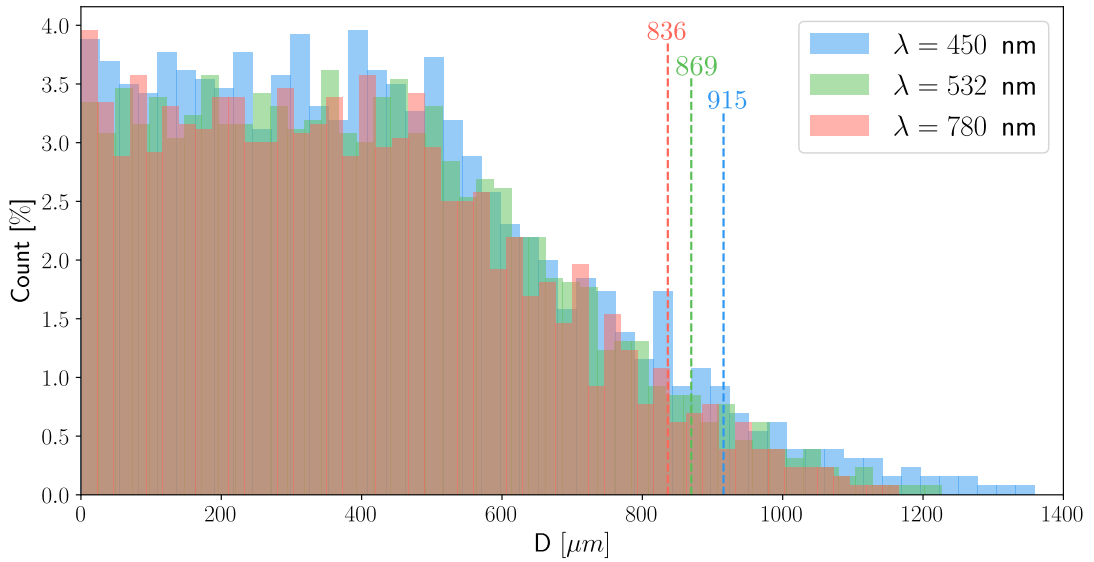


FIGURE 2.10 – Histogrammes des distances euclidiennes entre les points image de Zemax et du modèle M_t pour trois longueurs d'onde différentes. En pointillés, le 95^{ème} centile de D (95 % des valeurs de D se situent en dessous de cette valeur).

points du champ de vue sont tracés pour trois longueurs d'onde : 450 nm, 532 nm et 780 nm. Pour chacune de ces longueurs d'onde, nous avons tracé, en pointillés, le 95^{ème} centile de D . Par définition, 95% des valeurs de D se situent en dessous du 95^{ème} centile : cette dernière est donc une métrique pertinente pour évaluer les écarts entre les deux modèles à l'aide d'une valeur unique. Pour comparaison, la taille typique d'un micro-miroir est de l'ordre de $5 \mu\text{m}$: le modèle traditionnel tend ici à produire des erreurs de positionnement notables, de l'ordre de 170 micro-miroirs. On remarque de légères différences entre ces 3 histogrammes. Plus la longueur d'onde est faible, plus les distorsions géométriques s'accroissent. L'origine de ces différences est la distorsion d'étirement qui induit des écarts plus importants pour les x_m négatifs que pour les x_m positifs. C'est un phénomène que l'on observe déjà sur la carte de distorsion de la figure 2.9 pour une seule longueur d'onde, où les distorsions sont légèrement plus importantes à gauche de la figure qu'à droite.

2.4.2 Évaluation du modèle de propagation $M_{d \rightarrow m}$

$M_{d \rightarrow m}$ est le modèle de propagation optique inverse que nous proposons pour le sous-système recombineur :

$$M_{d \rightarrow m} : (x_d, y_d, \lambda) \rightarrow (x_m, y_m) \quad (2.14)$$

$$M_{d \rightarrow m} = l_{a,p} \circ R_{P_{2,out} \rightarrow L_3} \circ p \circ R_{L_4 \rightarrow P_{2,in}} \circ l_{p,a}$$

Il couple les trois variables, x_d , y_d et λ , dans une expression globale rappelée en (2.14). Contrairement au modèle traditionnel, la dispersion spectrale induite par le prisme n'est pas la même pour toutes les positions dans le champ de vue (pas d'hypothèse H1). En outre, nous ne faisons aucune hypothèse sur les grandissements dans les directions x et y (pas d'hypothèses H2 et H3).

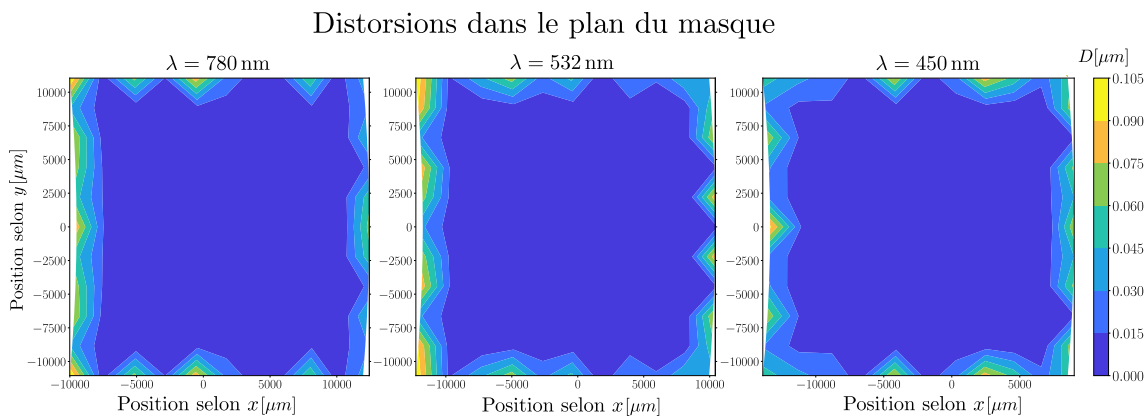


FIGURE 2.11 – Cartes de distorsions pour le modèle de propagation $M_{d \rightarrow m}$ évalué à trois longueurs d'onde.

La figure 2.11 présente les cartes de distorsions obtenues avec le modèle $M_{d \rightarrow m}$ pour trois longueurs d'onde, avec la même métrique que dans la section 2.4.1 (la distance euclidienne D entre les points images du modèle évalué et ceux de la simulation Zemax). Notons tout d'abord la différence entre les valeurs maximales de D pour les modèles M_t et $M_{d \rightarrow m}$. En comparant les cartes de distorsions à $\lambda = 532$ nm présentées sur les figures 2.9 et 2.11, on remarque que la distance D maximale passe de $1400 \mu\text{m}$ à $0.105 \mu\text{m}$, soit une réduction de 4 ordres de grandeur.

On observe la même tendance en comparant les histogrammes de D présentés en figure 2.12 et les valeurs du 95^{ème} centile de D (en pointillés sur les histogrammes 2.10 et 2.12). Ces nouvelles valeurs du 95^{ème} centile de D sont deux ordres de grandeur en dessous de la taille typique d'un micro-miroir ($5 \mu\text{m}$) et correspondent donc à des erreurs de positionnement négligeables. En comparant les trois cartes de distorsion de la figure 2.11, on observe que la précision du modèle est la même quelle que soit la longueur d'onde (450 nm, 532 nm ou 780 nm).

Prise en compte des défauts d'alignement

Le modèle $M_{d \rightarrow m}$ propose de prendre également en compte les défauts d'alignement sur le prisme. Parce que ceux-ci ne sont pas considérés dans le modèle traditionnel M_t , nous ne pouvons nous comparer qu'aux simulations obtenues avec Zemax. A la différence des simulations menées jusqu'à présent dans les sections 2.4.1

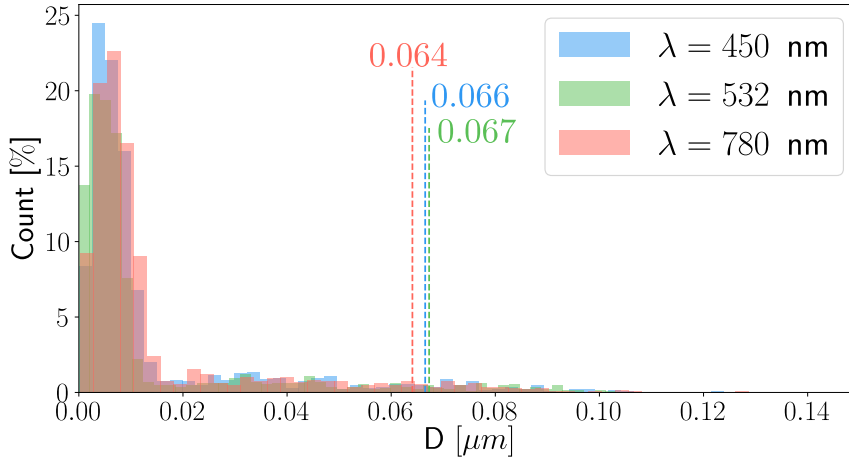


FIGURE 2.12 – Histogrammes des distances euclidiennes D entre les simulations Zemax et le modèle $M_{d \rightarrow m}$ évaluées à trois longueurs d’onde. En pointillé, le 95^{ème} centile de D (95 % des valeurs de D se situent en dessous de cette valeur).

et 2.4.2, nous introduisons donc des défauts d’alignement, en fixant des valeurs de $\delta\alpha_c$ et de $\delta\beta_c$ différentes de 0 (voir la paramétrisation du prisme sur la figure 2.7).

Pour évaluer la prise en compte des défauts d’alignement, nous prenons des valeurs typiques pour $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$, qui sont celles rencontrées lors de la phase de calibration de notre prototype (voir le chapitre 5). La comparaison entre les résultats de simulations Zemax et notre modèle sont présentées avec des histogrammes de D , sur la figure 2.13.

Pour des valeurs typiques de $\delta\alpha_c$ et de $\delta\beta_c$, on observe sur la figure 2.13 (a) que nous estimons les distorsions avec une précision similaire à celle obtenue sans défauts d’alignement (voir la figure 2.12). Pour aller plus loin, nous avons cherché à évaluer la validité de notre modèle pour des défauts d’alignement importants, c’est-à-dire en appliquant un facteur 3, puis un facteur 10, aux valeurs typiques de $\delta\alpha_c$ et de $\delta\beta_c$. Les résultats sont présentés sur les figures 2.13 (b) et 2.13 (c). On observe que le modèle conserve sa précision pour les systèmes avec des erreurs d’alignement importantes. Les légères variations observées entre les valeurs des 95^{ème} centiles ne sont pas significatives.

2.5 Bilan

Nous avons proposé un modèle d’un imageur DD-CASSI à prisme basé sur l’optique géométrique, qui prend en compte les diverses distorsions qui apparaissent lors de la propagation de la lumière. Des comparaisons avec des simulations Zemax ont permis de le valider, et à notre connaissance aucun modèle aussi complet n’a été proposé dans la littérature.

Ce modèle est au cœur de l’ensemble nos travaux : le chapitre suivant va l’exploiter pour définir un simulateur réaliste d’acquisition d’images, et il va naturellement être utilisé pour étalonner le prototype dont nous présentons la réalisation dans le chapitre 5 et les algorithmes d’interprétation des données acquises proposés dans le chapitre 6.

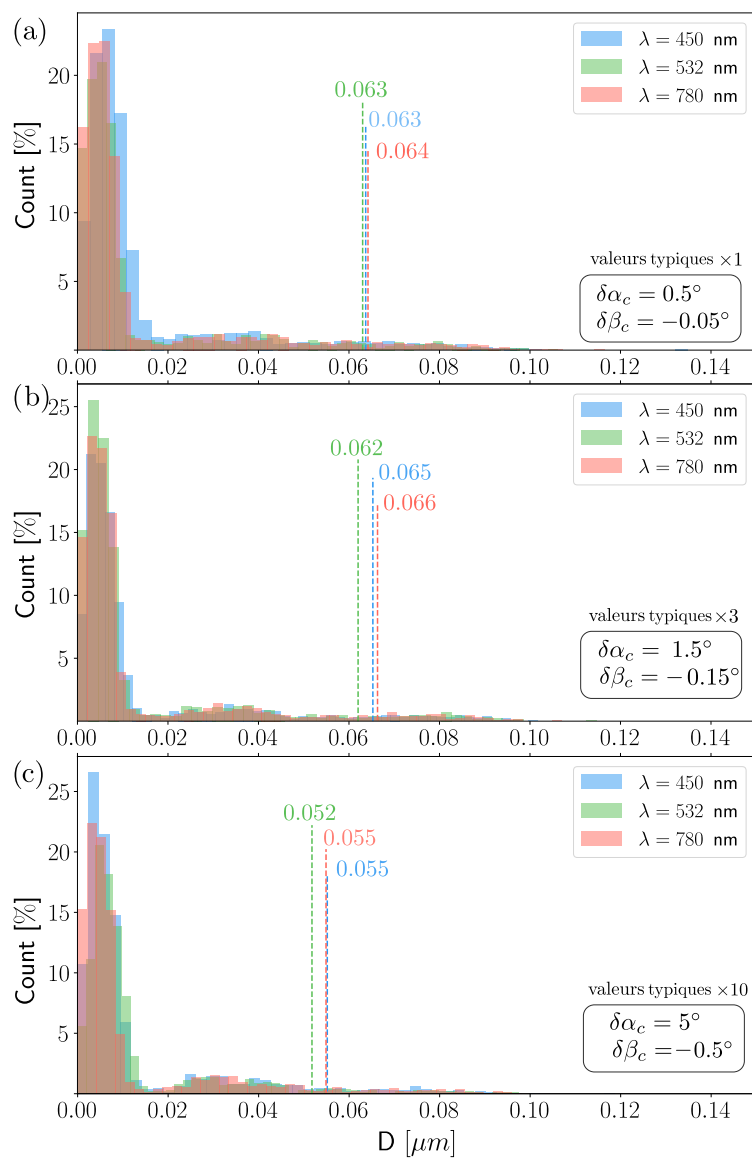


FIGURE 2.13 – Histogrammes des distances euclidiennes D entre les simulations Zemax et le modèle $M_{d \rightarrow m}$, avec défauts d'alignement, pour trois longueurs d'onde. En pointillé, le 95^{ème} centile de D .

Chapitre 3

SIMCA : simulateur double-disperseur CASSI

La conception d'un instrument nécessite des outils de simulation pour estimer les performances du système, en amont de la réalisation d'un prototype. A partir d'analyses numériques, ils doivent permettre de définir les spécifications système adaptées à un ensemble de besoins. En imagerie hyperspectrale conventionnelle, le dimensionnement optique est effectué à l'aide d'outils spécifiques au domaine ; il se trouve bien séparé de la partie traitement du signal et exploitation des données. Cependant, en imagerie à acquisition compressée, les systèmes fonctionnent sur un lien étroit entre la partie optique, qui effectue la compression, et la partie algorithmique qui décode les mesures. Un environnement commun de conception est donc souhaitable pour optimiser le système dans sa globalité.

A la différence des instruments traditionnels, la caractérisation d'une mesure hyperspectrale compressée de bonne qualité ne fait pas l'unanimité car elle dépend largement de la partie algorithmique qui lui est associée. Par exemple, nous avons vu dans la section 1.2 que les mesures fournies par l'instrument simple-disperseur CASSI mélangeaient des informations provenant de positions différentes de la scène. En imagerie traditionnelle, on associerait une résolution spatiale faible à cette image alors qu'en imagerie CASSI, cette mesure est exploitable et la résolution spatiale effective de la scène reconstruite est très supérieure à celle prédite par les métriques classiques (MTF, PSF, etc.) [113, 114]. Notons que ces métriques restent fondamentales pour analyser le comportement optique mais elles doivent être utilisées avec précaution dans notre contexte. Nous supposons donc que la définition des spécifications optiques d'un imageur CASSI devrait être validée par un environnement de simulation qui facilite les interactions entre optique et algorithmes d'exploitation des données.

Dans ce chapitre nous proposons une implémentation numérique permettant de simuler l'acquisition d'une scène hyperspectrale par un double-disperseur CASSI. Elle intègre le modèle de propagation présenté au chapitre 2, à partir duquel nous proposons une méthode d'estimation du filtrage spectral effectué au niveau du masque. A cela, nous ajoutons des modèles annexes permettant d'augmenter le réalisme des acquisitions simulées : phénomènes diffractifs, efficacité de transmission optique, efficacité quantique et bruits sur les signaux. En sortie du simulateur, nous obtenons les mesures détecteur et les fonctions de transferts associées à ces mesures, nécessaires aux algorithmes de traitement des données compressées.

3.1 Description générale

L'implémentation numérique proposée intègre notre modèle optique, fidèle aux réalités physiques, dans un environnement qui permet la simulation rapide d'acquisitions par un double-disperseur CASSI. Les entrées et sorties du simulateur sont présentées sur la figure 3.1.

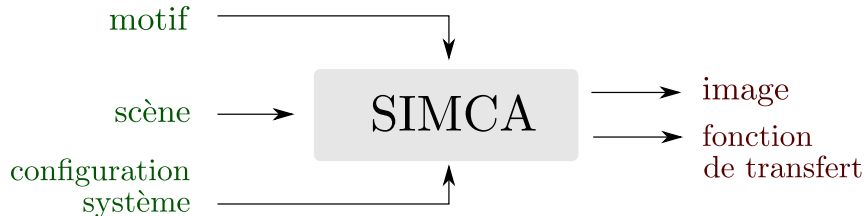


FIGURE 3.1 – Entrées et sorties du simulateur SIMCA.

Une approche naïve de cette implémentation consisterait à déterminer la provenance de la lumière incidente sur le détecteur, via un lancé de rayons. Comme nous avons des éléments dispersifs dans notre système, celui-ci doit se faire pour un grand nombre de longueurs d'ondes. On obtiendrait ainsi des positions, d'abord dans le plan du masque puis dans le plan objet de l'instrument. Les premières nous permettraient de déterminer le filtrage spectral réalisé, et les secondes nous donneraient les régions de la scène à intégrer. En procédant ainsi, nous serions obligés de répéter ces étapes pour chaque pixel du détecteur, et à chaque fois que le masque ou la scène changent. Cette démarche est envisageable mais très gourmande en temps de calcul.

Pour définir une implémentation numérique rapide qui correspond aux spécificités des systèmes CASSI adaptatifs, notons trois remarques qui seront détaillées dans les sections suivantes :

- ◇ Notre système optique est linéaire. On peut traduire son action par une fonction de transfert spatiale et spectrale qui se met sous la forme d'une matrice \mathbf{H} .
- ◇ L'échantillonnage de la fonction de transfert est régulier spatialement, mais irrégulier et non-uniforme spectralement c'est-à-dire différent pour chaque pixel du détecteur. \mathbf{H} ne peut donc être décrite que sur un support d'échantillonnage de type nuage de points, noté \mathcal{S}_H .
- ◇ Une utilisation courante pour les systèmes CASSI adaptatifs est d'acquérir, pour une seule scène, un ensemble d'images associées à différents motifs. Dans l'ordre décroissant, les éléments les plus changeants de notre simulation sont donc : le motif, la scène et le support \mathcal{S}_H (ce dernier changeant seulement si les composants ou l'alignement optique évoluent).

Compte tenu des remarques ci-dessus, nous définissons les grandes étapes de notre simulation :

1. La première consiste à calculer le support de l'échantillonnage \mathcal{S}_H correspondant au système optique et à son alignement (voir la section 3.2). Celui-ci dépend de toutes les caractéristiques du système optique, à l'exception du motif affiché par le masque.
2. La deuxième étape est de ré-échantillonner la scène sur \mathcal{S}_H et de l'exprimer en photons par seconde, en procédant aux calculs radiométriques décrits à la

section 3.3.

3. La troisième étape consiste à exprimer la fonction de transfert \mathbf{H} du système en fonction du motif affiché sur le masque. Nous venons de voir que cet élément était le plus dynamique de notre simulation, c'est donc ce processus (paramétrisation de \mathbf{H} avec le motif) qui est doit être le plus rapide, car répété le plus souvent.
4. La quatrième étape consiste à intégrer à cette fonction de transfert les phénomènes diffractifs et l'efficacité quantique du détecteur, avant de générer l'acquisition et d'intégrer les contributions de différentes sources de bruit.

3.2 Estimation de l'échantillonnage

La précision d'une simulation d'acquisition par un imageur hyperspectral CASSI dépend d'abord du modèle de propagation optique mais aussi de la façon dont on l'utilise pour définir l'échantillonnage de l'instrument. Dans cette section, nous présentons d'abord les raisons qui nous ont poussé à considérer un échantillonnage spectral irrégulier et non-uniforme. Nous décrivons ensuite une méthode analytique permettant d'estimer l'échantillonnage spectral local, spécifique à chaque pixel du détecteur. Celle-ci est finalement utilisée pour construire une structure \mathbf{E} qui contient les données d'échantillonnage nécessaires aux simulations.

3.2.1 Intérêt d'une estimation précise

Au sein de notre équipe de recherche, nous avons tout d'abord fait l'hypothèse que le support de l'échantillonnage \mathcal{S}_H était irrégulier spectralement (à cause de la dispersion non linéaire du prisme), mais uniforme spatialement, c'est-à-dire le même pour tous les pixels [4]. Cette hypothèse est standard en imagerie hyperspectrale classique car souvent vérifiée, ou approximée pour des simulations d'acquisition. En spectroscopie à fente par exemple, il existe des décalages liés à la distorsion smile. Mais avec des données d'étalonnage, nous pouvons facilement proposer une fonction de recalage qui modélise ces distorsions. Dans le cas des imageurs CASSI, les distorsions géométriques sont multiples à cause du champ de vue bi-dimensionnel. En outre, les discrétisations différents au niveau du détecteur et du masque ont également une influence importante sur l'échantillonnage spatio-spectral.

Pour illustrer ces phénomènes, la figure 3.2 présente des mesures du spectre d'un laser HeNe, prises avec notre prototype de double-disperseur CASSI (présenté au chapitre 5), en plusieurs points de la scène observée. Cette figure montre deux interprétations des mêmes mesures effectuées sur des pixels adjacents. Pour la figure 3.2 (a), nous faisons l'hypothèse d'un échantillonnage spectral uniforme. Pour la figure 3.2 (b), nous avons au préalable calculé l'échantillonnage spectral spécifique à chaque pixel, à l'aide de la méthode présentée à la section 3.2.2. On observe que l'erreur d'interprétation induit une augmentation significative de la variance sur les mesures ainsi qu'une augmentation significative du pas d'échantillonnage spectral. Cette erreur se traduit également par des effets indésirables de moiré lors de la reconstruction des cubes hyperspectraux, comme nous l'avons observé expérimentalement dans [4],

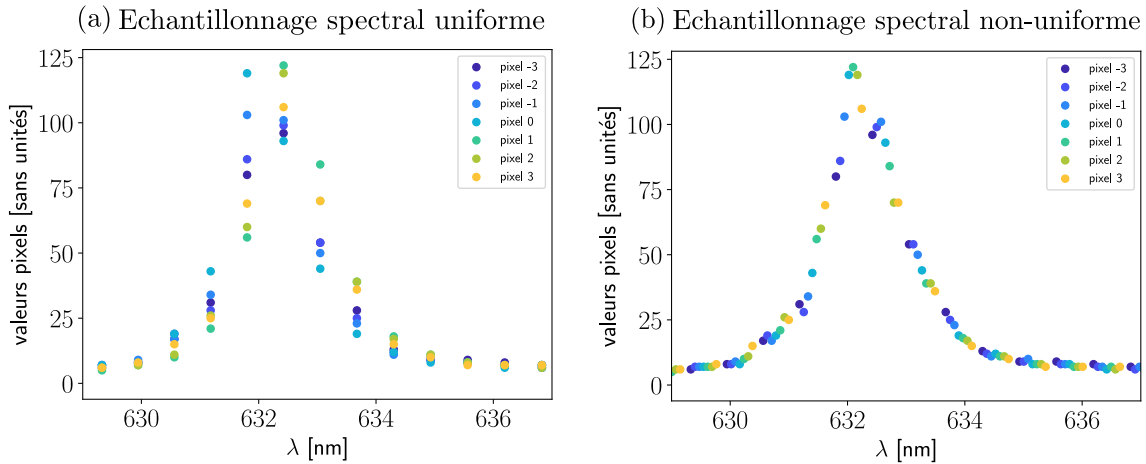


FIGURE 3.2 – Mesures du spectre d’un laser HeNe par notre prototype de double-disperseur CASSI : (a) on considère un échantillonnage spectral uniforme (identique pour tous les pixels); (b) on considère un échantillonnage spectral non-uniforme (spécifique pour chaque pixel).

Diverses solutions ont été proposées dans la littérature. Une première catégorie de méthodes consiste à grouper et à moyennner les pixels du détecteur et/ou les éléments du masque pour atténuer les artefacts [115, 116, 4]. Cette atténuation se fait donc au prix d’une dégradation de la résolution spatiale et/ou spectrale mais elle a l’avantage de ne demander aucune connaissance particulière sur l’instrument. Une seconde catégorie de solutions consiste à inclure un décalage spectral dépendant de la position dans le champ de vue [117, 118, 4]. Elles proposent en fait une généralisation en deux dimensions de l’approche utilisée en spectroscopie à fente. Dans notre cas, elles permettent de rectifier les problèmes liés au smile et, dans une certaine mesure, ceux liés aux discrétisations différentes entre masque et détecteur. Cependant, ces approches reposent sur l’hypothèse que nos problèmes peuvent se modéliser par une simple fonction de recalage 2D, négligeant ainsi la distorsion étirement discutée dans la section 2.4.

Pour prendre en compte l’irrégularité et la non-uniformité de l’échantillonnage, nous proposons de considérer un support de type nuage de points. Comme celui-ci dépend seulement des caractéristiques des composants (et non du motif, ni de la scène), l’estimation précise de \mathcal{S}_H n’est à réaliser qu’une fois, pour un système optique et un alignement donnés.

3.2.2 Fonction d’échantillonnage spectral local

Sur la base des transformations élémentaires décrites en section 2.3, nous proposons une approche analytique pour déterminer l’échantillonnage spectral associé à chaque pixel du détecteur.

Pour la mettre en œuvre, nous avons besoin d’une hypothèse sur notre sous-système recombiner : le grandissement G_y , entre le détecteur et le masque, est considéré comme constant et connu, ici égal à -1 . Cela revient à considérer que la position en y , perpendiculaire à la direction de dispersion, est indépendante de la position en x et de λ . Pour que cette hypothèse soit valide, il suffit que $\delta\beta_c$ soit nul et que le champ de vue soit petit devant les longueurs focales du systèmes. Nous

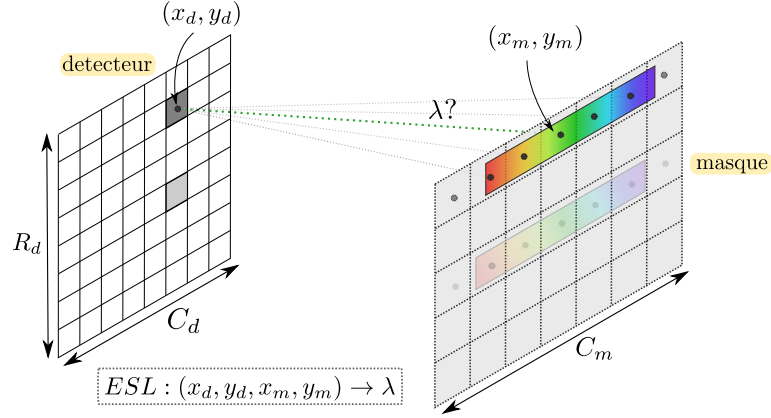


FIGURE 3.3 – La fonction d'échantillonnage spectral local, ESL , pour un pixel détecteur et une colonne du masque.

verrons au chapitre 5, qu'en pratique, ces conditions sont respectées car nous avons les moyens de garantir que $\delta\beta_c$ soit nul avec une bonne précision.

Par choix de conception, nous avons positionné le prisme et le masque de façon à avoir une dispersion horizontale, et les colonnes du masque verticales (voir la figure 3.3). Ce sont donc les colonnes du masque qui définissent l'échantillonnage spectral du système. Pour le déterminer, on cherche la déviation angulaire nécessaire pour relier (x_d, y_d) à (x_m, y_m) , et si celle-ci peut correspondre à la déviation introduite par notre prisme à une longueur d'onde λ .

La méthode pour obtenir la fonction d'échantillonnage spectral local peut être divisée en trois étapes :

1. Conversion des positions des pixels du détecteur et des miroirs du masque en angle d'incidence et de sortie au niveau du prisme.
2. Résolution de l'équation de dispersion du prisme en $n(\lambda)$ pour la déviation par le prisme.
3. Détermination du λ correspondant.

- 1. Conversion positions vers vecteurs d'onde.** Pour un pixel à la position (x_d, y_d) sur le détecteur, un micro-miroir à la position (x_m, y_m) sur le masque et en utilisant les modèle élémentaires $l_{p,a}$ et $l_{a,p}$ présentés à la section 2.3.1, on détermine les angles d'entrée et de sortie au niveau du prisme. On calcule ensuite les vecteurs d'ondes normalisés \vec{v}_d et \vec{v}_m , exprimés respectivement dans les repères $\{R_{L_4}\}$ et $\{R_{L_3}\}$:

$$\vec{v}_d = \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2(\alpha_d) + \tan^2(\beta_d)}} \begin{bmatrix} \tan(\alpha_d) \\ \tan(\beta_d) \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \alpha_d = -\arctan(x_d/F) \\ \beta_d = -\arctan(y_d/F) \end{cases}$$

$$\vec{v}_m = \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2(\alpha_m) + \tan^2(\beta_m)}} \begin{bmatrix} \tan(\alpha_m) \\ \tan(\beta_m) \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \alpha_m = \arctan(x_m/F) \\ \beta_m = \arctan(y_m/F) \end{cases} \quad (3.1)$$

Ces vecteurs d'ondes sont ensuite exprimés dans les repères du prisme, $\{\mathcal{R}_{P_{2,i}}\}$ et $\{\mathcal{R}_{P_{2,o}}\}$, par les vecteurs \vec{v}_i et \vec{v}_o . Comme $\delta\beta_c = 0$, les opérateurs de changement de repères ne sont que des rotations autour de l'axe y :

$$\begin{aligned} \vec{v}_i = R_{L_d \rightarrow P_{2,i}} \vec{v}_d &= \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2(\alpha_d) + \tan^2(\beta_d)}} \begin{bmatrix} \cos(\alpha_c + \delta\alpha_c) \tan(\alpha_d) + \sin(\alpha_c + \delta\alpha_c) \\ \tan(\beta_d) \\ \cos(\alpha_c + \delta\alpha_c) - \sin(\alpha_c + \delta\alpha_c) \tan(\alpha_d) \end{bmatrix} \\ \vec{v}_o = R_{P_{2,o} \rightarrow L_3} \vec{v}_m &= \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2(\alpha_m) + \tan^2(\beta_m)}} \begin{bmatrix} \cos(\alpha_c - \delta\alpha_c) \tan(\alpha_m) + \sin(\alpha_c - \delta\alpha_c) \\ \tan(\beta_m) \\ \cos(\alpha_c - \delta\alpha_c) - \sin(\alpha_c - \delta\alpha_c) \tan(\alpha_m) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.2)$$

- 2. Résolution de l'équation de dispersion du prisme en $n(\lambda)$.** La seconde étape consiste à utiliser le modèle du prisme p proposé dans l'expression (2.7) pour trouver l'indice de réfraction $n(\lambda)$ reliant les vecteurs \vec{v}_i et \vec{v}_o . On obtient, en utilisant la première composante :

$$n(\lambda) = \sqrt{\left[\frac{\cos(A)v_{i,x} - v_{o,x}}{\sin(A)} \right]^2 + v_{i,x}^2 + v_{i,y}^2} \quad (3.3)$$

L'équation (3.3) nous donne ainsi l'indice de réfraction en fonction des composantes des vecteurs, en entrée et en sortie du prisme. Ces mêmes composantes peuvent être exprimées en fonction des positions (x_d, y_d) et (x_m, y_m) , mais, compte tenu de la complexité de l'expression, nous n'en présentons pas ici la forme explicite.

- 3. Détermination du λ correspondant.** La troisième et dernière étape consiste à trouver la longueur d'onde associée à l'indice de réfraction $n(\lambda)$ que nous venons de déterminer. Connaissant le matériau du prisme utilisé, nous partons d'une loi empirique dérivée de l'équation de Cauchy [119], l'équation de Sellmeier [120] :

$$n(\lambda)^2 = 1 + \sum_i \frac{B_i \lambda^2}{\lambda^2 - C_i} \quad (3.4)$$

avec B_i et C_i les coefficients de Sellmeier pour le matériau du prisme en question. Les coefficients des matériaux classiques peuvent être trouvés dans [121]. Nous considérons $i = 3$, ce qui correspond à une estimation suffisamment précise pour la grande majorité des applications tel que décrit dans [121]. L'expression (3.4) est réécrite comme un polynôme de degré 3 en λ^2 . Sur la figure 3.4, on observe qu'il existe une bijection entre l'indice de réfraction du matériau et la longueur d'onde pour un matériau donné.

Les trois étapes décrites ci-dessus permettent de déterminer la longueur d'onde reliant une position détecteur à une position sur le masque. On définit à partir de ces étapes une fonction d'échantillonnage spectral local *ESL* :

$$ESL : (x_d, y_d, x_m, y_m) \rightarrow \lambda \quad (3.5)$$

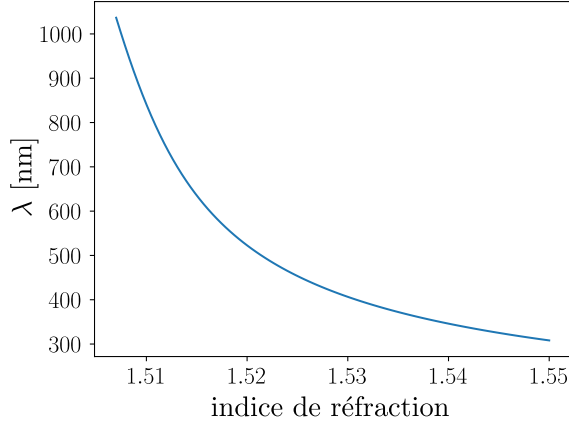


FIGURE 3.4 – Fonction qui associe une longueur d’onde à un indice de réfraction pour le verre BK7.

L’existence d’une solution est garantie quand les angles en entrée et en sortie du prisme, dépendants de (x_d, y_d, x_m, y_m) , sont compris entre 0° et 90° . Les bornes d’existence sur (x_d, y_d, x_m, y_m) dépendent de la longueur focale F . Si la solution existe, comme la dispersion spectrale par le prisme est injective, la solution est unique pour un quadruplet (x_d, y_d, x_m, y_m) donné (voir sur la figure 3.3).

3.2.3 Construction des données d’échantillonnage \mathbf{E}

Rappelons les outils que nous avons à notre disposition pour estimer notre échantillonnage. Dans la sous-section 3.2.2, nous avons décrit la méthode permettant de calculer l’échantillonnage spectral spécifique à chaque pixel. En l’utilisant pour chaque pixel du détecteur et autant de fois qu’il y a de colonnes sur le masque, on obtient l’échantillonnage spatial et spectral de notre système, sous la forme de triplets (x_d, y_d, λ) à partir desquels on construit le support de l’échantillonnage \mathcal{S}_H . Nous utilisons également le modèle $M_{m \rightarrow o}$ introduit au chapitre 2 pour déterminer la provenance, c’est-à-dire la position dans le plan objet (x_o, y_o) , de nos échantillons.

Pour faciliter la compréhension, nous présentons, dans cette section, l’ensemble des données d’échantillonnage, qui nous seront utiles par la suite, sous la forme d’une grande matrice \mathbf{E} de dimensions $R_d \times C_d \times C_m \times 9$, illustrée sur la figure 3.5. Celle-ci contient le support d’échantillonnage \mathcal{S}_H ainsi que d’autres données utiles pour les simulations d’acquisitions d’images. A chaque voxel de la structure \mathbf{E} correspond un vecteur \vec{e} avec 9 composantes.

Détaillons ici les composantes d’un vecteur \vec{e} qui sont représentées le long du schéma du système sur la figure 3.6. Les trois premières composantes constituent l’échantillon spatio-spectral, calculé avec la fonction ESL (voir à la section 3.2.2). Les quatre composantes suivantes, x_m, y_m, x_o et y_o , correspondent aux positions de l’échantillon dans les plans du masque et de l’objet. Pour la 8^{eme} composante, $\delta\lambda$, nous calculons, à partir des échantillons voisins, la largeur de la bande spectrale. La 9^{eme} et dernière composante de ce vecteur \vec{e} , Σ_o , correspond à l’aire de la surface d’un pixel, projetée dans le plan objet (voir la figure 3.6). Comme nous avons présenté le disperseur et le recombineur comme des systèmes symétriques, l’aire d’un pixel projeté dans le plan objet de l’instrument est égale à son aire dans le plan du

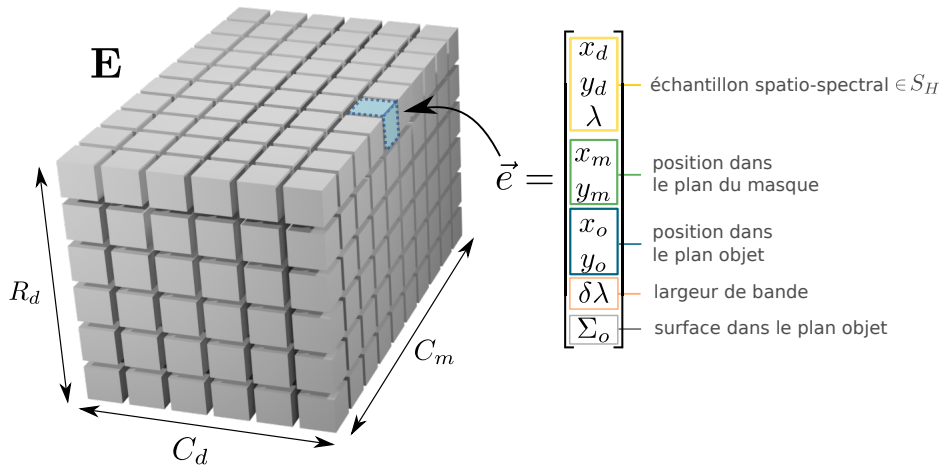


FIGURE 3.5 – Structure des données d'échantillonnage. Elle contient, pour chaque composante spectrale de chaque pixel du détecteur, un vecteur \vec{e} . Les trois premières composantes appartiennent au support S_H . Les quatre suivantes correspondent aux positions dans le plan du masque et de l'objet : x_m , y_m , x_o et y_o . Les deux dernières composantes, la largeur de bande $\delta\lambda$ et l'aire de la surface du pixel détecteur projetée dans le plan objet Σ_o , sont nécessaires au pré-traitement radiométrique de la scène.

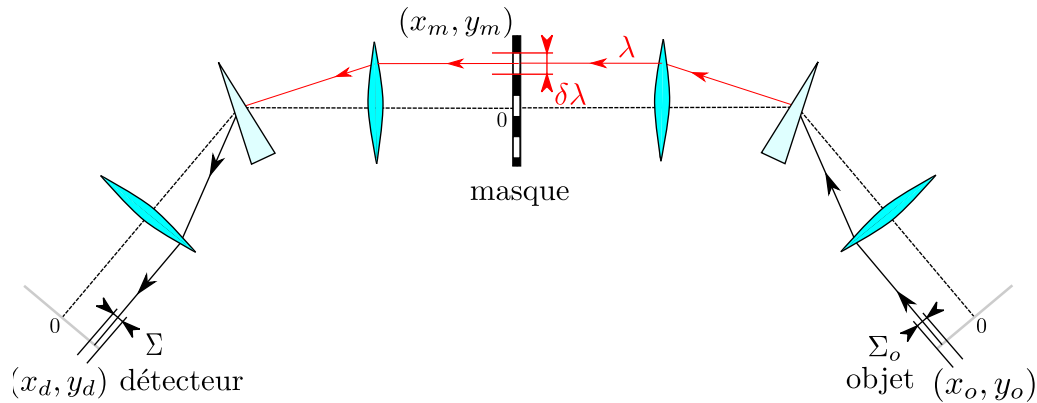


FIGURE 3.6 – Composantes prises en compte pour la construction des données d'échantillonnage.

détecteur.

3.3 Scène hyperspectrale observée

Les scènes hyperspectrales sont représentées sous la forme de cubes de données tridimensionnels qui contiennent des valeurs de radiance spectrale. Nous pouvons associer, à chaque élément de cette scène, une position dans le champ objet de l'instrument (x_o, y_o) , et une longueur d'onde λ . À l'aide de la structure d'échantillonnage \mathbf{E} , on obtient la position (x_d, y_d) associée à ce triplet. D'un point de vue analytique, une scène hyperspectrale est donc une fonction S à trois variables que l'on peut écrire :

$$S : (x_d, y_d, \lambda) \rightarrow r \quad (3.6)$$

avec r la radiance spectrale associée au triplet (x_d, y_d, λ) . Pour un imageur, cette scène n'est vue que par le biais d'un système optique et d'un détecteur qui vont discrétiser le signal. Pour simuler l'acquisition d'une scène S , nous l'échantillons selon notre support \mathcal{S}_H et nous convertissons ses valeurs en flux de photons ϕ .

Notons que dans les modèles d'acquisitions des systèmes CASSI que l'on trouve dans la littérature [61, 56], la scène est souvent exprimée sous la forme d'une densité spectro-spatiale de puissance que l'on peut relier à la radiance spectrale par l'étendue géométrique. Cette dernière est cependant souvent négligée pour simplifier les calculs radiométriques.

3.3.1 Conversion radiance spectrale r vers flux de photons ϕ

En pratique, les scènes hyperspectrales sont exprimées sous leur forme discrète \mathbf{S} . L'échantillonnage spatial et spectral de \mathbf{S} n'est en général pas le même que celui défini par notre support \mathcal{S}_H . Il existe alors différentes approches pour ré-échantillonner (plus proche voisin, interpolation linéaire, bi-cubique, etc). Nous considérons ici que la scène \mathbf{S} a été préalablement échantillonnée selon les caractéristiques de notre instrument, c'est-à-dire sur notre support \mathcal{S}_H .

A chaque composante spectrale de la scène est associée une valeur de radiance spectrale r exprimée en $\text{W.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\text{nm}^{-1}$. La radiance est définie comme une puissance par unité de surface et dans une direction donnée par unité d'angle solide. La radiance spectrale est la radiance par unité de longueur d'onde. Pour modéliser l'acquisition d'une scène par l'instrument, nous voulons que celle-ci soit exprimée en photons par seconde. Dans un premier temps, nous intégrons sur la surface et l'angle solide en utilisant la grandeur d'étendue e qui s'exprime en $\text{m}^2.\text{sr}$:

$$e = \frac{\pi}{4N^2} \Sigma_o \quad (3.7)$$

avec N le nombre d'ouverture de l'instrument et Σ_o l'aire de la surface d'un pixel du détecteur projetée dans le plan objet de l'instrument. En multipliant la radiance spectrale par l'étendue et la largeur de bande $\delta\lambda$ associées, on obtient la puissance lumineuse P exprimée en W :

$$P = r \times e \times \delta\lambda \quad (3.8)$$

Pour convertir une puissance lumineuse en flux de photons, nous utilisons le lien entre l'énergie d'un photon et sa longueur d'onde :

$$E(\lambda) = \frac{hc}{\lambda} \quad (3.9)$$

Avec h la constante de Planck et c la célérité de la lumière. Nous pouvons écrire le flux de photons ϕ associé à une puissance lumineuse à la longueur d'onde λ :

$$\phi = \frac{P}{E(\lambda)} = \frac{\lambda}{hc} r \delta\lambda \frac{\pi}{4N^2} \Sigma_o \quad (3.10)$$

Nous obtenons ainsi un flux de photons ϕ exprimé en photons par seconde.

3.3.2 Construction de la scène \mathbf{S}

Dans la section précédente, nous décrivons notre méthode pour obtenir un flux de photons ϕ à partir d'une radiance spectrale r . Pour cela, nous avons besoin du nombre d'ouverture N , de l'aire de la surface du pixel projetée Σ_o et de la largeur de bande $\delta\lambda$ associée à la composante spectrale considérée. Utilisons maintenant cette méthode et les données contenues dans le tableau \mathbf{E} , pour remplacer toutes les radiances spectrales r contenues dans la scène hyperspectrale \mathbf{S} par des valeurs en flux de photons.

La figure 3.7 illustre la nouvelle scène hyperspectrale \mathbf{S} , en flux de photons, telle que vue par notre détecteur. Dans la suite de chapitre, nous manipulerons des scènes de ce type exprimées en flux de photons.

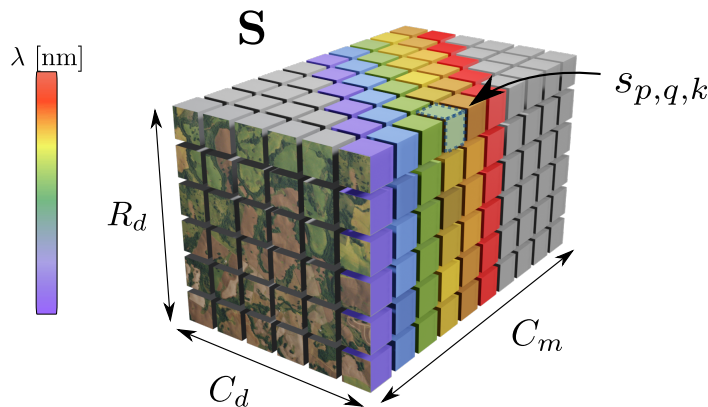


FIGURE 3.7 – Scène hyperspectrale \mathbf{S} contenant des valeurs en flux de photons, ré-échantillonnée selon notre instrument.

3.4 Fonction de transfert et modèle discret

Dans cette section, nous utilisons l'expression analytique (2.1), le motif du masque et la scène \mathbf{S} en flux de photons, pour proposer une forme discrète du modèle d'acquisition. Nous commençons par exprimer la fonction de transfert \mathbf{H} en fonction des éléments du masque puis nous présentons la formulation discrète de l'intensité \mathbf{I} mesurée au niveau du détecteur.

3.4.1 Fonction de transfert \mathbf{H}

Le filtrage spectral effectué par l'instrument est décrit par la fonction de transfert H , échantillonnée sur \mathcal{S}_H , et dépend du motif défini par le masque. Un exemple de motif est illustré sur la figure 3.8 (a). Il est composé de $R_m \times C_m$ micro-miroirs qui bloquent ou laissent passer les composantes spectrales imagées sur chaque micro-miroir. On le représente par une matrice \mathbf{M} de taille $R_m \times C_m$ contenant des valeurs entre 0 et 1.

Dans la section 3.2, nous avons estimé \mathcal{S}_H à partir de la discrétisation du détecteur et du masque. Mais notons la différence entre la dimension verticale du motif \mathbf{M} et celle de la scène \mathbf{S} . L'une est exprimée sur la base des éléments du masque alors que la seconde est écrite sur la base des pixels du détecteur. Nous devons

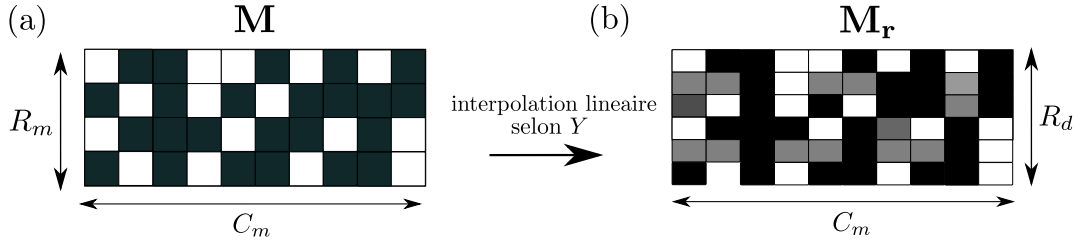


FIGURE 3.8 – Ré-échantillonnage d'un motif M , ici binaire, de dimensions $R_m \times C_m$ en un masque de dimensions $R_d \times C_m$. Le ré-échantillonnage se fait seulement dans la direction verticale et avec une interpolation linéaire.

donc ré-échantillonner M dans la direction verticale pour obtenir un motif M_r de dimensions $R_d \times C_m$. Cette transformation est illustrée sur la figure 3.8.

La paramétrisation de la fonction de transfert sous sa forme discrète, H , par le motif ré-échantillonné M_r s'exprime simplement par :

$$\forall (p, q, k) \in \llbracket 0, R_d - 1 \rrbracket \times \llbracket 0, C_d - 1 \rrbracket \times \llbracket 0, C_m - 1 \rrbracket, \quad h_{p,q,k} = m_{p,k} \quad (3.11)$$

avec $m_{p,k}$ la valeur du motif M_r associée à l'indice (p, k) . On obtient une fonction de transfert discrète H tridimensionnelle illustrée figure 3.9. Notons que celle-ci est

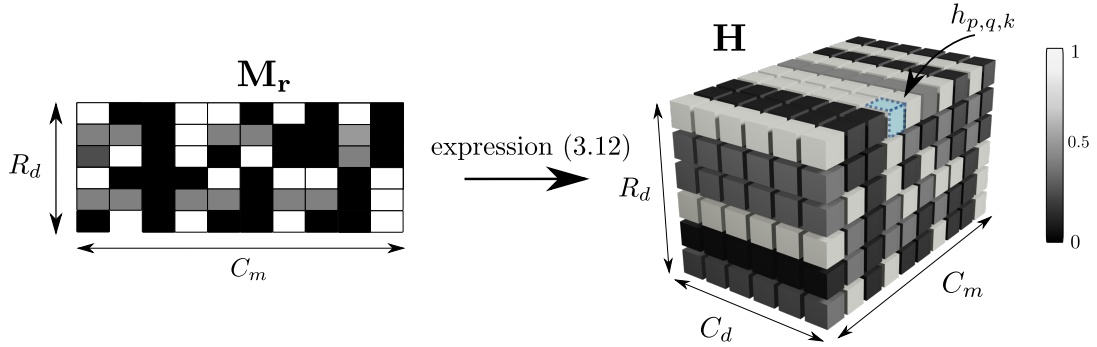


FIGURE 3.9 – Construction de la fonction de transfert H à partir du masque M_r .

la concaténation de C_d motifs identiques (en d'autres termes, l'expression (3.11) ne dépend pas de l'indice q). En effet, la structure particulière de notre support \mathcal{S}_H est fondamentale dans l'approche que nous proposons. Comme l'échantillonnage spectral est spécifique à chaque pixel et défini par les micro-miroirs, le support \mathcal{S}_H nous permet de paramétrer facilement la fonction de transfert à partir d'un motif du masque. Pour certaines applications, le motif du masque est généré de façon adaptative. La facilité avec laquelle on obtient la fonction de transfert H , associée à un motif, est donc un critère important quand on cherche à évaluer rapidement le filtrage effectué par l'instrument.

3.4.2 Modèle d'acquisition discret

A partir de l'expression analytique de la fonction de transfert H 3.11 et de notre scène S , on peut écrire le modèle discret de l'acquisition par un imageur DD-CASSI comme :

$$\forall (p, q) \in \llbracket 0, R_d - 1 \rrbracket \times \llbracket 0, C_d - 1 \rrbracket, \quad I_{p,q} = \sum_{k=0}^{C_m-1} h_{p,q,k} s_{p,q,k} \quad (3.12)$$

avec $I_{p,q}$ l'intensité mesurée au pixel détecteur (p, q) , $h_{p,q,k}$ la transmission optique associée à la $k^{\text{ème}}$ composante spectrale du pixel (p, q) et $s_{p,q,k}$ le flux de photons associé provenant de la scène.

3.5 Vers plus de réalisme

Jusqu'ici nous avons traité la modélisation de l'acquisition par le biais de l'optique géométrique et obtenu une forme discrète représentée par l'équation (3.12). Nous intégrons maintenant des phénomènes qui ne sont pas modélisés par notre approche géométrique : fonction d'étalement du point, diffraction par le DMD, efficacité quantique du détecteur et bruits sur la mesure.

3.5.1 Fonction d'étalement du point

La fonction d'étalement de point décrit la réponse d'un système optique à une source ponctuelle. Elle inclut donc les aberrations induites par les composants et l'architecture optique choisie, ainsi que la diffraction due à l'ouverture finie du système. Dans la suite du manuscrit, nous utiliserons le terme de PSF, de l'anglais *Point Spread Function*, pour décrire cette fonction d'étalement du point.

Nous considérons que le système optique modélisé est limité par diffraction, c'est-à-dire que la PSF peut se modéliser par la figure de diffraction résultante de l'ouverture du système. Nous considérons ici que l'ouverture est circulaire et le nombre d'ouverture de l'instrument est noté N . La figure de diffraction est une tache d'Airy qui peut se modéliser avec une fonction de Bessel [122] par :

$$I(v) = \left[\frac{2J_1(v)}{v} \right]^2 \quad \text{avec} \quad v = \frac{2\pi}{\lambda}Nr \quad (3.13)$$

avec I l'intensité normalisée, J_1 la fonction de Bessel d'indice 1 et r la distance radiale. Sur la figure 3.10, une coupe de la tache d'Airy a été tracée pour trois longueurs d'ondes, les courbes ayant été normalisées par leurs aires.

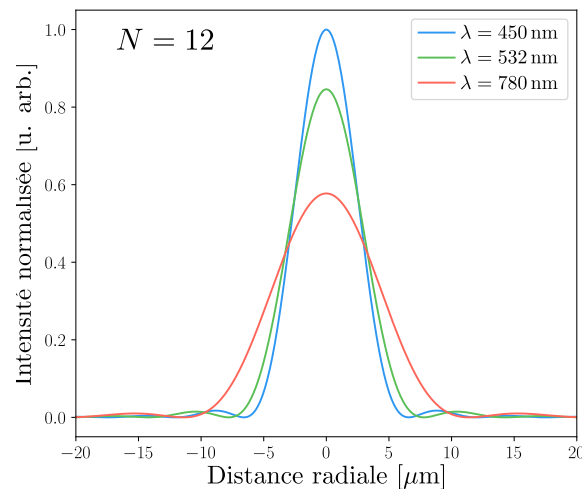


FIGURE 3.10 – Fonction d'étalement de point pour un système avec un nombre d'ouverture $N = 12$. Elle est évaluée à 3 longueurs d'ondes : 450 nm, 532 nm et 780 nm.

Dans le plan du masque, la PSF agit comme un flou sur le filtrage spectral, nous l'intégrons donc à la fonction de transfert \mathbf{H} . Dans le plan du détecteur, elle affecte la résolution spatiale du système et nous l'intégrons directement au niveau de la matrice d'intensité mesurée \mathbf{I} .

Flou spectral

Étudions l'influence de la PSF sur le filtrage dans le plan du masque. Dans ce plan, les composantes spectrales sont dispersées dans la direction horizontale x_m . A cause de la PSF, il y a du recouvrement entre les bandes spectrales adjacentes. Un élément $m_{p,k}$ du motif n'affecte plus seulement la bande spectrale considérée k mais aussi les bandes spectrales voisines. La PSF agit donc, dans le plan du masque, sur la résolution spectrale de l'instrument.

L'intégration de la dégradation de la résolution spectrale se fait par le floutage de la fonction de transfert \mathbf{H} . Plus précisément, on construit un noyau de convolution 1D sur la base de la fonction d'Airy présentée dans l'expression (3.13) et on l'applique à chaque tranche de dimension $R_d \times C_m$ de notre fonction de transfert (voir la figure 3.11).

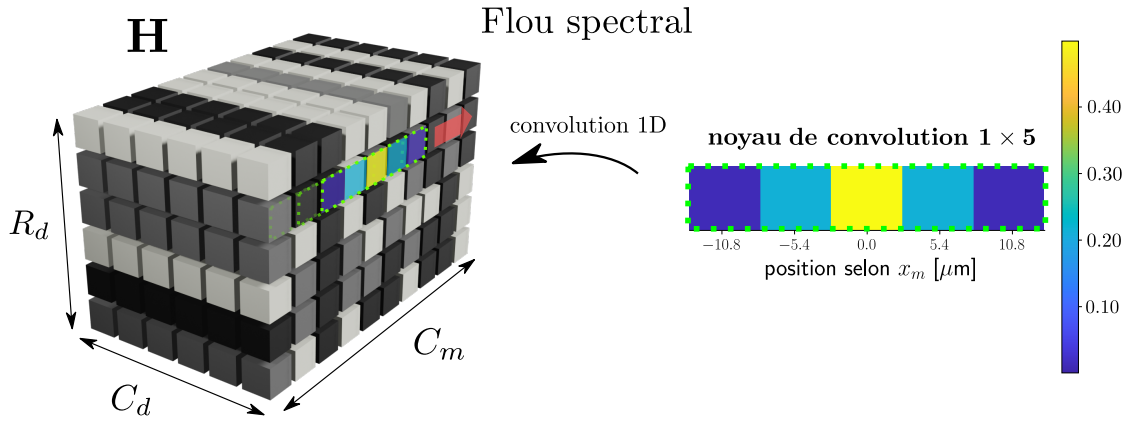


FIGURE 3.11 – le noyau de convolution 1×5 associée à la fonction d'Airy pour $\lambda = 780$ nm. L'échantillonnage correspond à celui des C_m colonnes du masque.

Nous avons choisi de prendre un noyau correspondant au pire cas de la PSF sur la plage spectrale considérée et sur tout le champ de vue. Pour un système limité par diffraction, le pire cas correspond à la longueur d'onde la plus élevée de la plage spectrale (780 nm dans notre cas).

Flou spatial

La PSF induit également une dégradation de la résolution spatiale que l'on observe dans le plan du masque et dans le plan du détecteur. Pour la modéliser, nous appliquons un noyau de convolution 2D à la matrice d'intensité \mathbf{I} mesurée au niveau du détecteur (voir la figure 3.12). On dégrade ainsi la résolution spatiale de la mesure, après sommation des bandes spectrales.

En choisissant d'appliquer ce noyau sur \mathbf{I} , et non sur \mathbf{H} comme pour le flou spectral, on évite de répéter inutilement l'opération de convolution sur toutes les coupes $R_d \times C_d$ de la matrice \mathbf{H} . Cette approche nécessite cependant de considérer une seule PSF identique pour toutes les bandes spectrales.

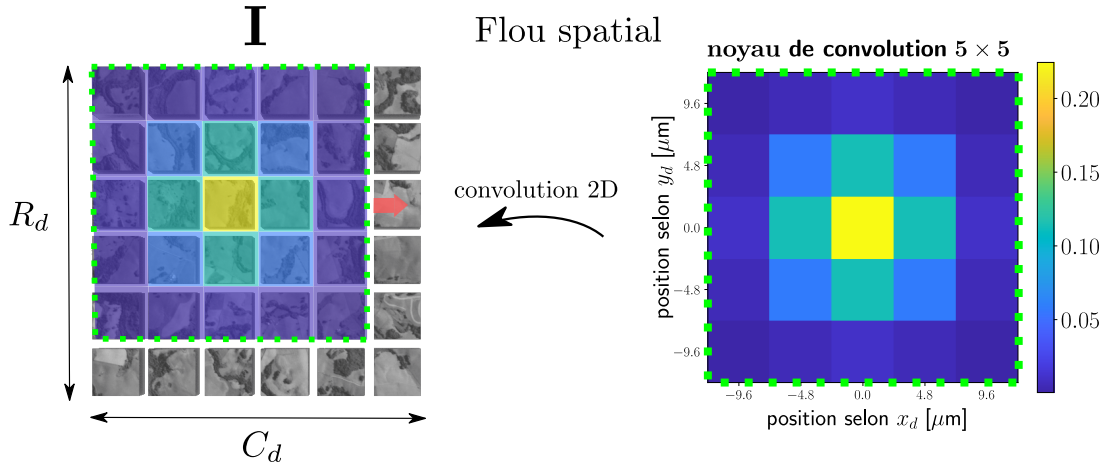


FIGURE 3.12 – le noyau de convolution 5×5 associée à la fonction d’Airy pour $\lambda = 780$ nm. Les échantillonnages vertical et horizontal correspondent à la discrétisation détecteur.

3.5.2 Efficacités de transmission et de détection

Avec le formalisme matriciel de la fonction de transfert \mathbf{H} , nous pouvons inclure différents phénomènes à nos simulations, en la modulant spatialement et spectralement. Dans cette section, nous prenons pour exemple la diffraction induite par le DMD et l’efficacité quantique du détecteur. Notons que la transmission optique des composants peut également être implémentée en suivant la même approche.

Diffraction du DMD

Un effet notable, discuté abondamment dans la littérature, est la diffraction engendrée par le DMD. Celui-ci se comporte comme un réseau 2D à cause de sa structure périodique dans les deux dimensions, et de la taille de ses micro-miroirs, proche des longueurs d’onde d’exploitation [123, 124]. La répartition de l’énergie entre les ordres diffractés est décrite par un modèle de type réseau blazé, dont l’angle de blaze dépend de la rotation des micro-miroirs [125]. Si un modèle de diffraction a bien été implémenté dans le simulateur, celui ci n’a pas été entièrement validé. Pour cette raison, les détails ne sont pas présentés ici. Néanmoins, les paramètres d’intérêt sont décrits dans le paragraphe suivant et les premiers résultats sont présentés sur la figure 3.13.

Dans un système double-disperseur CASSI, le DMD est placé dans un plan image de l’instrument. Si nos lentilles avaient un diamètre infini, il n’y aurait donc aucune perte engendrée par cette diffraction car tous les ordres seraient collectés et finalement imagés sur le détecteur. Cependant, notre lentille L_3 , placée à une longueur focale du DMD, ne récupère en pratique qu’une partie des ordres diffractés. Une illustration du phénomène est présentée sur la figure 3.13 (a) pour un système avec un nombre d’ouverture $N = 12$ et des micro-miroirs de largeur $\Delta x_m = 5,4 \mu\text{m}$. Pour calculer les pertes liées à la diffraction au niveau du DMD, nous pouvons prendre en compte la répartition angulaire des ordres, l’énergie qui leur est associée, et le diamètre angulaire de la lentille L_3 vu par le DMD. On obtient finalement une efficacité de transmission dépendante de la longueur d’onde, illustrée sur la figure 3.13 (b). Nous pouvons remarquer que les résultats sont cohérents avec les données construc-

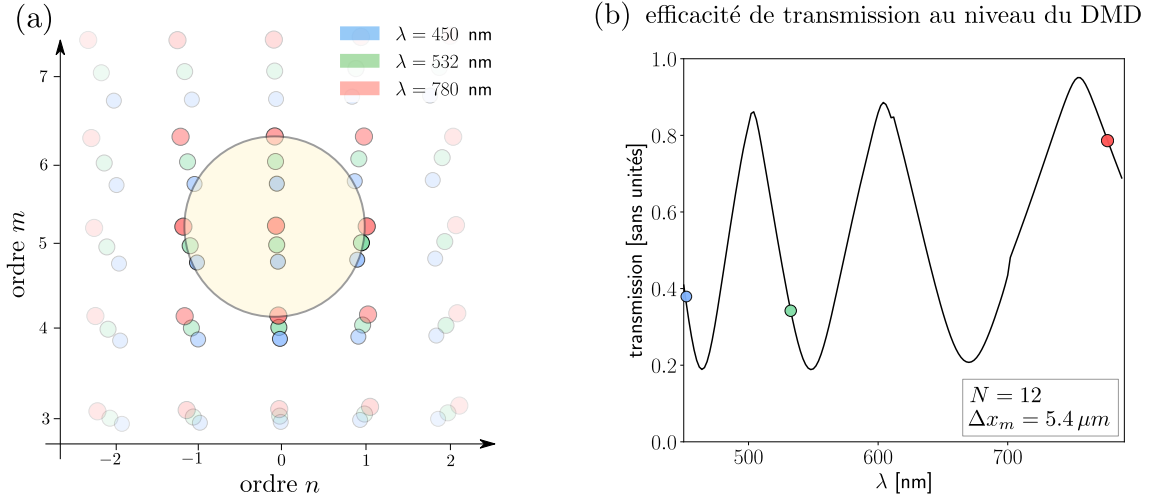


FIGURE 3.13 – Ordres diffractés et efficacité de transmission : (a) différents ordres diffractés pour 3 longueurs d’onde et acceptance angulaire de la lentille L_3 collectant la lumière (jaune) ; (b) efficacité de transmission en fonction de la longueur d’onde. Elle correspond au ratio entre l’énergie collectée par la lentille L_3 et l’énergie totale, incidente sur le DMD.

teurs fournies par *Texas Instrument* et illustrées figure 3.14.

Notons que la dépendance de l’efficacité de diffraction au motif affiché par le masque est aujourd’hui négligée dans notre modèle. C’est le cas pour la majorité des modèles rencontrés dans la littérature. Cependant des travaux récents ont été menés en vue de prendre en compte le motif dans les figures de diffraction [127].

Pour prendre en compte l’efficacité de transmission, obtenue grâce au modèle de diffraction, nous faisons l’hypothèse que l’efficacité est identique pour tous les points du champ de vue. Pour chaque pixel (p, q) du détecteur, on définit les $t_{p,q,k}$ correspondants aux efficacités de transmission évaluées sur les échantillons spectraux spécifiques au pixel. On obtient ainsi une nouvelle expression pour la fonction de transfert \mathbf{H} du système, issue de l’équation (3.11), que l’on écrit :

$$\forall (p, q, k) \in \llbracket 0, R_d - 1 \rrbracket \times \llbracket 0, C_d - 1 \rrbracket \times \llbracket 0, C_m - 1 \rrbracket, \quad h_{p,q,k} = m_{p,k} t_{p,q,k} \quad (3.14)$$

Efficacité quantique du détecteur

L’efficacité quantique des détecteurs (CMOS ou CCD), c’est-à-dire le rapport entre le nombre de charges électroniques collectées et le nombre de photons incidents, dépend de la longueur d’onde considérée et du matériau du détecteur (voir la figure 3.15).

Pour prendre en compte l’efficacité quantique du détecteur dans nos simulations, nous pouvons l’introduire dans l’expression de notre fonction de transfert \mathbf{H} . Pour chaque pixel (p, q) du détecteur, on définit les $q_{p,q,k}$ correspondants aux efficacités quantiques évaluées sur les échantillons spectraux spécifiques au pixel. On obtient ainsi une nouvelle expression pour la fonction de transfert \mathbf{H} du système que l’on écrit :

$$\forall (p, q, k) \in \llbracket 0, R_d - 1 \rrbracket \times \llbracket 0, C_d - 1 \rrbracket \times \llbracket 0, C_m - 1 \rrbracket, \quad h_{p,q,k} = m_{p,k} t_{p,q,k} q_{p,q,k} \quad (3.15)$$

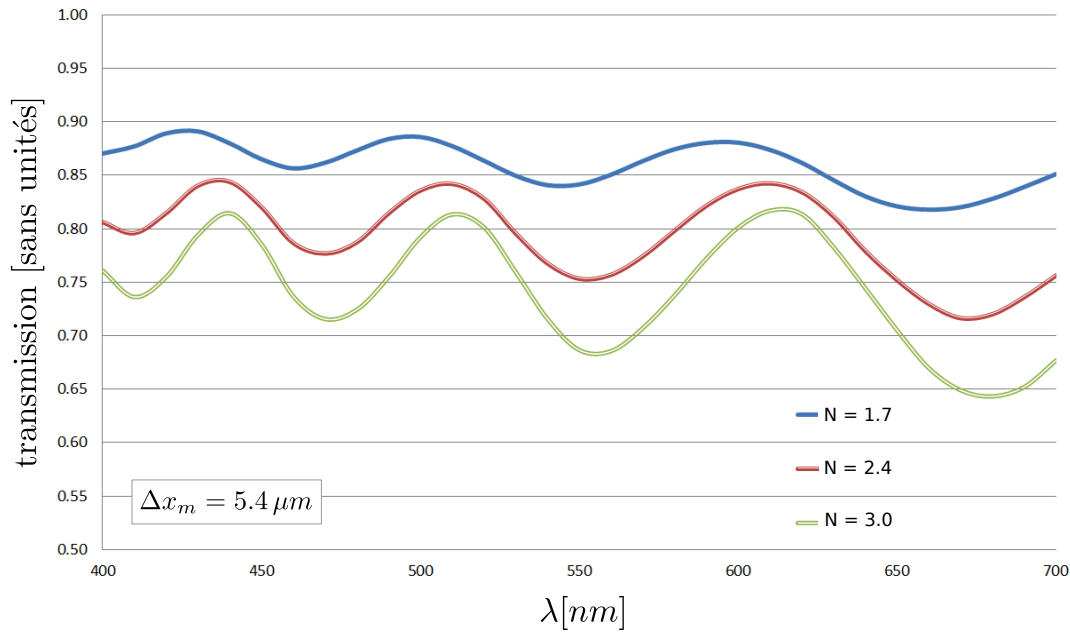


FIGURE 3.14 – Efficacité de transmission due à la diffraction par le DMD pour des nombres d'ouverture faibles. Données constructeurs fournies par *Texas Instrument*. D'après [126].

3.5.3 Bruits sur la mesure

Nous intégrons ici diverses sources de bruit à la mesure détecteur **I**. Nous définissons comme bruits de mesure tous les signaux parasites qui viennent se superposer au signal d'intérêt. Nous distinguons tout d'abord les sources des signaux parasites dans notre système :

- ◇ Le détecteur introduit du bruit par la génération aléatoire d'électrons dans son semi-conducteur et son électronique de lecture/conversion associée. Ces phénomènes sont fortement dépendants de la température du capteur et du temps d'intégration considéré. Les travaux présentés dans [129] décrivent les caractéristiques des bruits en fonction du type de détecteur (CMOS ou CDD).
- ◇ La lumière parasite est l'ensemble des signaux lumineux incidents sur le détecteur qui ne suivent pas le modèle de propagation proposé dans les sections précédentes. En isolant le système optique avec des matériaux absorbants, nous pouvons la limiter mais il existe toujours des résidus. Certains proviennent de réflexion multiples qui finissent par atteindre le détecteur malgré l'isolation optique. D'autres proviennent des composants. La nature du masque (matrice de micromiroirs, écrans à cristaux liquides, ...) et ses caractéristiques, influent sur la quantité et la répartition de la lumière parasite sur le détecteur.
- ◇ Le bruit de photon est intrinsèque à la nature quantique de la lumière. Il exprime l'incertitude liée à la mesure d'un flux de photons par un détecteur. La probabilité de détecter N photons est une distribution de Poisson dont l'écart type est égal à \sqrt{N} .

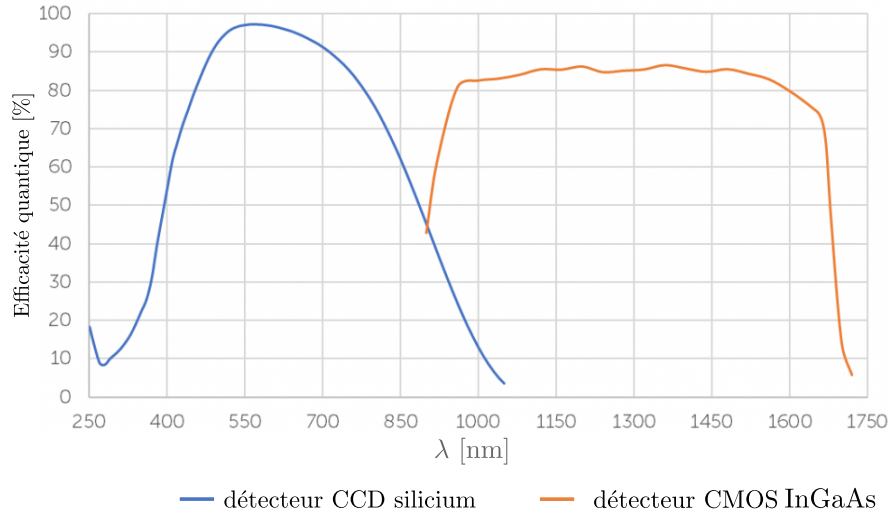


FIGURE 3.15 – Efficacité quantique de deux détecteurs typiques de *Teledyne Princeton Instruments*. Extrait de [128].

Approche théorique

Dans un premier temps, nous avons abordé le problème par une approche théorique basée notamment sur les travaux de [129] concernant les bruits associés aux détecteurs CMOS. Chaque étape de la chaîne de mesure contribuait à un modèle global censé être représentatif des fluctuations autour du signal d'intérêt.

Malheureusement cette approche n'est pas représentative de la réalité de nos mesures. Nous avons identifié deux causes probables. Premièrement, les données constructeurs concernant les bruits liés au semi-conducteur (bruit et courant d'obscurité) et à l'électronique de contrôle (bruit de lecture) ne correspondent pas à ce qui a été observé. Deuxièmement, pour les caméras utilisées habituellement, il existe souvent par défaut des couches logicielles de pré-traitement qui modifient le signal. Malgré nos tentatives pour obtenir un mode de fonctionnement qui reflète les caractéristiques décrites dans les fiches techniques, nous n'avons pas pu produire un modèle de bruit réaliste.

Approche empirique

Nous avons donc finalement adopté une approche empirique pour construire notre modèle de bruit. Nous faisons l'hypothèse que les bruits détecteur et la lumière parasite peuvent se modéliser par un bruit additif gaussien dont la moyenne et l'écart type dépendent du temps d'exposition du détecteur. Les paramètres de cette gaussienne sont déterminés expérimentalement.

Nous avons construit ce modèle en utilisant le prototype de double-disperseur CASSI présenté au chapitre 5. Une source polychromatique étendue est placée à l'entrée du double-disperseur et tous les micro-miroirs de notre DMD sont en positions OFF. Théoriquement, aucune lumière ne devrait atteindre le détecteur. En effectuant des séries d'acquisitions avec différents temps d'exposition, nous pouvons ainsi analyser le comportement du bruit sur le détecteur. Pour chaque temps d'exposition nous obtenons les valeurs de plusieurs milliers de pixels à partir desquels nous effectuons une étude statistique.

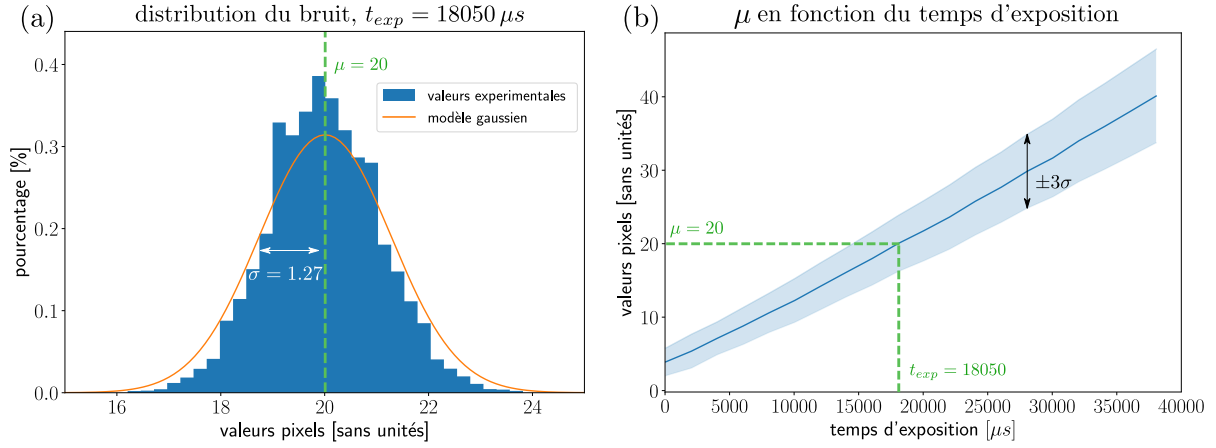


FIGURE 3.16 – Caractérisation du bruit au niveau du détecteur : (a) distribution du bruit pour un temps d'exposition de $t_{exp} = 18050 \mu s$ (bleu), approximée par une gaussienne dans notre modèle de bruit (courbe orange) ; (b) valeur moyenne du bruit additif en fonction du temps d'exposition (bleu foncé) et intervalle de confiance à 99.7% (bleu clair).

Pour un temps d'exposition donné, nous observons sur la figure 3.16 (a) que la distribution des valeurs mesurées peut se modéliser par une gaussienne dont la moyenne et l'écart type sont obtenus à partir des données expérimentales. En faisant varier le temps d'exposition, nous observons, sur la figure 3.16 (b) la dépendance des paramètres de la gaussienne à ce temps d'exposition. On constate une dépendance linéaire pour la moyenne et l'écart type. Dans notre simulateur, nous utilisons actuellement des modèles paramétrés par des mesures effectuées sur notre prototype car les composants utilisés sont typiques des systèmes CASSI. Mais notons que ces paramètres peuvent être aisément remplacés.

En reprenant l'expression (3.12), on peut y ajouter un terme additif $\mu(t_{exp})$ qui dépend du temps d'exposition. On exprime finalement $I_{p,q}$ en nombre de photons :

$$\begin{cases} \forall (p, q) \in \llbracket 0, R_d - 1 \rrbracket \times \llbracket 0, C_d - 1 \rrbracket \\ \forall t_{exp} \in \mathbb{R}^+ \end{cases}, \quad I_{p,q} = \sum_{k=0}^{C_m-1} h_{p,q,k} s_{p,q,k} t_{exp} + \mu(t_{exp}) \quad (3.16)$$

Notons que le premier terme de la somme ci-dessous correspond au signal utile, et présente une distribution poissonnienne tel que décrit plus haut.

3.6 Bilan

L'implémentation numérique proposée constitue un outil de conception et de tests. Elle permet de simuler l'acquisition d'images par un double-disperseur CASSI et d'estimer le filtrage spectral réalisé par l'instrument. Une description fonctionnelle simplifiée est présentée sur la figure 3.17.

Le simulateur contient un modèle d'optique géométrique utilisé pour évaluer le support d'échantillonnage spectral et spatial de l'imageur. La fonction de transfert de l'instrument est paramétrée par le motif du masque, permettant ainsi d'estimer le filtrage spectral. La scène hyperspectrale en entrée du simulateur est ré-échantillonnée sur ce support puis convertie en photons par seconde. Cette scène est modulée par la fonction de transfert puis sommée dans la dimension spectrale pour générer l'image mesurée par le détecteur. Des modèles annexes viennent se greffer au simulateur pour palier les limites de notre approche géométrique. La fonction d'étalement du point, la diffraction au niveau du DMD, la transmission des optiques et l'efficacité quantique du détecteur, peuvent être incluses dans nos simulations via la modulation de notre fonction de transfert ou de la scène hyperspectrale filtrée. Finalement, un modèle de bruit empirique est implémenté pour prendre en compte les perturbations liées à la lumière parasite et aux bruits du détecteur.

L'objectif de ce simulateur réaliste est double : (1) tester l'adéquation entre des configurations optiques et algorithmiques ; et (2) générer des images réalistes pour entraîner des algorithmes d'apprentissage à reconstruire des cubes hyperspectraux ou à extraire des informations sémantiques.

Utiliser ce simulateur plutôt qu'un logiciel de conception optique standard offre également un double avantage. Tout d'abord, notre simulateur s'interface facilement avec des algorithmes de traitement. Ensuite, notre simulateur est spécifiquement adapté au travail sur des scènes hyperspectrales. Nous verrons dans le chapitre 6 comment nous l'avons utilisé pour évaluer des algorithmes de segmentation.

Pour finir, notons qu'une hybridation, entre notre simulateur et un module optique existant est possible, mais n'a pas été explorée dans le contexte de cette thèse.

Le repository correspondant au simulateur décrit dans ce chapitre est disponible sur gitlab [130].

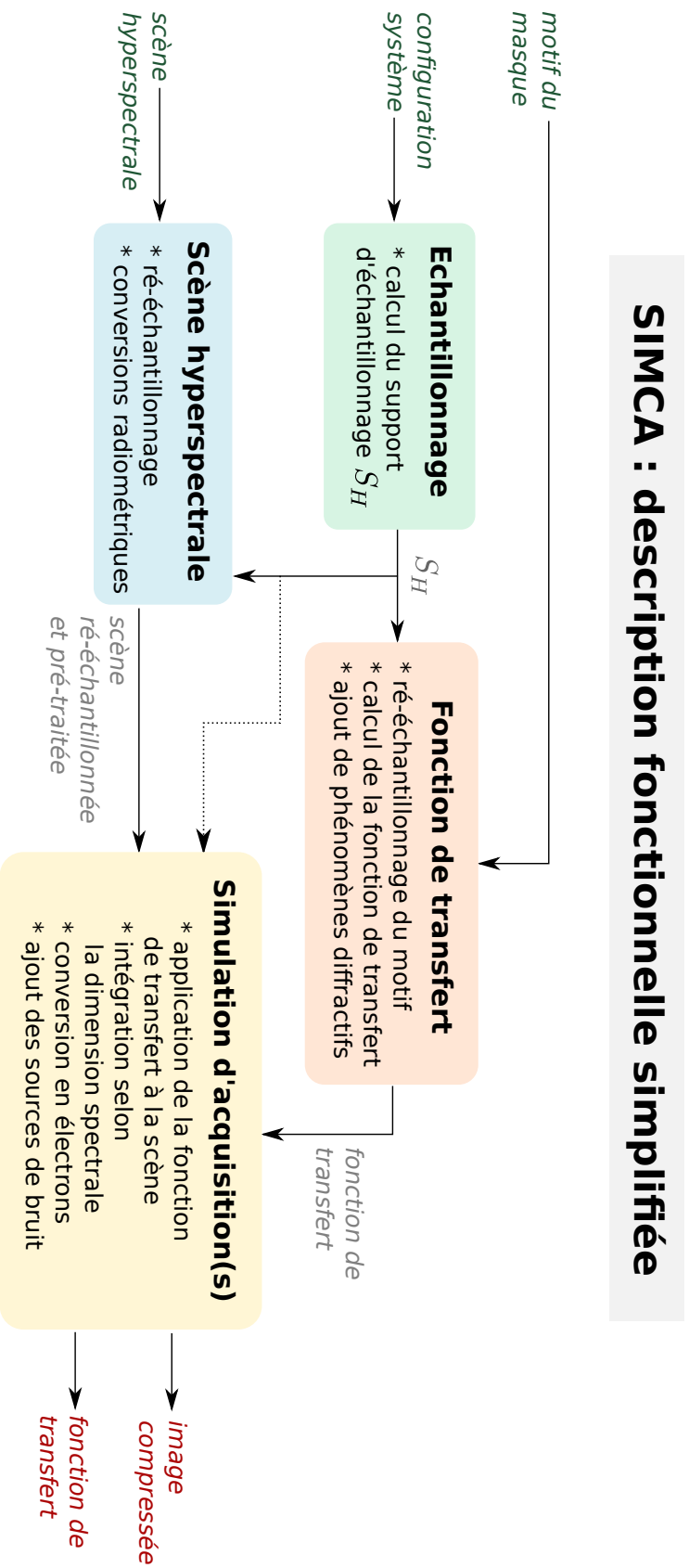


FIGURE 3.17 – Description fonctionnelle simplifiée du simulateur SIMCA.

Chapitre 4

Conception d'un imageur DD-CASSI adaptatif pour l'observation de la Terre

L'élaboration du système optique de l'imageur DD-CASSI consiste à définir une architecture et les composants qui la constituent. Cette phase de conception doit permettre d'optimiser, sous contraintes, les performances optiques de l'instrument. Elle nécessite la connaissance des exigences liées à l'environnement opérationnel, et surtout une bonne compréhension des caractéristiques du système : la modélisation et la simulation du système présentées dans les deux chapitres précédents sont précieuses pour cette phase de conception.

Différentes architectures optiques ont été envisagées puis évaluées en vue d'une mise en opération dans un environnement spatial. Ce dernier impose des contraintes importantes sur l'architecture du système et sur les composants à utiliser. Pour optimiser les performances de l'instrument, des analyses optiques ont été menées sur les parties critiques du système. Elles mettent en évidence les conditions d'une bonne recombinaison spectrale, et établissent les principaux compromis entre les caractéristiques optiques.

Ce chapitre décrit tout d'abord les contraintes subies par un instrument placé en orbite basse. Elles incluent le mouvement relatif de l'instrument par rapport à la scène observée, la nécessité d'obtenir un instrument compact avec une faible consommation d'énergie, et les conditions extrêmes subies dans cet environnement. Une attention particulière est portée à un composant, structurant pour l'architecture système : le masque programmable. Les avantages et inconvénients des technologies disponibles sont discutées autour des critères de robustesse, de plage spectrale utilisable et de disponibilité du composant. Nous présentons ensuite les architectures optiques envisagées et les analyses menées sur les parties critiques. Finalement, les caractéristiques d'un prototype hyperspectral, fruit du travail de conception, sont exposées.

4.1 Contraintes de l'environnement spatial

L'environnement opérationnel impose des contraintes qu'il est nécessaire de prendre en compte lors de la conception de l'instrument. Bien que nous n'ayons pas l'objectif de spatialiser le prototype développé, l'étude menée dans ce chapitre prend

en compte les contraintes opérationnelles : il ne doit pas exister d'incompatibilités entre ce que nous proposons et les pré-requis d'une mission en orbite basse.

4.1.1 Mouvement de l'instrument et flux

La vitesse, relative à la Terre, des satellites placés en orbite basse est de l'ordre de 7 km/s. Compte-tenu des besoins en résolution spatiale, celle-ci impose des contraintes sur le temps d'intégration détecteur nécessaire, et donc aussi sur le diamètre de l'optique qui collecte la lumière. De surcroît, il est nécessaire de prendre en compte le défilement du satellite dans le schéma d'acquisition associé à l'instrument.

Les besoins en résolutions spectrale et spatiale décrits dans le chapitre 1 doivent être interprétés relativement à la vitesse de défilement du satellite. Pour obtenir une résolution spatiale de 7 m, le temps d'intégration du détecteur doit être d'une milliseconde. Le flux mesuré pendant cette période doit être suffisant pour atteindre le rapport signal-sur-bruit nécessaire à la mission. Un compromis majeur en observation de la Terre est celui qui existe entre la compacité de l'optique qui collecte la lumière et la résolution spatiale des mesures.

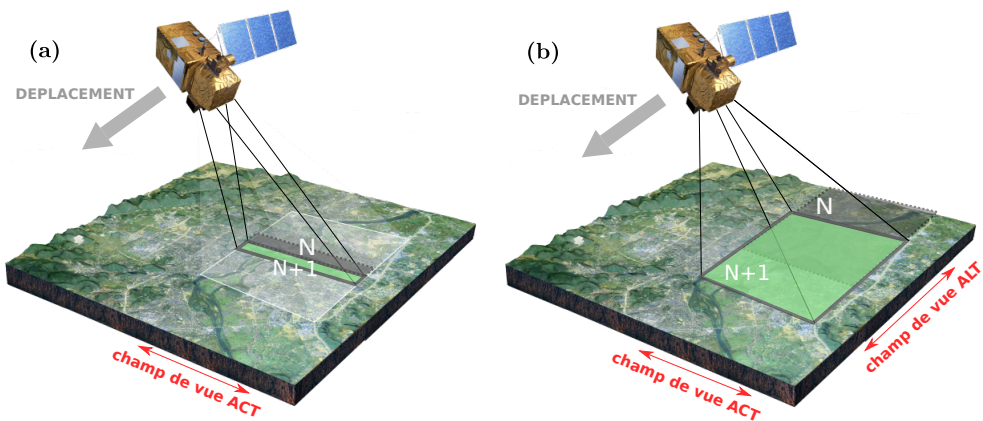


FIGURE 4.1 – Comparaison entre le mode d'acquisition pushbroom classique et le pushbroom 2D : (a) le champ de vue est une fente qui balaye la surface survolée par le satellite ; (b) le champ de vue est bi-dimensionnel, il y a donc chevauchement entre les acquisitions N et $N + 1$.

Le schéma d'acquisition pushbroom, utilisé couramment en imagerie spectrale et illustré sur la figure 4.1 (a), consiste à balayer avec un champ de vue uni-dimensionnel (une fente) la surface survolée par l'instrument. La fente est orientée perpendiculairement au déplacement (direction ACT, ACross-Track). Mais notre instrument a un champ de vue bi-dimensionnel. Il y a donc chevauchement des champs de vue entre deux acquisitions (voir la figure 4.1 (b)). Celui-ci dépend du temps d'intégration du détecteur, de la vitesse du satellite et de la taille du champ de vue dans la direction de déplacement, (direction ALT ALong-Track). Notons que la modulation optique effectuée par le DD-CASSI est telle que, malgré le chevauchement, nous pouvons éviter les redondances dans les mesures.

4.1.2 Poids, volume et consommation électrique

L'arrivée des CubeSats au début des années 2010 puis des Nanosats, et leur utilisation de plus en plus répandue pour les missions d'observation, induit des contraintes renforcées sur le volume, la masse et la consommation électrique des instruments. Malgré la tendance baissière des prix de mise en orbite, l'optimisation de ces paramètres reste clé dans le processus de conception. Cette tendance va de pair avec l'augmentation du nombre d'initiatives à but commercial dans le spatial [131] dont les contraintes de conception sont différentes de celles des missions institutionnelles à but scientifique.

Il convient, justement, de discerner deux catégories de missions spatiales. La première, qui existe depuis plusieurs décennies, est celle des missions institutionnelles et militaires de grande envergure. PRISMA et EnMap [30, 18, 29], discutées au chapitre 1, ont des instruments qui pèsent une centaine de kilos chacun, et qui sont embarqués à bord de grandes plateformes (plusieurs mètres cubes et pesant aux alentours d'une tonne). Les performances des instruments optiques sont excellentes sur une large plage spectrale, au prix d'un système optique complexe et d'une optomécanique lourde. Notons qu'en terme de consommation d'énergie, l'instrument de PRISMA consomme en moyenne 110 W, et EnMap environ 250 W. Ces consommations n'incluent pas le traitement des données qui est effectué au sol par des stations dédiées. Ces deux missions européennes sont à buts scientifiques, et leurs instruments n'ont pas vocation à être produits en série. Si les contraintes de masse, de volume et de consommation existent évidemment pour ce type de missions, elles sont cependant dimensionnées pour permettre le développement d'instruments relativement lourds et volumineux.

A contrario, la deuxième catégorie de missions regroupe celles menées avec des CubeSats et des Nanosats, donc des plateformes à bas coût individuel. Elles demandent des instruments plus compacts et à consommation énergétique faible. L'instrument HyperScout [43], par exemple, a un volume de 2 L, une masse de 1,7 kg et une consommation de 12 W. Bien sûr ses performances sont réduites en comparaison de celles proposées par EnMap et PRISMA mais sont suffisantes pour répondre à certains besoins. Mais en multipliant les instruments à bas coût, on peut augmenter fortement la résolution temporelle des données et ainsi permettre le développement de nouvelles applications.

4.1.3 Résistance aux conditions extrêmes

Les composants et la structure des instruments embarqués à bord des satellites évoluent dans des conditions extrêmes. Les variations de température, de pression, de vibration, d'exposition aux radiations et les contaminations, contraignent fortement le choix des composants et des matériaux. Les instruments doivent être capables de résister à ces conditions difficiles en conservant leurs performances.

Pour les satellites, il existe plusieurs modes de fonctionnement pour lesquels la gestion de la température est différente. En mode opérationnel, c'est-à-dire pendant la mission, le détecteur (et parfois même la charge utile complète), est refroidi à des températures pouvant atteindre les -50°C . Mais pendant les phases de mise à poste, ou durant le mode secours, les composants peuvent subir des variations de température importantes, allant de -60°C à 120°C et avec des gradients de température supérieurs à 3°C par minute [132]. En électronique, de telles conditions

thermiques sont susceptibles d'induire un certain nombre de défaillances : fissuration ou délaminage des puces, rupture des fils de liaison, etc... Les composants sont donc qualifiés avec, pour référence, les phases non-opérationnelles. Durant le dimensionnement, une attention particulière est portée aux matériaux utilisés et à la forme, ainsi qu'à la taille, des objets du système.

Le mot « radiations » est un terme général qui englobe différents flux de particules telles que les photons, les électrons, les protons, ou les ions. Leur énergie varie de quelques eV à plusieurs centaines de GeV et interagissent avec le nuage d'électrons (particules ionisantes) ou avec le noyau des atomes (particules non-ionisantes qui perturbent les réseaux cristallins). La connaissance des interactions entre ces particules et les matériaux embarqués à bord des satellites permet d'anticiper les points de défaillance et la vitesse de dégradation des composants et des structures [133]. Différents moyens sont mis en œuvre pour limiter la dégradation des matériaux. Les circuits électroniques sont durcis aux rayonnements ionisants car réalisés sur matériaux isolants (principalement oxyde de silicium et oxyde d'aluminium). Côté optique, les verres utilisés en amont du système sont généralement en silice, pour protéger les optiques en aval et le détecteur.

La contamination moléculaire peut aussi poser des problèmes et nécessite des précautions. Les couvertures de survie, dans lesquelles sont entourées les satellites, peuvent contenir des particules d'eau malgré plusieurs passages au four pour s'en débarrasser. En effet, toute substance soumise au vide peut potentiellement libérer des gaz piégés et contaminer par condensation les matériaux voisins. Une attention particulière doit être portée au choix de tous les composants à l'intérieur du satellite (et notamment aux colles utilisées) pour éviter de telles contaminations.

4.2 Choix structurants et configurations optiques

Les différentes options d'architectures optiques sont étudiées à la lumière des besoins opérationnels mais aussi des contraintes de l'environnement discutées dans la section précédente. Dans la suite de ce chapitre, nous cherchons à proposer un instrument dont les composants sont spatialisables (ou pour lesquels il existe des alternatives spatialisables), économe en flux lumineux et proposant des performances spatiales et spectrales intéressantes pour l'observation de la Terre. Nous mettons ainsi de côté les questions d'optimisation de poids, de volume et de consommation électrique. De même, l'électronique n'étant pas au cœur de cette thèse, nous avons choisi d'utiliser des modules standards, non durcis aux radiations.

4.2.1 Masques programmables

Le masque est un des composants structurant du DD-CASSI. Associé aux éléments dispersifs, il permet le filtrage des composantes spectrales. La qualité du filtrage du système dépend de la nature du masque utilisé. Dans la littérature, différentes technologies de modulateurs spatiaux de lumière ont été mises en œuvre.

Face aux différentes options de masques adaptatifs, nous avons défini des premiers critères de sélection : disponibilité du composant, plage spectrale utilisable, robustesse du composant et qualification pour le spatial.

Masques à cristaux liquides

Les masques à cristaux liquides sont utilisés depuis la fin des années 1980 [134, 135]. L'utilisation de cristaux liquides permet d'afficher des motifs en niveaux de gris. Ils fonctionnent sur le principe du contrôle électrique des propriétés optiques des couches de cristaux liquides, le plus souvent des cristaux liquides nématiques (voir la figure 4.2). Ce contrôle permet de moduler l'amplitude et/ou la phase de la

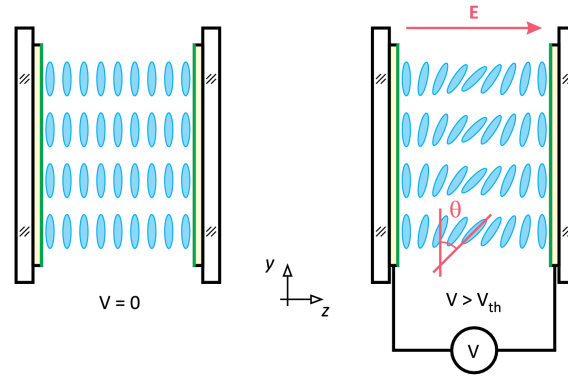


FIGURE 4.2 – Deux états d'un pixel d'un masque à cristaux liquides en transmission. Extrait de [136].

lumière passant à travers chaque pixel du masque.

Spectralement, ces composants présentent une bande passante limitée. Le spectre d'absorption de ces cristaux liquides limite leur utilisation au visible et au proche infrarouge [137, 138] et sur des plages spectrales de quelques centaines de nanomètres. De plus, les propriétés de transmission et de réjection des cristaux liquides ne sont pas idéales. Quand un pixel est OFF il y a tout de même une partie de la lumière qui passe. De même, quand le pixel est ON, une partie du flux lumineux n'est pas transmise. Dans le contexte d'observation de la Terre pour lequel les flux disponibles sont faibles, il faut aussi considérer le fait que les composants à cristaux liquides sont souvent des systèmes sensibles à la polarisation qui rejettent environ 50% de la lumière incidente [138]. Finalement, le taux de rafraîchissement du masque, de l'ordre de 60 Hz, est assez faible en comparaison avec les autres technologies.

Les masques reposant sur les cristaux liquides présentent tout de même des avantages non négligeables pour une utilisation en environnement spatial : l'absence de mouvements mécaniques lors de l'actuation et une électronique qui craint peu les radiations. Une étude menée par Oton et al. [139] a examiné la réponse de nombreux composants à cristaux liquides soumis à un environnement spatial simulé (tests d'ionisation, de vibrations, thermiques, ...). Tous les composants ont passé les tests avec des dégâts nuls ou négligeables sur la structure de la cellule, l'alignement des cristaux liquides, et le temps de réponse.

Matrices de micro-miroirs

Les matrices de micro-miroirs reposent sur la technologie MEMS utilisée pour une large variété d'applications [140, 141]. Les systèmes qui nous intéressent ont été initialement développés au milieu des années 1990 par la société *Texas Instrument*. Ils mettent en œuvre une puce contenant des micro-miroirs orientables tel qu'illustré figure 4.3. C'est en contrôlant l'orientation des miroirs par champ électrostatique que

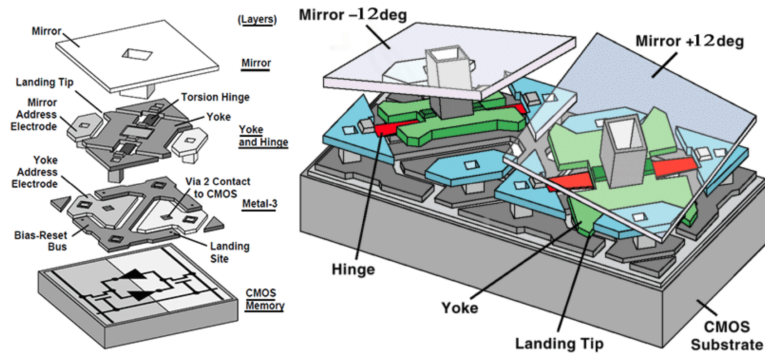


FIGURE 4.3 – Description simplifiée de la composition d'une matrice de micro-miroirs. Extrait de [142].

l'on définit un motif sur le masque.

Détaillons les caractéristiques de ces masques. Leur taux de rafraîchissement est très élevé, de l'ordre de plusieurs kHz. Celui-ci permet de changer de motif entre chaque acquisition, voire même plusieurs fois par acquisition, et à la fréquence requise en observation de la Terre (de l'ordre du kHz tel que discuté dans la section 4.1.1). Dans notre cas, nous souhaitons utiliser le composant pour moduler la lumière sur une plage spectrale relativement importante ([400-2500] nm). Contrairement aux masques à cristaux liquides, les matrices de micro-miroirs ne présentent pas de limitations intrinsèques en terme de plage spectrale. Notons tout de même que les modèles utilisés fréquemment sont ceux de la société *Texas Instrument* qui dépose une fenêtre en verre avec des revêtement anti-reflets devant la matrice de micro-miroirs, limitant ainsi son utilisation aux longueurs d'onde inférieures à 2500 nm. De surcroît, il existe 4 types de traitements anti-reflets qui couvrent les plages [350-420], [400-700], [800-2000] et [700-2500] nm. En essayant de couvrir l'ensemble de la plage spectrale d'intérêt, [400-2500] nm, nous risquons de voir apparaître des effets indésirables (bien que les courbes de transmission tracées dans la documentation de *Texas Instrument* n'indiquent aucune incompatibilité majeure).

Une des problématiques que rencontrent les établissements de recherche et les industriels européens, est le nombre très faible de fournisseurs capables de proposer des composants de ce type avec un niveau de maturité technique suffisant. Dans le cadre du projet spatial SURPRISE discuté dans la section 1.1.2, le premier rapport déposé en juillet 2021 fait le constat de ce manque [48] et il semble qu'une collaboration se soit mise en place entre une série d'acteurs européens parmi lesquels le Centre Suisse d'Electronique et de Microtechnique et l'IPMS, un institut Fraunhofer allemand, en vue de produire des matrices de micro-miroirs européennes qualifiées pour le spatial [143]. Si les détails de cette collaboration n'ont pas encore été rendus publics, l'IPMS a déjà démontré la capacité de prototyper des composants de ce type (voir la figure 4.4).

Des travaux concernant la spatialisation des matrices de micro-miroirs avaient déjà été menés en 2011. Une étude européenne, financée en partie par l'ESA, a évalué positivement les performances et la robustesse d'une matrice de micro-miroirs développée par *Texas Instrument* en environnement spatial. Elle a consisté en des tests d'opérabilité et de vérification de la non-dégradation du composant dans des

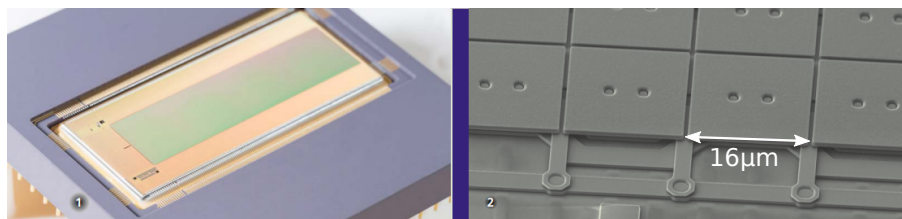


FIGURE 4.4 – Photographies des matrices de micro-miroirs développées à l'IPMS.

conditions particulières de température, de vide, de radiations, de vibrations et de chocs [49].

Choix du masque

La matrice de micro-miroirs est le composant qui a été retenu. Elle permet de travailler sur une large plage spectrale qui convient aux besoins de l'observation de la Terre. Les essais soutiennent le fait que le composant est robuste et qu'il supporte l'environnement spatial [143, 49]. De plus, les matrices de micro-miroirs développées par *Texas Instrument* sont peu onéreuses (entre 100 et 10 000 euros, en fonction du modèle et avec le module électronique de contrôle) et le temps d'approvisionnement est faible (quelques semaines). Ces composants de *Texas Instrument* sont appelés DMD, pour « Digital Micromirror Devices ».

Notons que les masques fixes peuvent être une solution robuste et à bas coût si la programmabilité du masque n'est pas nécessaire. Dans le contexte de cette thèse cependant, nous avons cherché à proposer un système CASSI adaptatif (donc avec un masque programmable) pour pouvoir tester différentes approches.

4.2.2 Limitations de la plage spectrale

Les domaines applicatifs décrits dans la section 1.1 nécessitent une plage spectrale de fonctionnement qui s'étend de 400 nm à 2500 nm. Cette plage n'est couverte que par très peu de catégories d'optiques et de détecteurs. De surcroît, dans le contexte de cette thèse, nous nous sommes contraints à n'utiliser que des composants disponibles sur étagères en vue de limiter les délais d'approvisionnement.

Optiques

On distingue deux catégories d'optiques : réfléchives et réfractives. La première est largement utilisée en environnement spatial car plus résistante aux conditions extrêmes (coefficient de dilation thermique faible, bonne tenue aux radiations), achromatique, et permettant de concevoir des systèmes compacts. Les miroirs utilisés pour réaliser des imageurs sont généralement usinés sur mesure, et les temps d'approvisionnement sont longs, notamment à cause du polissage qui peut prendre plusieurs mois. En effet, nous n'avons pu trouver aucun miroir, disponible sur le marché, qui puisse être utilisé comme collimateur ou objectif dans notre système. Les aberrations dans le champ se révèlent rapidement trop importantes pour obtenir une image de bonne qualité dans les plans du masque et du détecteur.

Nous devons donc considérer les optiques réfractives pour notre système. Le constat est qu'aucun ensemble de lentilles (doublet, triplet, ou plus) ne permet de

garantir l'achromaticité sur une plage spectrale aussi large. Nous avons donc réduit cette plage en diminuant la borne supérieure de 2500 nm à 1700 nm. Deux ensembles de lentilles ont été sélectionnés : un objectif apochromatique de *OPTEC* (C1855) et un objectif de *StingRay* (SR2313-A01). Le second objectif semble pouvoir répondre à nos besoins mais le manque de transparence du fournisseur nous a amené à écarter cette solution. L'objectif V-SWIR de *OPTEC* propose des performances élevées (peu de d'aberrations sphériques et chromatiques) sur un domaine de fonctionnement suffisant pour notre application (champ de vue de l'ordre de la taille d'un DMD et grande ouverture). Ses performances optiques ont cependant un coût : l'objectif est lourd, volumineux (voir les caractéristiques présentées sur la figure 4.5) et coûte environ 6000 euros.

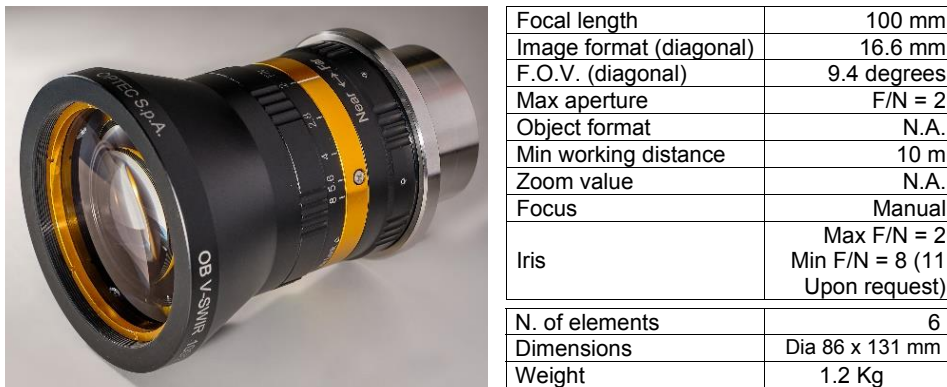


FIGURE 4.5 – Photographie et caractéristiques de l'objectif C1855 de *OPTEC* fonctionnant sur la plage [400-1700] nm.

Le poids et l'encombrement de l'objectif V-SWIR de *OPTEC* nous amènent à considérer de nouveau une réduction de la plage spectrale, en la ramenant au visible et au très proche infrarouge.

Les ensembles apochromatiques de *Thorlabs* (voir sur la figure 4.6) opèrent entre 400 nm et 750 nm avec une bonne résolution spatiale.

Comparés aux optiques précédentes, ces ensembles de lentilles ont l'avantage d'être légers (6× moins lourds) et compacts (10× moins encombrants). Dans la suite de ce chapitre, nous déterminerons si nous pouvons accepter le poids et le volume de l'objectif de *OPTEC*, ou si nous devons réduire notre plage spectrale et utiliser les ensembles, nommés « tube lenses », de *Thorlabs*.

Détecteurs

Compte tenu des optiques disponibles, nous avons étudié les solutions en InGaAs étendu et en silicium. *Raptor Photonics* propose des caméras 12 bits, dont certaines sont refroidies, avec des détecteurs CMOS en InGaAs qui couvrent la plage [400-1700] nm. Nous avons vu dans la section précédente que nous risquons de réduire la plage spectrale au visible et au très proche infrarouge. Dans cette perspective, nous avons aussi identifié une caméra 10 bits en silicium de *Imaging Source* qui couvre une plage spectrale plus réduite.

Pour conclure, remarquons que les limitations se sont portées en priorité sur les optiques, et non sur les détecteurs. Malgré les prix parfois élevés des caméras en InGaAs étendu, il existe des solutions sur étagères accessibles au grand public sur la

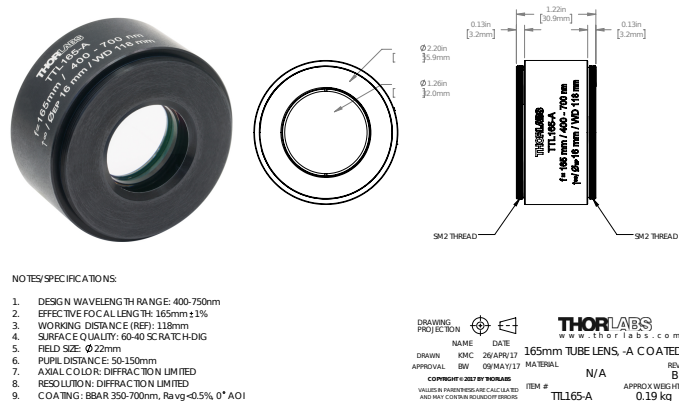


FIGURE 4.6 – Photographie et caractéristiques de l'objectif TTL165 de Thorlabs.

plage [400-1700] nm. Notons tout de même que sur la plage d'intérêt initiale (entre 400 nm et 2500 nm) il n'existe, à notre connaissance, qu'un seul détecteur capable de couvrir la totalité de la plage : le détecteur NGP de *Lynred* en HgCdTe (tellure de mercure-cadmium). Ce détecteur, très haute gamme, n'est utilisé que pour des instruments opérationnels, il sera par exemple intégré au spectromètre de la mission CO2M de l'ESA.

4.2.3 Compromis entre flux et compacité

Note préliminaire : Les discussions menées dans cette section utilisent le terme « lentille » pour désigner sans distinction : un collimateur et un objectif. Les logiques développées ici sont applicables aux systèmes avec des optiques en réflexion.

Architectures envisagées

Le compromis, récurrent en optique, entre quantité de lumière et compacité du système s'exprime à travers le choix d'utiliser un système optique déplié ou bien un système optique replié en double-passage.

Le système DD-CASSI proposé initialement par Gehm et al. en 2007 [61], puis en 2016 [115], est un système déplié, composé de quatre lentilles et de deux éléments diffractifs, comme illustré sur la figure 4.7 (a).

La configuration « dépliée » du double-disperseur conserve le flux au prix d'un certain volume, et d'une forte complexité du système optique.

Pour palier ces problèmes, un DD-CASSI en double-passage a été proposée par notre équipe de recherche [2],[4]. Il permet de réduire le nombre de composants optiques tel qu'illustré sur la figure 4.7 (b). En supprimant une lentille et un prisme de l'architecture, le volume de l'instrument est réduit et la calibration de l'instrument est grandement simplifiée. On se rapproche ainsi de l'encombrement du simple-disperseur tout en conservant la propriété de conservation de la structure spatiale propre au DD-CASSI. Cette version en double-passage nécessite cependant d'utiliser une lame semi-réfléchissante entre la première lentille et l'élément dispersif (voir la figure 4.7 (b)). Celle-ci induit ainsi une perte de 75 % du flux lumineux en comparaison avec un système DD-CASSI déplié. Malgré la simplification du système optique, cette perte de flux est difficilement acceptable en optique spatiale.

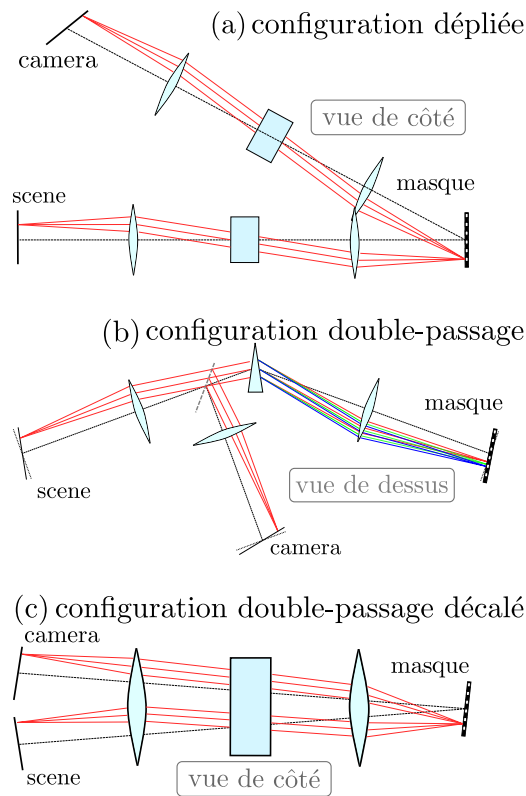


FIGURE 4.7 – Trois architectures optiques de DD-CASSI avec un masque en réflexion : (a) configuration initiale (dépliée) ; (b) en double-passage ; (c) en double-passage décalé.

Pour obtenir un système compact qui ne rejette pas 75 % de la lumière, il nous faut envisager des variantes qui concilient ces deux pré-requis. Une option est de concevoir un système en double-passage décalé. En augmentant la taille des optiques et du prisme, on réduit de 50% le nombre d'optiques principales (notons que des optiques supplémentaires seront sûrement nécessaires pour écarter le diaphragme de champ du détecteur). Cette architecture nécessite d'utiliser les optiques hors-axe tel qu'illustré sur la figure 4.7 (c). Cette option est envisageable avec des optiques réalisées sur mesure mais nécessite une bonne optimisation pour s'affranchir des aberrations. Une implémentation d'un prototype avec une architecture en double-passage décalé a été réalisée par l'équipe de Goldstein [69] ; elle est illustrée figure 4.8.

Choix de l'architecture

Le choix de notre architecture a été principalement dicté par les contraintes de temps de réalisation des optiques. Si les configurations en double-passage décalé sont particulièrement adaptées aux contraintes du spatial, nous ne les avons pas considérées pour notre prototype à cause des temps d'approvisionnement. La configuration double-passage a été étudiée car elle diminue le nombre d'optiques nécessaires mais la perte de flux n'était pas acceptable pour un instrument à visée spatiale. Le choix a finalement été porté sur la configuration dépliée.

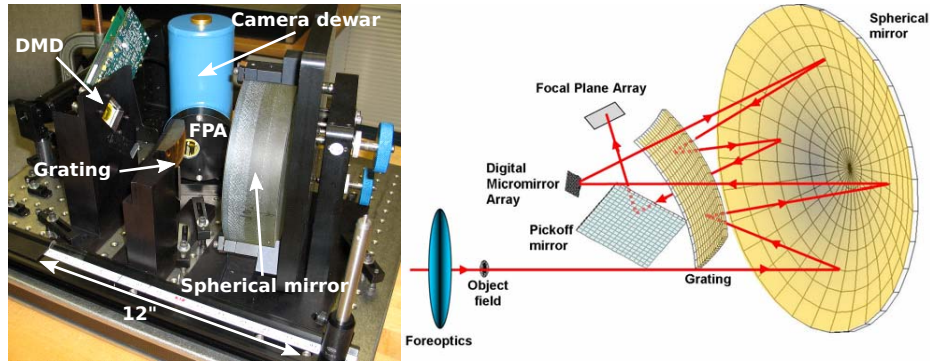


FIGURE 4.8 – Prototype FAROS avec une architecture en double-passage décalé. Extrait de [69].

4.2.4 Orientation du masque

En utilisant un DMD, le filtrage spectral s'effectue en réfléchissant seulement certaines composantes dans le second sous-système optique (partie supérieure du système sur la figure 4.7 (a)). Les composantes sélectionnées sont ensuite recombinaison puis imagées sur le détecteur. Cette recombinaison permet de garantir la conservation de la structure spatiale de la scène dans le plan du détecteur, et constitue une propriété clé du DD-CASSI.

En évaluant différentes architectures optiques, nous avons mis en évidence l'importance de l'orientation relative entre la direction de déflexion par les micro-miroirs et la direction de dispersion par le prisme. Pour illustrer nos propos, nous utilisons deux architectures optiques illustrées sur les figure 4.9 et 4.10.

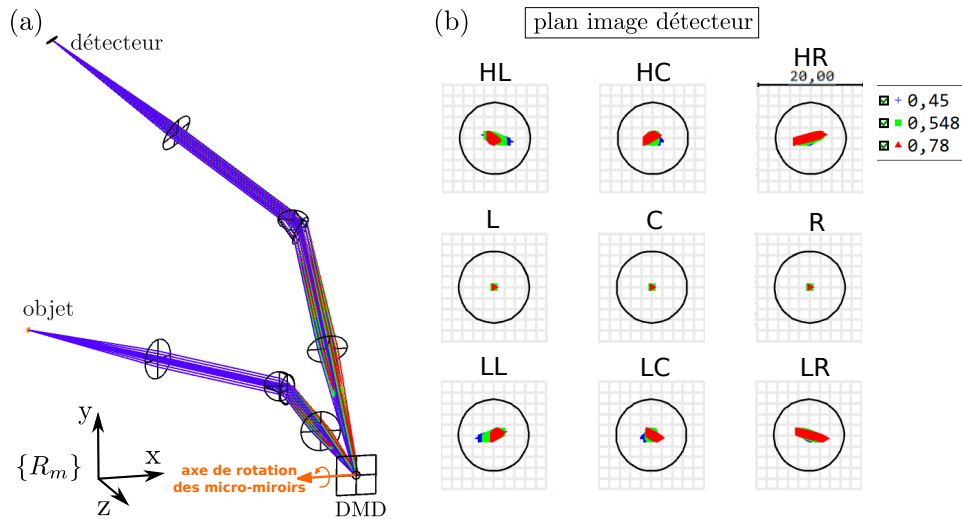


FIGURE 4.9 – Configuration perpendiculaire : (a) la déflexion se fait à la verticale et la dispersion par le prisme se fait à l'horizontale; (b) les *spot diagrams* obtenus par des simulations Zemax dans le plan du détecteur, pour 3 longueurs d'onde et pour différents points dans le champ de vue.

Sur la figure 4.9 (a), le DMD est orienté de façon à ce que la déflexion soit verticale, la dispersion par le prisme étant toujours horizontale. A l'opposé, sur la figure 4.10 (a), le DMD est orienté de façon à ce que la déflexion se fasse dans le même

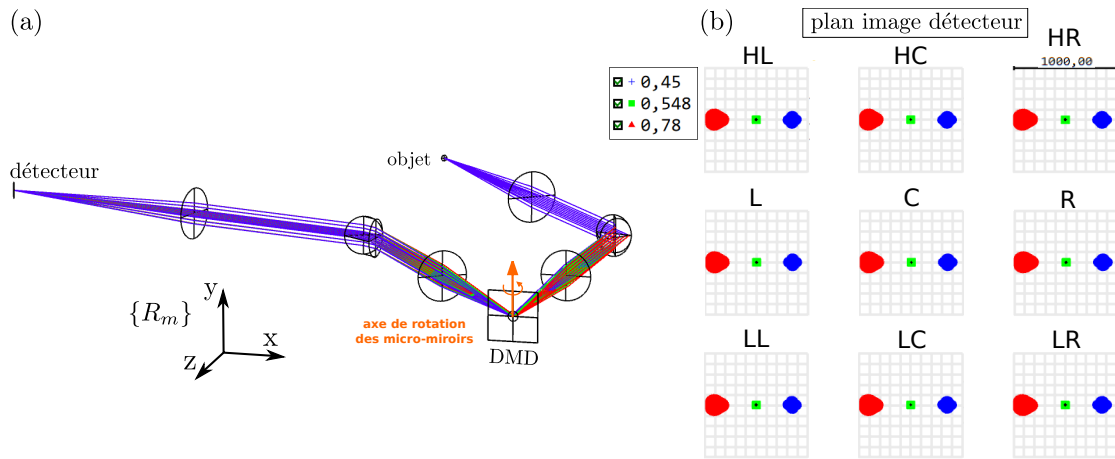


FIGURE 4.10 – Configuration colinéaire : (a) la dispersion et la déflexion se font tous les deux dans le plan horizontal ; (b) les *spot diagrams* obtenus par des simulations Zemax dans le plan du détecteur, pour 3 longueurs d’onde et pour différents points dans le champ de vue.

plan que la dispersion par le prisme. Les deux architectures, appelées respectivement perpendiculaire et colinéaire, n’ont pas les mêmes performances optiques. Nous avons pu mettre en évidence l’avantage d’utiliser la configuration perpendiculaire car elle limite les aberrations chromatiques venant dégrader la qualité des mesures.

Configuration colinéaire

Prenons d’abord, comme cas d’étude, la configuration colinéaire illustrée sur la figure 4.10 (a). Les simulations Zemax nous permettent d’évaluer la qualité de l’image obtenue : la figure 4.10 (b) présente les *spot diagrams* dans le plan du détecteur obtenus pour trois longueurs d’onde et pour différents points du champ de vue. Nous observons qu’il existe toujours une dispersion spectrale malgré la recombinaison qui aurait dû être opérée entre le DMD et le détecteur. Nous pouvons également noter l’existence d’un défocus, dépendant de la longueur d’onde.

Pour mieux comprendre ces phénomènes, nous avons schématisé le recombineur en configuration colinéaire sur la figure 4.11. Comme le DMD est incliné par rap-

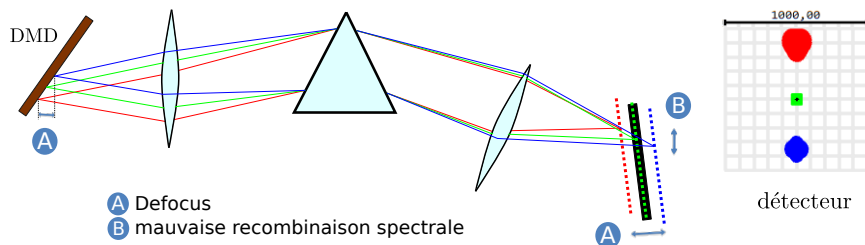


FIGURE 4.11 – Schéma du recombineur et des aberrations chromatiques liées à la configuration colinéaire. La déflexion et la dispersion se font toutes les deux dans le plan horizontal.

port à l’axe optique du recombineur, le détecteur doit lui aussi être incliné pour obtenir une image nette, (loi de Scheimpflug [144]). Dans cette configuration colinéaire, la dispersion spectrale se fait le long de la direction inclinée du DMD. Il en

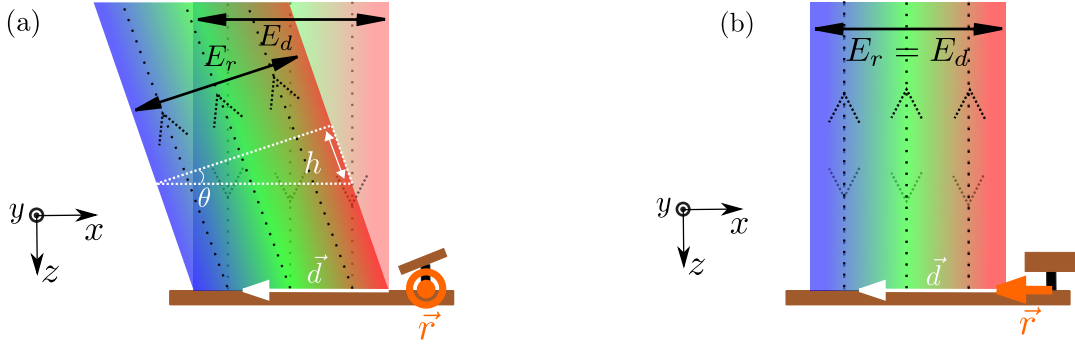


FIGURE 4.12 – Les problèmes de recombinaison liés à la direction de déflexion. Figure (a), il existe une compression de l'étalement spectral E_r vu par le recombineur : $E_r < E_d$. Figure (b), il y a conservation de l'étalement spectral vu par le recombineur : $E_r = E_d$

résulte que chaque longueur d'onde s'image dans un plan différent (pointillés sur la figure 4.11). En optimisant la position du détecteur sur la longueur d'onde centrale, les longueurs d'ondes plus courtes ($0,45 \mu\text{m}$, en bleu) sont focalisées après le détecteur, les longueurs d'ondes plus grandes ($0,478 \mu\text{m}$, en rouge) sont focalisées avant. Ceci explique le flou dépendant de la longueur d'onde observé sur la figure 4.11. Pour comprendre pourquoi la loi de Scheimpflug ne suffit pas, en configuration colinéaire, pour obtenir une image de bonne qualité, il nous faut la comparer à la configuration perpendiculaire, qui permet de s'affranchir des problèmes de recombinaison et de défocus.

Comparaison entre les configurations

La figure 4.12 compare les déflexions induites par le DMD dans les deux configurations. Nous avons choisi d'illustrer en pointillés les rayons principaux correspondant à trois longueurs d'onde. La mauvaise recombinaison spectrale en configuration colinéaire s'explique par la différence entre E_d , l'étalement spectral créé par le disperser, et E_r , l'étalement spectral vu par le recombineur. En effet, il existe une compression dans la direction de dispersion spectrale qui induit une dissymétrie entre le premier sous-système, le disperser, et le second, le recombineur. Vu du recombineur, l'étalement spectral E_r , s'écrit :

$$E_r = E_d \cos(\theta) \quad (4.1)$$

avec θ l'angle induit par la réflexion sur les micro-miroirs tel qu'illustré sur la figure 4.12. Les angles incidents sur le prisme P_2 ne sont donc pas les mêmes que sur le prisme P_1 , d'où les problèmes de recombinaison spectrale au niveau du détecteur. On remarque que dans le cas de la configuration perpendiculaire illustrée sur la figure 4.12 (b), il y a conservation de l'étalement spectral vu par le recombineur avec $E_r = E_d$.

Le défocus observé entre les différentes longueurs d'onde dans le plan du détecteur, pour la configuration colinéaire, provient également de l'orientation entre la direction de dispersion et la direction de déflexion. Celui-ci est égal à la distance h illustrée sur la figure 4.12 (a) qui s'exprime comme :

$$h = E_d \tan(\theta) \quad (4.2)$$

4.3 Le prototype HYACAM-EO

Un prototype de double-disperseur CASSI a été développé sur la base des analyses présentées dans la section 4.2. Pour résumer, l'instrument doit être économe en flux, présenter plus d'une centaine de bandes spectrales, une bonne résolution spatiale, et doit reposer uniquement sur des composants sur étagère. L'objectif de ces contraintes est d'obtenir un prototype représentatif d'un contexte d'observation de la Terre. HYACAM-EO est l'acronyme de « Hyperspectral adaptive camera for Earth Observation » ou « caméra hyperspectrale adaptative pour l'observation de la Terre » en français.

4.3.1 Description des composants utilisés

Pour rappel, les composants principaux du DD-CASSI sont les quatre lentilles, les deux éléments diffractifs, le DMD et le détecteur. Les analyses développées dans la section 4.2 et l'étude des composants disponibles sur le marché, ont permis de définir les composants les plus adaptés à ce travail.

Masque

Nous avons vu dans la section 4.2.1 que le DMD correspond à nos besoins de programmabilité du masque. Il est compatible avec un environnement spatial et nous pouvons facilement nous en procurer auprès de revendeurs de *Texas Instruments*. Il existe cependant plusieurs modèles de DMD qui diffèrent par la technologie employée, l'arrangement des micro-miroirs, leur taille et leur nombre.

Les deux grandes familles de DMD sont les matrices reposant sur la technologie « Tilt Only Pixels », ou TOP, qui existent depuis la fin des années 1990, et celles reposant sur la technologie « Tilt and Roll Pixels », ou TRP, mises en vente depuis 2016. Ces deux types de DMD diffèrent par la façon dont ils actionnent leurs micro-miroirs (voir la figure 4.13).

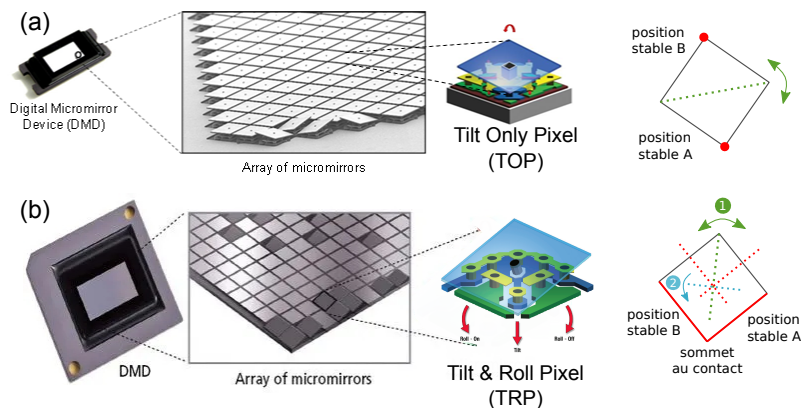


FIGURE 4.13 – Deux technologies micro-miroirs : (a) Tilt Only Pixel (TOP) basculant autour de leur diagonale, les positions stables sont deux sommets opposés (positions A et B) ; (b) Tilt & Roll Pixel (TRP) qui basculent en gardant un sommet en contact avec le substrat, les deux positions stables étant les deux côtés adjacents (positions A et B). D'après [142] & [145].

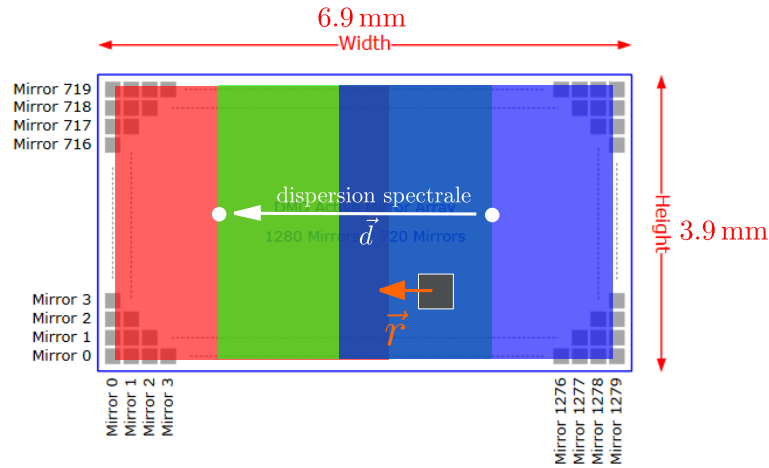


FIGURE 4.14 – La configuration adoptée au niveau du DMD avec le DLP3010. Elle nécessite l'utilisation des DMD TRP, la direction de dispersion spectrale est alignée avec le grand côté du DMD. La déflexion se fait selon le petit côté.

Avec la technologie traditionnelle TOP, le micro-miroir bascule autour de sa diagonale. Les deux positions stables correspondent au contact entre le substrat et l'un de deux sommets de part et d'autre de cette diagonale (positions A ou B sur la figure 4.13 (a)).

Pour les DMD TRP, le basculement du micro-miroir se fait en conservant toujours le contact avec l'un des sommets du miroir et le substrat. Les deux positions stables correspondent ainsi au contact entre le substrat et l'un des deux côtés contenant ce sommet (positions A et B sur la figure 4.13 (b)).

Compte-tenu des analyses menées dans la section 4.2.4, il faut utiliser un DMD qui nous permette d'adopter la configuration perpendiculaire pour notre système optique tout en maximisant les autres paramètres qui nous intéressent ici : la qualité du filtrage réalisé par les micro-miroirs et le taux de remplissage du DMD (le ratio entre la surface du DMD sur laquelle est imagée une information spectrale de la scène et la surface totale du DMD).

Les DMD exploitant des micro-miroirs de type TOP posent des difficultés pratique lorsque l'on cherche à se placer dans la configuration perpendiculaire. Il est en effet nécessaire d'orienter la matrice de DMD de façon à ce que la dispersion de fasse le long d'une diagonale d'un micro-miroir. Ceci introduit un certain nombre de complications expérimentales et ne fournit pas la meilleure qualité de filtrage spectral [4].

Pour répondre aux différents besoins listés ci-dessus, la solution optimale est d'utiliser le DMD tel qu'illustré figure 4.14. Les matrices de micro-miroirs correspondantes à cette figure sont exclusivement des DMD TRP. En 2020, quand nous avons sélectionné le DMD pour notre prototype, les modèles DLP2010 et DLP3010 étaient les seuls TRP à être inclus dans des modules de tests avec électronique associée. Nous avons finalement fait le choix du DLP3010, une matrice de 1280 par 720 micro-miroirs, car le DLP2010 avait une surface utile trop faible.

Éléments diffractifs

Lors de la conception d'un instrument hyperspectral, le choix de l'élément diffractif dépend tout d'abord des besoins en résolution spectrale, en sensibilité à la polarisation et en efficacité de transmission. Dans un contexte d'observation de la Terre, nous avons établi que plusieurs centaines de bandes étaient nécessaires entre pour répondre aux besoins opérationnels (voir le chapitre 1). Par souci de représentativité, nous avons cherché à obtenir plusieurs centaines de bandes sur la plage spectrale de notre instrument ([450-750] nm). Le nombre de bandes est défini au niveau du DMD par l'étalement spectral, la résolution spatiale dans ce plan et la taille des micro-miroirs dans la direction de dispersion.

Pour obtenir le nombre de bandes nécessaire avec le DMD choisi, il nous faut un étalement spectral de l'ordre de 3 mm tel qu'illustré sur la figure 4.14. Deux options sont possibles : prismes ou réseaux de diffraction. Les réseaux de diffraction offrent un étalement spectral presque linéaire mais une sensibilité plus importante à la polarisation. Les analyses de dimensionnement ont mis en évidence que les réseaux de diffraction sur étagères étaient trop dispersifs pour l'étalement spectral visé. Plus précisément, nous n'avons pu trouver aucun réseau en dessous de 150 lignes/mm. En association avec un assemblage de lentilles de 100 mm de focale, un réseau avec 150 lignes/mm induit un étalement spectral de près de 5 mm sur la plage spectrale considérée (nous verrons dans la section suivante que les lentilles avec des longueurs focales inférieures à 100 mm n'étaient pas une option viable). De surcroît, l'efficacité des réseaux est faible sur une large plage spectrale.

Nous avons donc porté notre attention sur les prismes. Comparés aux réseaux, leur principal défaut est d'induire une dispersion spectrale non-linéaire. Cependant, ils offrent une sensibilité moindre à la polarisation et une efficacité supérieure sur une large plage. En outre, contrairement aux réseaux, les prismes ne posent pas de problèmes de superpositions d'ordres de diffraction.

Si la plage spectrale considérée pour ce prototype est trop restreinte pour que cette superposition apparaisse, le problème se pose quand on considère la plage spectrale complète d'observation de la Terre. Le choix du prisme a été basé sur les deux critères d'étalement spectral produit et de facilité d'approvisionnement. Les analyses de dimensionnement nous ont amenées à choisir des prismes équilatéraux en BK7. Sur la plage spectrale [450-750] nm et avec un assemblage de lentilles de longueur focale 165 mm, l'étalement spectral produit est de 3,4 mm, correspondant ainsi à l'objectif.

Note : Nous n'avons pas cherché à réduire les distorsions en utilisant des assemblages de prismes [146] car il nous manque encore aujourd'hui la réponse à la question suivante : quelles distorsions, dans le plan du DMD, impactent la qualité de la classification effectuée sur l'image compressée ? Pour y répondre, il faudrait mener des tests à l'aide du simulateur SIMCA auquel on associerait un ou plusieurs algorithmes de classification.

Optiques

Les analyses de la section 4.2.2 nous ont amenées à choisir entre les objectifs C1855 de *OPTEC* et les tube lenses de *Thorlabs*. Après des discussions menées avec Xavier Dollat, ingénieur mécanique au LAAS, nous avons décidé d'écarter les objectifs d'*OPTEC*, jugés trop massifs et volumineux pour la structure mécanique

envisagée pour le prototype.

Nous nous sommes donc restreints à la plage [450-750]nm et reportés sur les optiques TTL-165 de *Thorlabs*, de longueur focale 165 mm (voir la figure 4.6). Les TTL-165 ont une bonne achromaticité mais une ouverture numérique faible, de 0,05.

4.3.2 Configuration optique en double M

Suite aux analyses de la section 4.2.3 et pour conserver le flux, nous avons choisi une architecture dépliée pour HYACAM-EO. Il convient donc de concevoir deux systèmes optiques distincts pour le disperser et le recombineur.

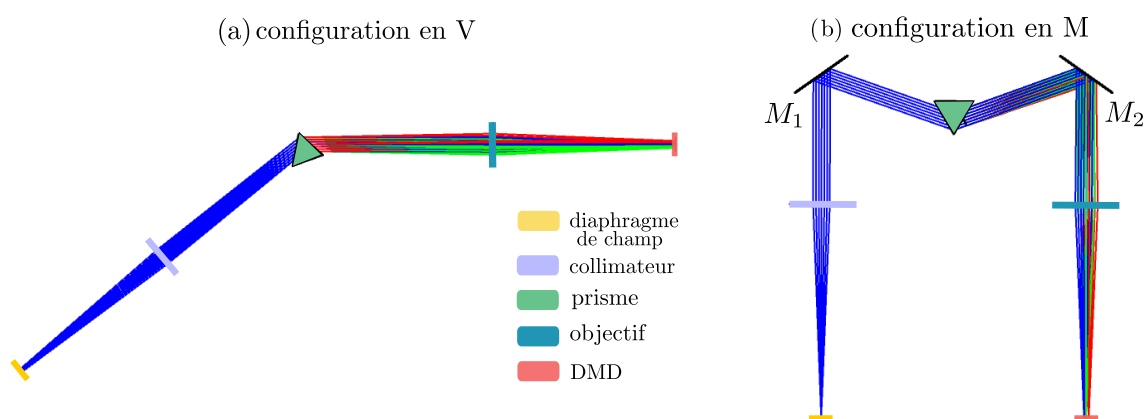


FIGURE 4.15 – Repliement du système optique du disperser : on passe d'une configuration en V (a) à une configuration en M (b).

Le système optique présenté sur la figure 4.15 (a) consiste à placer les optiques les unes après les autres, en les centrant autour du minimum de déviation pour la longueur d'onde centrale, $\lambda_c = 532$ nm. On obtient ainsi une configuration en V.

Pour améliorer la compacité du système et faciliter l'alignement, nous avons choisi d'utiliser deux miroirs de repli, M_1 et M_2 (voir la figure 4.15 (b)), qui donnent une configuration en M. En effet, cette configuration en M permet de figer le collimateur, l'objectif (tous les degrés de liberté) et la position du prisme (les trois translations). Nous obtenons ainsi un système qui tient sur un support de 200×120 mm² et dont l'alignement se fait principalement grâce aux miroirs M_1 et M_2 .

La même configuration est mise en œuvre pour le recombineur, comme cela est illustré sur la figure 4.16, à un détail près. Pour éviter que la position du plan image se superpose avec celle du plan objet de l'instrument, un dernier miroir de repli, M_5 est placé entre l'objectif et le détecteur (voir sur la figure 4.16 (b)). Le recombineur est placé au dessus du disperser, résultant en une configuration « dépliée en M ».

4.3.3 Caractéristiques spatiales et spectrales

Les caractéristiques spatiales et spectrales du prototype ont été établies à partir de simulations optiques effectuées avec le logiciel Zemax [110]. La qualité de l'image est à étudier dans les deux plans du DMD et du détecteur.

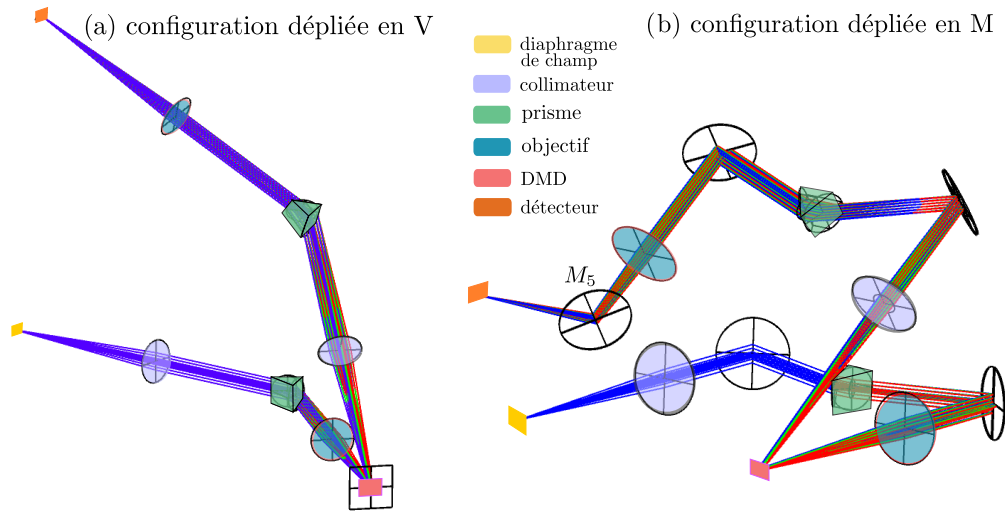


FIGURE 4.16 – Repliage des deux sous-systèmes disperser et recombineur : (a) architecture dépliée avec deux configurations en V ; (b) architecture dépliée avec deux configurations en M, donc plus compacte.

Caractéristiques spectrales

Dans le plan du DMD, la qualité image définit la résolution de filtrage spectral, c'est-à-dire la finesse des bandes spectrales que le DMD peut sélectionner et qui seront ensuite mélangées dans le plan du détecteur.

Les caractéristiques du système optique sont décrites dans le tableau 4.1.

Champ de vue	$3,4 \times 3,4 \text{ mm}^2$
Nombre d'ouverture	12,7
Plage spectrale	[450-750] nm
Nombre de bandes spectrale	210

Tableau 4.1 – Principales caractéristiques optiques du prototype

La résolution spatiale est ici limitée par diffraction, c'est donc la longueur d'onde maximale du système, 750 nm, qui correspond au pire cas dans le plan du DMD. La MTF (Modulation Transfer Function) de cette première partie du système (du diaphragme de champ au DMD) est illustrée sur la figure 4.17. Pour cette MTF la résolution spatiale est évaluée à $12 \mu\text{m}$ avec le critère de Rayleigh et compte tenu de l'étalement spectral, on peut, en groupant les micro-miroirs, obtenir environ 210 bandes d'une largeur moyenne de 1,4 nm (une bande par groupe de 3 micro-miroirs)

Caractéristiques spatiales

Dans le plan du détecteur, c'est la résolution spatiale de l'imageur qui est évaluée. Celle-ci inclut les diverses aberrations et les problèmes de recombinaison spectrale causés par les optiques réelles. Pour l'évaluer, nous avons pris les *spot diagrams*, obtenus par tracé de rayons, illustrés sur la figure 4.18, et la MTF géométrique illustrée sur la figure 4.19.

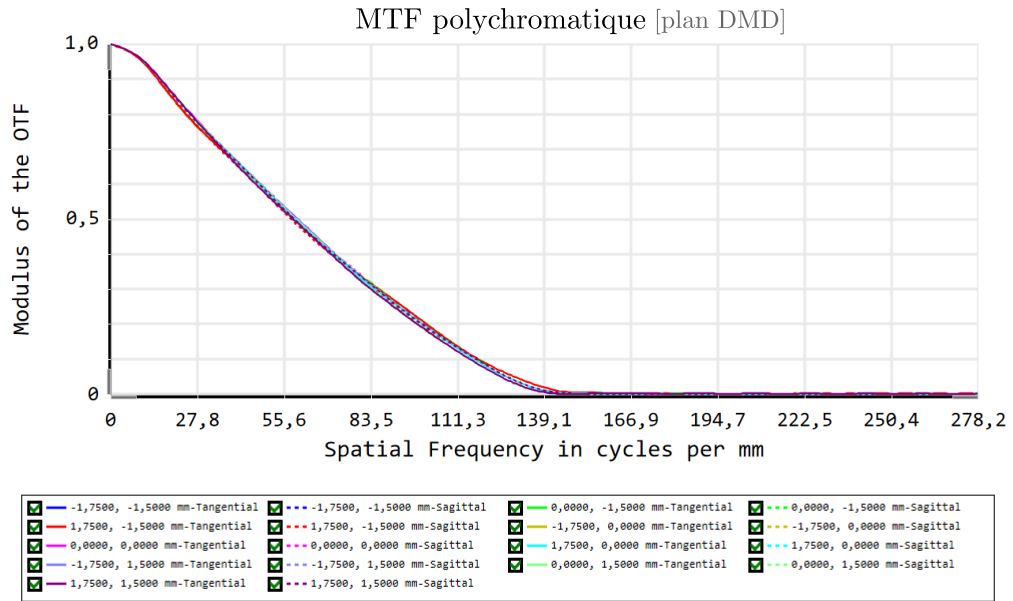


FIGURE 4.17 – MTF polychromatique dans le plan du DMD.

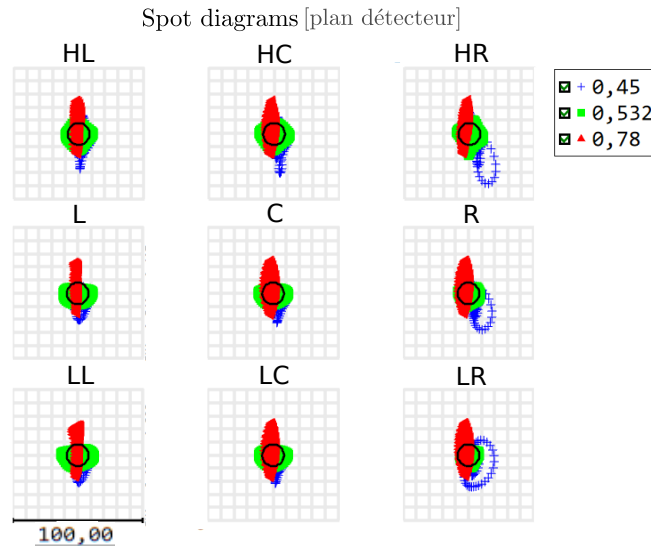


FIGURE 4.18 – Spot diagrams Zemax pour trois longueurs d'onde à différents points du champ dans le plan du détecteur.

Sur les *spot diagrams*, on évalue la qualité des points images à différentes longueurs d'onde et pour différents points du champ dans le plan du détecteur. Sur la figure 4.18, le cercle noir au centre de chaque sous-figure correspond au diamètre de la tache d'Airy. On observe des aberrations longitudinales (défocuss dépendant de la longueur d'onde), induites par nos optiques. Les rayons estimés à partir de ces analyses sont de 12-13 μm pour chaque longueur d'onde. Compte tenu des légers décalages de centroïdes pour les différentes longueurs d'onde, à partir de ces analyses on évalue à 20 μm la résolution spatiale de l'instrument dans le plan du détecteur. La MTF illustrée figure 4.19 présente des performances spatiales dégradées si nous les comparons à celles fournies par les *spot diagrams*.

Notons que les performances présentées ici sont données à partir d'une simulation qui utilise le modèle de DMD fournit par Zemax. Contrairement à ce que nous

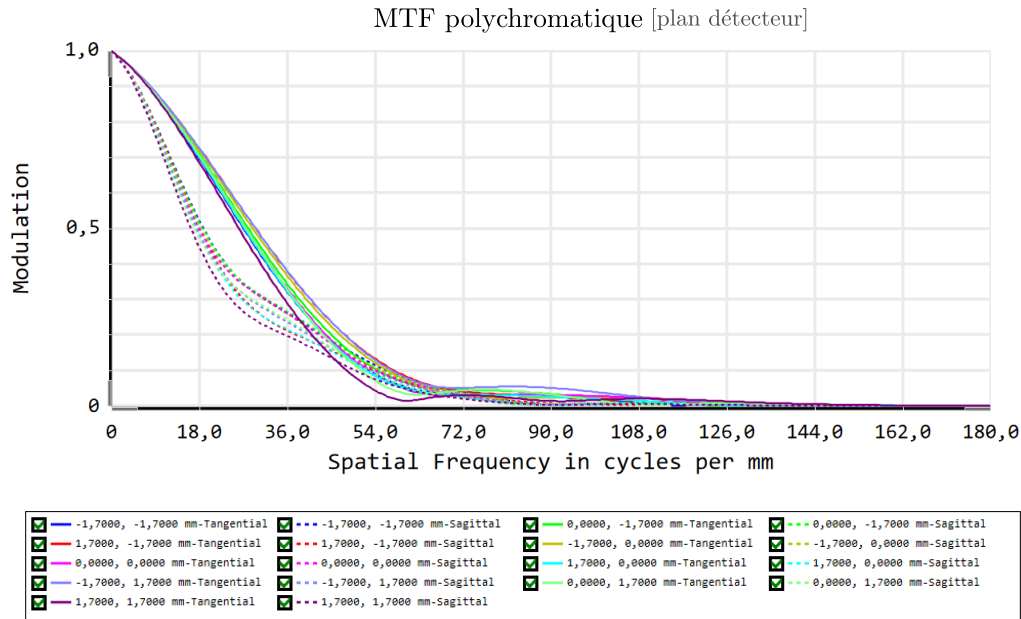


FIGURE 4.19 – MTF polychromatique dans le plan du détecteur.

avons vu dans la section 3.5.2, ce modèle ne considère pas le DMD comme un réseau. Aucune diffraction n'est donc induite par le composant, ce qui contredit les observations expérimentales [123, 124]. Ainsi, nous nous attendons expérimentalement à obtenir avec le prototype des performances en deçà des estimations présentées ici.

4.4 Bilan

Sur la base des travaux de la littérature et de discussions menées avec des industriels, les pré-requis de la spatialisation d'un instrument DD-CASSI ont été étudiés. La conception du système doit prendre en compte les contraintes décrites dans la section 4.1 : le mouvement du satellite, le flux de lumière limité, les restrictions concernant le poids, le volume et la consommation électrique, et les conditions extrêmes subies par le système embarqué à bord d'un satellite.

Deux types de masques dynamiques peuvent être employés dans ce contexte : les filtres à cristaux liquides et les matrices de micro-miroirs. Ces dernières ont l'avantage d'être moins sensibles à la polarisation de la lumière, d'être mieux adaptées à une utilisation sur une large plage spectrale, et d'avoir une fréquence d'actuation supérieure. Les analyses des sections 4.2.3 et 4.2.4 nous ont permis de mettre en évidence les architectures optiques « optimales ». La configuration dépliée nécessite de concevoir deux systèmes optiques distincts, pour le disperser et le recombiner, mais elle permet de conserver le flux. Il a été également démontré que le découplage de la direction de dispersion spectrale et de la déflexion par les micro-miroirs permet d'améliorer significativement les performances optiques du système.

Comme nous avons uniquement considéré des optiques sur étagères, l'instrument a été conçu sur une plage spectrale réduite, entre 450 et 750 nm. Les compromis concernant les différents composants à utiliser ont été discutés aux sections 4.2.2 et 4.3.1, et les performances de l'instrument ont été évaluées par simulations.

Chapitre 5

Réalisation du prototype HYACAM-EO

Le passage d'un instrument optique simulé à un instrument réel demande de concevoir les supports physiques pour les composants optiques, et de mettre au point des procédures qui garantissent les performances spatiales et spectrales. Il convient tout d'abord de définir, pour chaque composant, les degrés de liberté à conserver. Une analyse de tolérancement est effectuée au préalable pour évaluer les précisions nécessaires à chaque réglage. L'optomécanique de l'instrument, conçue pour répondre à ces besoins, doit permettre l'alignement du système optique. Pour soutenir l'ensemble, une structure métallique et plastique permet de bloquer certains degrés de liberté et de garantir la stabilité de l'alignement optique.

L'objectif principal de ce chapitre est de détailler la réalisation du prototype nommé *HYACAM-EO* pour « Hyperspectral Adaptive camera for Earth Observation ». L'instrument est une caméra hyperspectrale conçue pour opérer conjointement avec des algorithmes de traitement d'images. Les choix relatifs à la conception du prototype ont été discutés dans le chapitre 4. Face à la complexité du système optique, nous avons développé des outils physiques et logiciels pour faciliter l'alignement et l'étalonnage.

Les sections de ce chapitre détaillent tout d'abord les procédures et supports matériels conçus pour garantir l'alignement du système. Nous présentons ensuite une méthode d'étalonnage qui estime les paramètres du modèle analytique présenté au chapitre 2. Finalement, nous utilisons notre prototype pour mettre en évidence l'intérêt d'un échantillonnage spectral spécifique à chaque pixel.

5.1 Alignement optique

Notre prototype est composé de trois sous-systèmes (voir sur la figure 5.1) :

- ◇ le disperser : un spectromètre, avec un champ de vue 2D, à base de prisme ;
- ◇ le module DMD : une matrice de micromiroirs avec son électronique de contrôle ;
- ◇ le recombineur : un autre spectromètre à base de prisme, symétrique du disperser.

Cette section décrit d'abord la procédure d'alignement des deux spectromètres à prisme (le disperser et le recombineur). Chaque sous-système doit présenter les

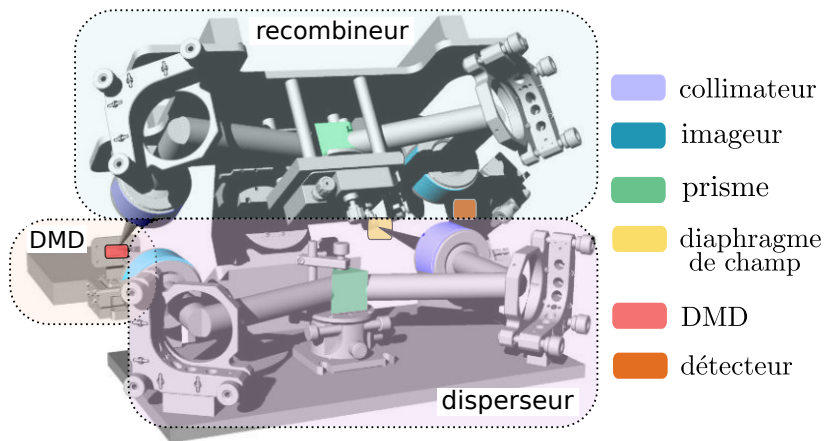


FIGURE 5.1 – Modèle 3D du prototype complet avec optomécanique et support. Les sous-systèmes disperseur, recombineur et le module DMD sont encadrés en pointillés.

performances spatiales et spectrales établies dans la section 4.3.3. De plus, les 2 sous-systèmes doivent être symétriques pour que l'instrument présente la caractéristique clé du DD-CASSI : la conservation de la structure spatiale de la scène dans le plan du détecteur. Dans un second temps, nous assurons l'alignement de la matrice de micro-miroirs par rapport aux sous-systèmes disperseur et recombineur. L'orientation et la position du DMD sont des paramètres clés qui garantissent les performances spatiales et spectrales. En fin de section, nous décrivons la méthodologie d'alignement du détecteur dans le plan image puis le réglage final qui permet de garantir la recombinaison des composantes spectrales dans le plan du détecteur.

5.1.1 Alignement d'un sous-système

L'optomécanique du recombineur est légèrement différente de celle du disperseur pour des raisons pratiques mais du point de vue optique, ils sont symétriques. Leurs procédures d'alignement sont donc similaires. Les étapes décrites dans cette section pour le disperseur peuvent également être appliquées pour le recombineur.

Les analyses de tolérancement ne sont pas décrites dans ce manuscrit mais l'optomécanique choisie offre suffisamment de degrés de liberté aux sous-systèmes pour assurer le positionnement précis des composants définis lors de la conception optique. La figure 5.2 présente le schéma du disperseur ainsi que les degrés de liberté à régler pour chacun des éléments qui le constituent. Le disperseur comprend deux lentilles L_1 & L_2 fixes, deux miroirs de repli M_1 & M_2 avec deux degrés de liberté en rotation et un en translation ainsi qu'un prisme P_1 avec trois degrés de liberté en rotation.

Les lentilles sont ainsi tenues sur des supports en aluminium fixes, solidaires du support de disperseur (voir la figure 5.3). L'ensemble a été usiné par Xavier Dollat au sein de l'atelier mécanique du LAAS-CNRS. Les miroirs de repli M_1 et M_2 sont montés sur des supports avec des ajusteurs différentiels (KS2D de *Thorlabs*). Le prisme P_1 est fixé sur une platine de rotation sans cardan de *Thorlabs* (Q-IBC-1).

La seule différence optomécanique notable entre le disperseur et le recombineur est que le prisme P_2 du recombineur est monté sur un plateau à cardan (M-PO46BL-50), qui, compte tenu de la position du recombineur suspendu au dessus du disper-

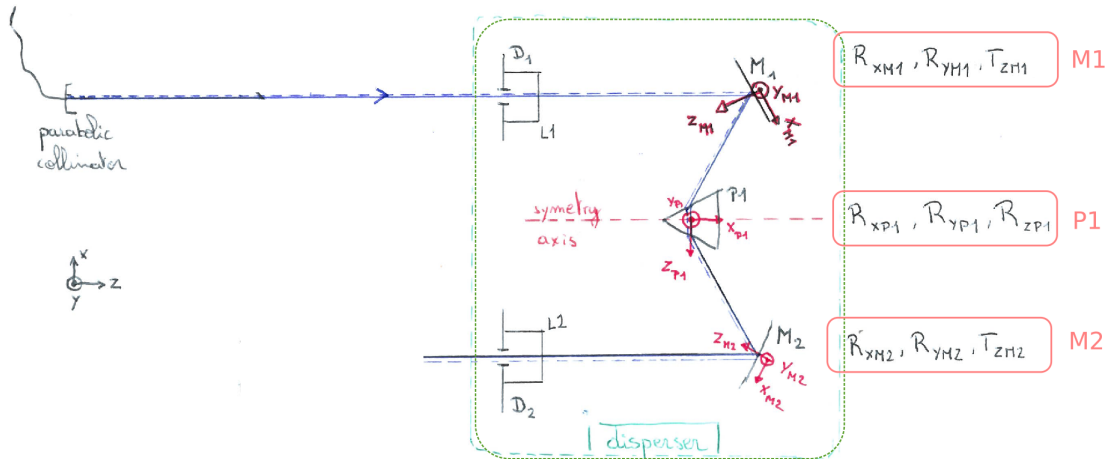


FIGURE 5.2 – Schéma du disperser (cadre vert) et degrés de liberté associés à chaque composant (cadres rouges). Le disperser est composé de deux lentilles L_1 & L_2 , de deux miroirs M_1 & M_2 et d'un prisme P_1 . D_1 et D_2 sont des diaphragmes placés sur les support de lentille. Le recombineur présente une architecture similaire, avec respectivement des lentilles L_3 & L_4 , des miroirs M_3 & M_4 et un prisme P_2 .

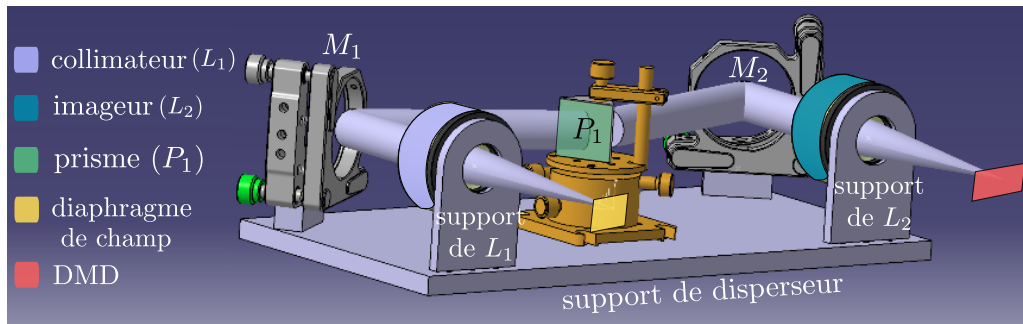


FIGURE 5.3 – Vue 3D du disperser avec son optomécanique et ses supports en aluminium.

seur, offre un meilleur accès aux butées de réglage (voir la figure 5.1).

Pour aligner un sous-système, disperser ou recombineur, nous proposons une procédure d'alignement en 4 étapes principales qui consistent à effectuer :

- ◇ l'alignement des faisceaux lasers de référence ;
- ◇ le réglage à une hauteur constante pour les rayons principaux ;
- ◇ la détermination du minimum de déviation à λ_c ;
- ◇ l'orientation et centrage du faisceau de sortie par rapport au support de la lentille de sortie (L_2 pour le disperser et L_4 pour le recombineur).

Les outils matériels et logiciels

Module d'alignement à trois lasers : L'alignement du système optique et son étalonnage nécessitent des sources lumineuses à différentes longueurs d'onde dans la gamme spectrale de l'instrument, c'est-à-dire [450-750] nm. Pour cela, nous avons développé un module d'alignement à trois laser, présenté sur la figure 5.4.

La longueur d'onde centrale du système, était initialement prévue à 548 nm

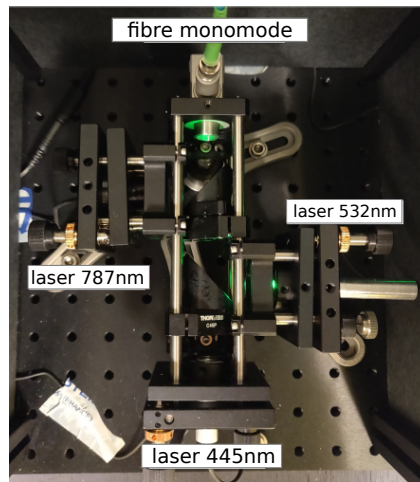


FIGURE 5.4 – Module d’alignement à trois lasers développé pour l’alignement du prototype : les lasers sont couplés dans une fibre monomode par un collimateur parabolique.

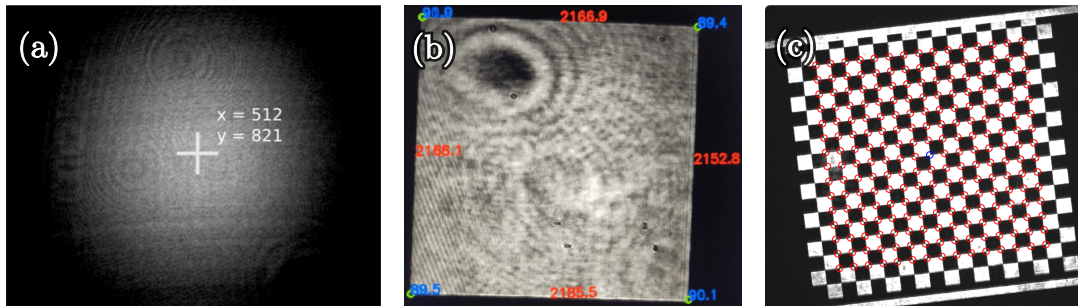


FIGURE 5.5 – Outils logiciels développés pour l’alignement du prototype : (a) module de calcul de centroïde d’un faisceau ; (b) module de calcul de longueurs et d’angles ; (c) module de détection de coins.

lors de la conception du prototype. Cependant, les lasers émettant à cette longueur d’onde étant onéreux, nous avons choisi d’utiliser une longueur d’onde centrale de $\lambda_c = 532$ nm pour la réalisation du prototype. Nous avons ainsi utilisé un premier laser émettant à 532 nm (CPS532 de *Thorlabs*). Les lasers utilisés pour les extrémités de la gamme spectrale sont le CPS450 de *Thorlabs* à 445 nm et le CPS780S à 787 nm.

L’objectif est de superposer ces faisceaux laser et de les utiliser comme référence lors de l’alignement de *HYACAM-EO*. Deux miroirs dichroïques, DMSP505 et DMSP650, permettent de combiner les trois lasers dans un collimateur parabolique (RC12SMA-P01), utilisé pour coupler les faisceaux dans la fibre. Cette fibre monomode (P1-630A-FC-2) achemine la lumière jusqu’à un second collimateur parabolique afin de fournir des faisceaux collimatés et superposés.

Module logiciel : calcul du centroïde : Un programme de traitement d’images a été développé pour calculer la position du centroïde d’un faisceau à partir d’une image détecteur (figure 5.5 (a)). Le centroïde est calculé

en utilisant une formule barycentrique :

$$x_c = \frac{\sum_{p=1}^{N_p} x_p I_p}{\sum_{p=1}^{N_p} x_p} \quad \text{et} \quad y_c = \frac{\sum_{p=1}^{N_p} y_p I_p}{\sum_{p=1}^{N_p} y_p} \quad (5.1)$$

avec (x_c, y_c) les coordonnées du centroïde, N_p le nombre de pixels dans la zone étudiée, (x_p, y_p) les coordonnées du pixel p et I_p son intensité mesurée par la caméra.

La position du centroïde est estimée avec une erreur absolue d'environ $5 \mu\text{m}$ (la taille typique d'un pixel détecteur), ce qui est un large majorant de la précision réelle.

Module logiciel : calcul des longueurs et des angles : Un programme de traitement d'images a été développé pour calculer les longueurs et les angles de l'image d'une scène carrée. En effet, une des dernières étapes de l'alignement consiste à positionner le détecteur dans le plan image de l'instrument. Si le système est bien aligné, les longueurs et les angles d'une scène carrée sont conservés lors de la propagation à travers le système optique (à la longueur d'onde centrale du système). Nous utilisons des bibliothèques de traitement d'images en python pour détecter l'enveloppe convexe de notre scène à partir de laquelle nous extrayons les longueurs, en rouge sur la figure 5.5 (b), et les angles, en bleu sur la figure 5.5 (b).

Module logiciel : détection de coins : Un programme de traitement d'images a été implémenté pour analyser les déformations géométriques induites par un système optique. Il consiste à détecter les coins sur l'image d'un damier, en utilisant les bibliothèques d'opencv, puis à évaluer l'orthogonalité des lignes et des colonnes. Nous utilisons cette approche lors de la phase d'alignement du détecteur pour vérifier que celui-ci est correctement positionné dans le plan image. Une illustration du traitement d'images effectué est présentée figure 5.5 (c).

Alignement des faisceaux lasers de référence

Cette première étape vise à s'assurer que la sortie du module trois laser est correctement alignée avec l'axe optique d'entrée du disperser. Plus particulièrement, elle vise à régler les angles du faisceau de sortie du module en jouant sur les butées du support du coupleur parabolique.

- ◇ **Objectif de la procédure :** alignement des faisceaux de référence avec l'axe optique en entrée du disperser.
- ◇ Paramètres : α et β (angles du faisceau par rapport à l'horizontale et la verticale).
- ◇ Critères : (1) Position du centroïde stable à ± 3 pixels dans les deux directions (y verticale, x horizontal transverse) pour différentes positions de la caméra le long du rail orienté selon l'axe optique z (marqueurs 1,2 et 3 sur les figures 5.6). (2) Maximisation de la puissance optique après le diaphragme D_1 au niveau de la lentille L_1 .
- ◇ Outils : module logiciel de calcul du centroïde, caméra sur rail, puissance-mètre.

- ◇ Méthodologie : Pour cette étape d'alignement, les lentilles L_1 et L_2 sont retirées. Dans un premier temps, le coupleur parabolique de sortie du module 3 lasers est aligné sur le diaphragme D_1 , puis reculé le long de l'axe optique (c'est-à-dire) à la perpendiculaire du disperseur. Le coupleur est ainsi positionné sur l'axe optique d'entrée et seuls les angles de sortie sont à régler. Pour cela, une caméra est placée sur un mobile pouvant coulisser le long d'un rail situé le long de l'axe optique.
- ◇ Incertitudes : La précision du réglage repose sur l'homogénéité du faisceau collimaté et sur l'alignement des rails par rapport au support du disperseur. L'alignement des rails par rapport au disperseur est la plus grande source d'erreur. Compte tenu de ces incertitudes, nous estimons que α et β sont réglés à $0 \pm 100 \mu\text{rad}$.

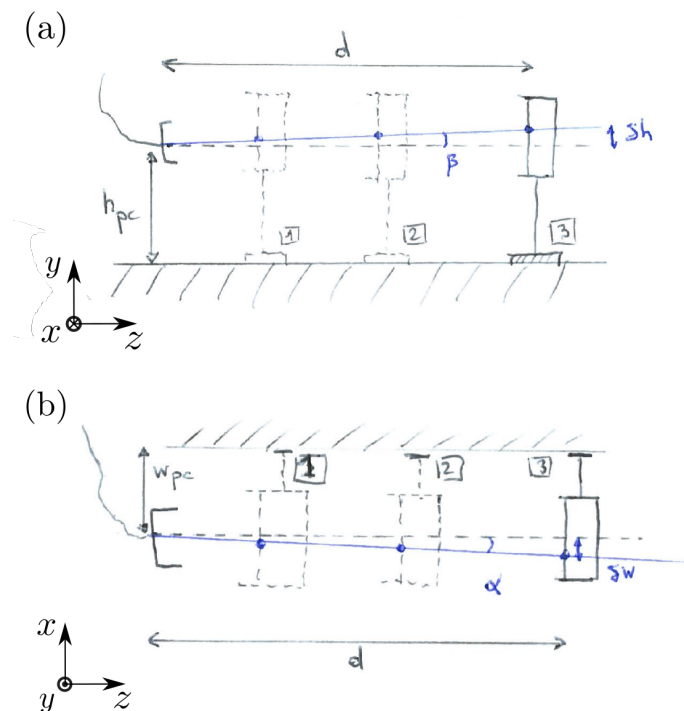


FIGURE 5.6 – Schéma de la procédure d'alignement des faisceaux avec le disperseur : (a) Trois positions de la caméra permettant de régler l'angle β du collimateur parabolique par rapport à la table optique ; (b) Trois mêmes positions de caméra utilisées pour régler l'angle α .

Réglage de la hauteur des rayons principaux à travers le sous-système

- ◇ Objectif de la procédure : Assurer que la hauteur du faisceau (position Y) est constante.
- ◇ Paramètres : R_{XM1} , R_{XP1} , R_{ZP1} et R_{XM2} , voir la figure 5.7.
- ◇ Critères : position du centroïde sur la caméra, stable à ± 3 pixels dans la direction Y pour tous les points de mesure le long du chemin optique dans le disperseur.
- ◇ Outils : module détection de centroïde.
- ◇ Méthodologie : Le but de cette étape d'alignement est de régler les paramètres de rotation selon X de M_1 , M_2 et du prisme P_1 afin que la hauteur du

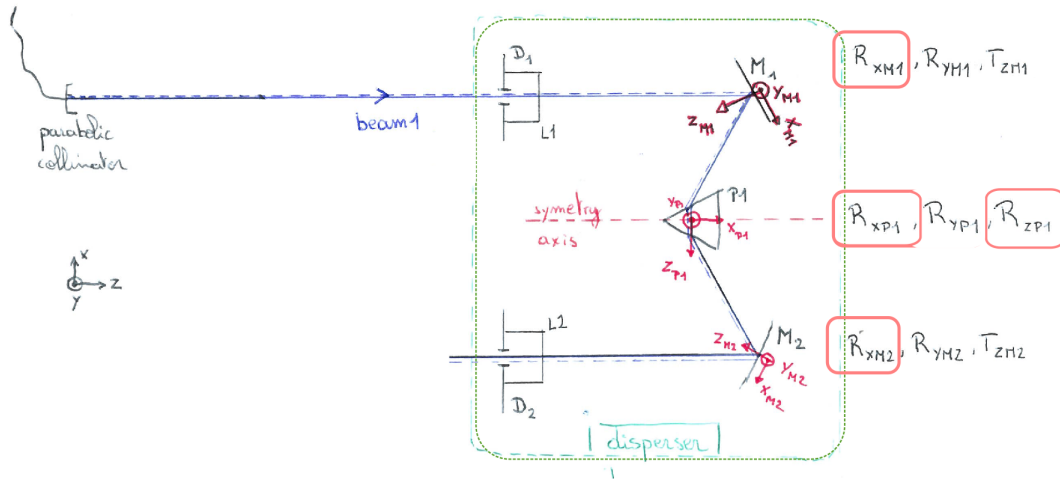


FIGURE 5.7 – Le disperser, ses composants optiques et les degrés de liberté de son optomécanique. Les paramètres qui doivent être réglés pour que la hauteur du faisceau soit conservée sont encadrés en rouge.

faisceau soit constante à travers le disperser. Nous prenons comme référence la position selon Y du diaphragme d'entrée D_1 . La caméra et le module logiciel de calcul de centroïde, sont utilisés pour contrôler la hauteur du faisceau après chaque composant optique.

Nous commençons par régler la rotation R_{XM1} du miroir M_1 autour de son axe de rotation X_{M1} tout en surveillant la position du centroïde sur la caméra positionnée à 200 mm du miroir M_1 .

Le prisme P_1 est approximativement placé au milieu de sa platine de rotation grâce à des repères en carton. On peut alors utiliser les faisceaux réfléchis et réfractés pour orienter le prisme. Nous réglons ainsi les rotations R_{XP1} et R_{ZP1} tout en contrôlant la hauteur sur la caméra placée à environ 150 mm des faces du prisme. Comme les 2 rotations sont couplées, il faut itérer pour obtenir des faisceaux réfléchis et transmis à la hauteur de référence. Le dernier composant à orienter est le second miroir M_2 avec R_{XM2} . La caméra est placée à environ 200 mm du miroir M_2 pour contrôler la hauteur.

◇ Incertitudes :

Les paramètres R_{XM1} et R_{XM2} sont fixés avec une erreur de $\pm 75 \mu\text{rad}$ tandis que R_{XP1} et R_{ZP1} sont fixés avec une erreur de $\pm 100 \mu\text{rad}$. Comme à chaque étape, la hauteur du faisceau est évaluée par rapport à la sortie de D_1 , l'erreur n'est pas cumulative et nous pouvons assurer une planéité de $\pm 100 \mu\text{rad}$ à travers l'ensemble du disperser.

Détermination du minimum de déviation à λ_c

- ◇ **Objectif de la procédure** : trouver le minimum de déviation pour $\lambda_c = 532 \text{ nm}$.
- ◇ Paramètres : R_{YM1} , T_{ZM1} , R_{YP1} (voir la figure 5.8).
- ◇ Critères : point de rebroussement.
- ◇ Outils : module de détection de centroïde.

- ◇ Méthodologie : L'objectif est d'être au minimum de déviation pour la longueur d'onde centrale et pour le centre du champ de vue. Nous utilisons le diaphragme D_1 comme sténopé, éclairé par le laser à $\lambda_c = 532$ nm. Pour cette étape, L_2 est retirée de son support. Tout d'abord, la rotation R_{YM1} est réglée pour que le faisceau provenant du miroir M_1 arrive approximativement au centre de la face d'entrée du prisme. La caméra est ensuite positionnée à la sortie du disperseur comme indiqué sur la figure 5.8. La rotation du prisme R_{YP1} est utilisée pour balayer l'angle d'incidence sur le prisme, en recherchant un point de rebroussement sur la caméra. Celui-ci indique le minimum de déviation pour la longueur d'onde centrale λ_c .
- ◇ Incertitudes : L'orientation du prisme par rapport au faisceau incident est fixée au minimum de déviation pour λ_c avec une précision de $\pm 200 \mu\text{rad}$.
- ◇ Remarques : Dans la méthodologie présentée, le degré de liberté T_{ZM1} est laissé inutilisé (translation du miroir M_1). Il a été initialement prévu pour positionner le prisme dans le plan focal arrière de L_1 . Mais comme un déplacement de quelques millimètres n'a quasiment aucune influence sur les performances spatiales, nous aurions pu fixer les degrés de liberté R_{YM1} et T_{ZM1} et utiliser un support de miroir fixe pour M_1 .

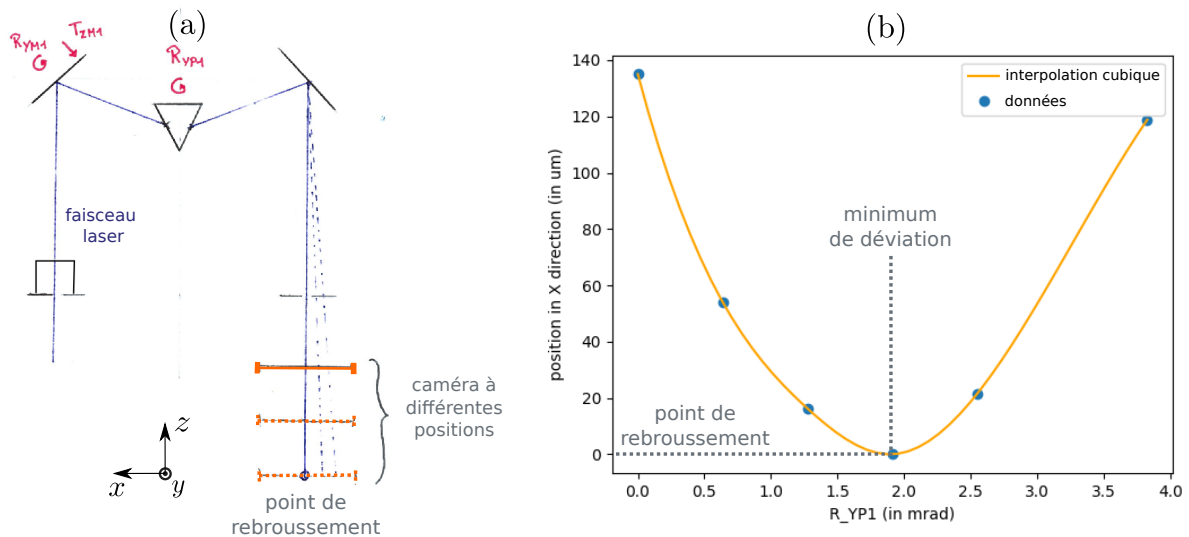


FIGURE 5.8 – Détermination du minimum de déviation : (a) schéma de la procédure avec les paramètres pertinents indiqués en rouge ; (b) Position horizontale transverse X du faisceau sur le détecteur en fonction de l'angle R_{YP1} (contrôlant l'angle d'incidence sur le prisme).

Orientation et le centrage du faisceau de sortie

- ◇ Objectif de la procédure : assurer la perpendicularité et le centrage du faisceau de sortie par rapport au support de la lentille de sortie (L_2 pour le disperseur et L_3 pour le recombineur).
- ◇ Paramètres : T_{ZM2} , R_{YM2} (voir la figure 5.9).
- ◇ Critères : Position du faisceau constante au centre de la caméra quelque soit sa position le long de l'axe optique de sortie ; Puissance maximisée après D_2

utilisé comme sténopé.

- ◇ Outils : caméra sur rails et module de détection de centroïde.
- ◇ Méthodologie : L'objectif est d'obtenir un faisceau de sortie parallèle à l'axe optique de L_2 et passant par son centre. Nous utilisons le diaphragme D_2 comme sténopé et le laser à $\lambda_c = 532$ nm. Pour cette étape, L_2 est retirée de son support.

La caméra est placée sur un rail aligné à la perpendiculaire du support du disperseur. Tout d'abord, l'orientation du faisceau de sortie est réglée avec R_{YM2} en contrôlant la position du faisceau de sortie à différentes positions de la caméra sur le rail. Une fois que la position est constante pour toutes les positions de la caméra, on suppose que le faisceau de sortie est parallèle aux rails.

Pour s'assurer que le rayon principal passe par le centre de la lentille L_2 , le diaphragme D_2 est utilisé comme sténopé. Un puissance-mètre est placé derrière celui-ci et on utilise T_{ZM2} pour maximiser la puissance transmise.

La dernière étape de l'alignement du disperseur consiste à ajouter la lentille L_2 sur son support. Un réglage fin de T_{ZM2} et R_{YM2} peut être nécessaire si le diaphragme D_2 est légèrement décentré par rapport à la lentille L_2 . Dans notre cas, seul un ajustement de $500 \mu\text{rad}$ a été nécessaire sur R_{YM2} .

- ◇ Incertitudes : L'orientation du faisceau en sortie du prisme par rapport à L_2 est réglée avec une précision de $\pm 200 \mu\text{rad}$. La position du faisceau de sortie du prisme par rapport à L_2 est définie avec une précision de $\pm 100 \mu\text{m}$.

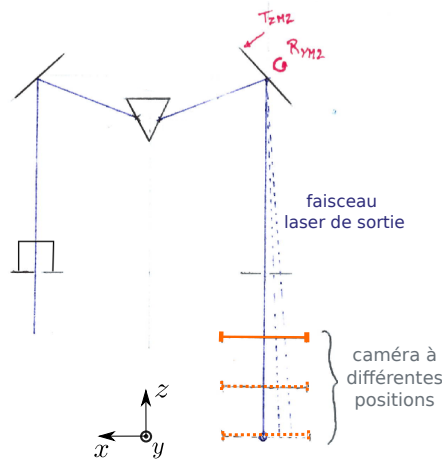


FIGURE 5.9 – Schéma de la procédure d'orientation et de centrage du faisceau de sortie avec les paramètres pertinents en rouge.

5.1.2 Orientation relative entre le disperseur et le recombineur

- ◇ **Objectif de la procédure** : Assurer le bon positionnement du recombineur (figure 5.10 (a)) par rapport au disperseur (figure 5.10 (b)).
- ◇ Paramètres : T_{Zplat} , T_{Yplat} , T_{Xplat} et ajustements grossiers sur R_{Zplat} , R_{Yplat} et R_{Xplat} (voir la figure 5.11).
- ◇ Critères : les positions et distances relatives entre des marqueurs (voir la

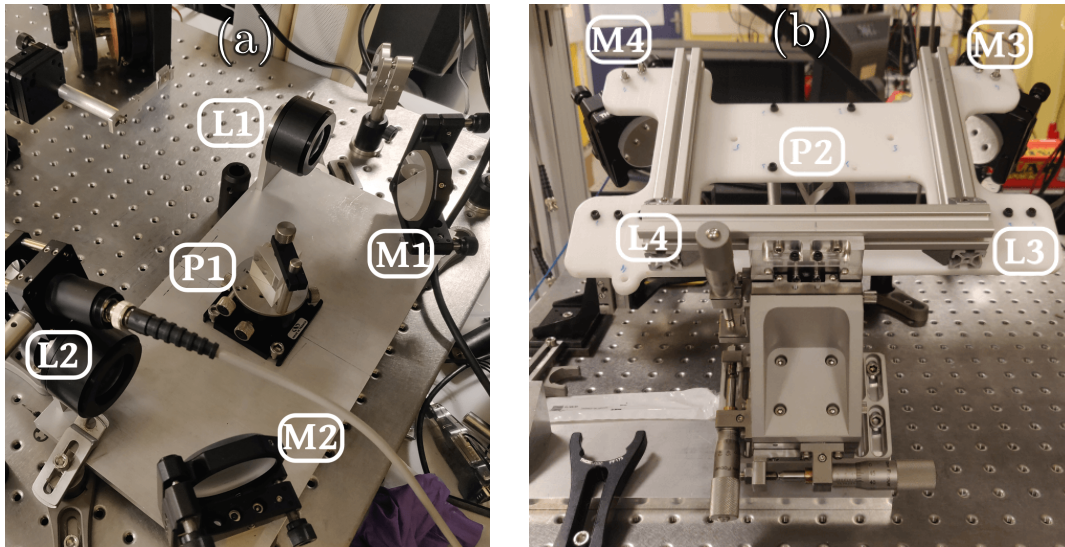


FIGURE 5.10 – Photographies du disperseur (a) et du support du recombiner (b). Les noms des composants sont indiqués en blanc.

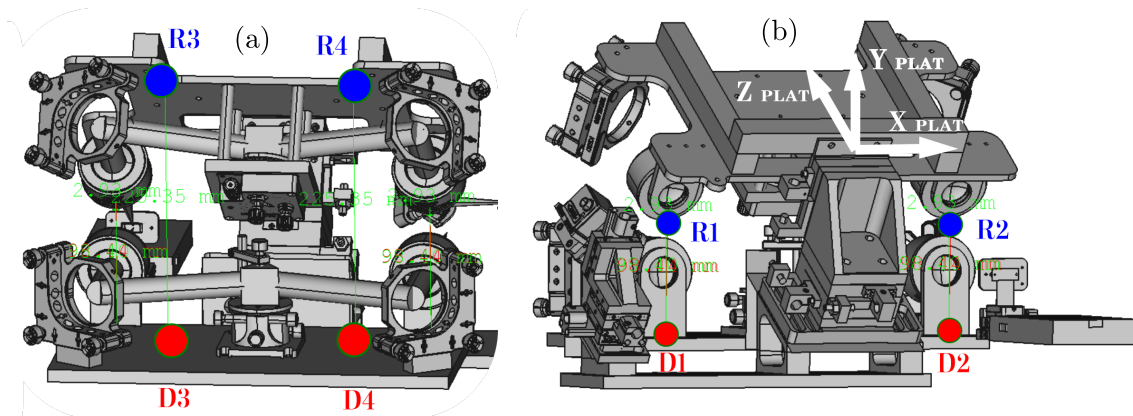


FIGURE 5.11 – Modèle 3D de l'instrument : vue arrière (a) et vue avant (b). Les marqueurs servant à l'alignement relatif du disperseur et du recombiner sont indiqués en bleu (pour le recombiner) et en rouge (pour le disperseur).

figure figure 5.11) placés sur le recombiner (bleu) et sur le disperseur (rouge) correspondent à celles prédites par le modèle 3D.

- ◇ Outils : pied à coulisse et marqueurs (voir la figure 5.11).
- ◇ Méthodologie : Comme le montre la figure 5.10 (b), les composants du recombiner sont placés sur un support en delrin et en aluminium fixé à une platine de translation 3 axes. L'étape décrite dans cette section consiste à positionner le sous-système recombiner par rapport au disperseur. Tout d'abord, les quatre marqueurs $R1$, $R2$, $D1$ et $D2$ sont alignés deux par deux en utilisant T_{Zplat} et T_{Xplat} comme indiqué sur la figure 5.11 (b). Les distances entre les marqueurs $R3$ et $D3$ ainsi qu'entre $R4$ et $D4$ sont utilisées pour régler la hauteur du recombiner par rapport au disperseur. Cependant, la platine de translation sur laquelle est fixé le recombiner est positionnée tel que T_{Zplat} et T_{Yplat} sont couplés dans le plan du disperseur. Cela signifie que pour chaque ajustement de T_{Yplat} , il faut également repositionner le

recombineur en utilisant T_{Zplat} . Si une seule distance inter-marqueurs correspond aux exigences, le recombineur est probablement incliné autour de l'axe Z_{plat} . Comme précédemment, la platine de translation ne permet pas de régler R_{Zplat} , on peut donc utiliser une cale pour surélever le côté du recombineur le plus bas.

- ◇ Incertitudes : La précision du positionnement relatif dépend principalement de la précision de positionnement des marqueurs sur le disperseur et sur le recombineur. Les marqueurs sont fixés avec une précision de $\pm 300 \mu\text{m}$ dans les deux directions. Pour évaluer si les marqueurs sont alignés entre les deux sous-systèmes, des jauges sont positionnées sur les marqueurs du disperseur avec une précision de $\pm 500 \mu\text{m}$ dans les deux directions. On estime alors les erreurs de positionnement et d'orientation associées. Dans le plan de support du disperseur, le positionnement relatif du recombineur est réalisé avec une erreur de $\pm 800 \mu\text{m}$ pour un marqueur donné. La hauteur du recombineur est réglée avec une précision de $\pm 100 \mu\text{m}$. La rotation autour de l'axe Z est réglée avec une précision de $\pm 10 \text{ mrad}$. La rotation autour de l'axe Y est définie avec une précision de $\pm 20 \text{ mrad}$. La rotation autour de l'axe X est réglée avec une précision de $\pm 20 \text{ mrad}$.

5.1.3 Alignement du DMD

- ◇ **Objectif de la procédure** : Positionner le DMD par rapport au disperseur et au recombineur.
- ◇ Paramètres : R_{Zdmd} , R_{Xdmd} , R_{Ydmd} , T_{Zdmd} , T_{Ydmd} , T_{Xdmd} (voir la figure 5.12).
- ◇ Outils : Deux cibles, une caméra (voir la figure 5.12).
- ◇ Critères :
 - ★ les lignes de micro-miroirs du DMD sont parallèles à la direction de dispersion ;
 - ★ en position OFF des micro-miroirs (déviation latérale), le faisceau dévié reste horizontal, à la hauteur de référence ;
 - ★ en position ON des micro-miroirs (déviation vers le recombineur), le faisceau dévié se superpose avec l'axe Y de la cible 1 (target 1 dans la figure 5.12) ;
 - ★ le faisceau dévié frappe la cible 1 à la position correcte le long de l'axe Y ;
 - ★ puissance optique maximale au niveau de la cible 1.

Le module DMD est sur une platine à 6 axes. Deux cibles sont placées : la première est fixée sur le support L_3 (target 1 dans la figure 5.12) ; la seconde est positionnée à la hauteur de référence pour le disperseur et intercepte donc le faisceau dévié lorsque les micro-miroirs sont dans la position OFF (target 2 dans la figure 5.12 (a)). Pour évaluer l'orientation du DMD autour de son axe Z_{dmd} , nous avons également besoin d'un capteur, de type photodiode ou caméra.

Cet alignement comprends plusieurs étapes successives décrites ci-après.

R_{Zdmd} : orientation du DMD autour de Z_{DMD}

- ◇ Critères : les composantes spectrales d'un même point de la scène sont imagées sur une même ligne du DMD. (voir la figure 5.13 (b)).
- ◇ Méthodologie :

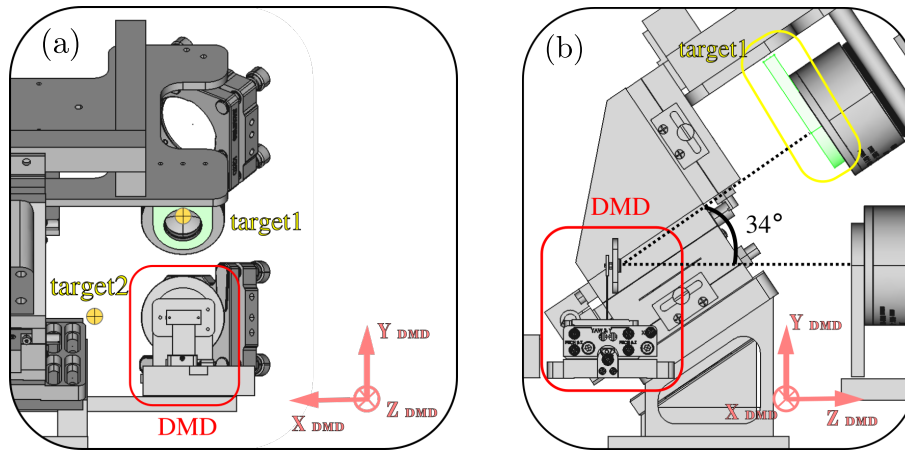


FIGURE 5.12 – Alignement du Module DMD (cadre rouge) : (a) vue arrière, (b) vue latérale. En jaune, les deux cibles utilisées pour l’alignement. En noir, l’angle de déviation attendu pour le micro-miroirs en position ON.

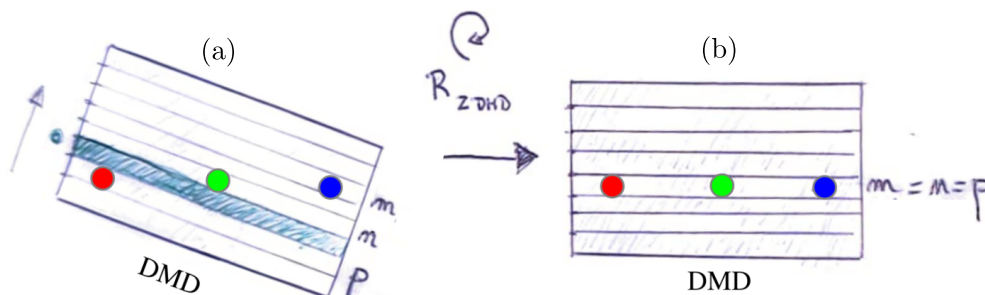


FIGURE 5.13 – Orientation $R_{Z_{dmd}}$ du DMD : (a) la dispersion n’est pas parallèle aux lignes de DMD ; (b) $R_{Z_{dmd}}$ est réglée de sorte à ce que toutes les composantes spectrales soient imagées sur la même ligne.

L’objectif est d’orienter le DMD de sorte que l’étalement spectral induit par le prisme P_1 se fasse le long des lignes du DMD. On utilise comme point source un sténopé fabriqué au laboratoire de $10 \mu\text{m}$ de diamètre, placé dans le plan objet du disperseur, centré sur l’axe optique. Les trois lasers sont allumés et tous les micro-miroirs sont initialement en position OFF. On passe en position ON successivement les lignes du DMD tout en observant l’image formée sur la caméra en sortie du recombineur. On peut ainsi déterminer les indices des lignes m , n et p du DMD où s’imagent respectivement les trois longueurs d’onde 450 nm , 532 nm et 780 nm issues du point source (voir la figure 5.13). Le critère à optimiser est l’égalité entre ces trois indices ; ce qui signifie que les trois composantes spectrales du sténopé sont imagées sur la même ligne.

- ◇ Incertitudes : L’alignement de la dispersion avec les rangées du DMD est réalisé avec une précision d’environ $500 \mu\text{rad}$.

$R_{X_{dmd}}$: orientation du DMD autour de X_{DMD}

- ◇ Critères : la hauteur du faisceau dévié, avec le DMD en état OFF, est constante et égale à la hauteur de référence du disperseur.
- ◇ Méthodologie : La cible 2 est placée à une distance arbitraire du DMD (tar-

get 2 dans la figure 5.12 (a)). Sa hauteur est la même que celle des rayons principaux dans le disperser. L'objectif est de régler R_{Xdmd} pour que le faisceau dévié pour l'état OFF des micro-miroirs soit dans le même plan horizontal que les rayons principaux dans le disperser. R_{Xdmd} est ajusté pour plusieurs positions de la cible 2.

- ◇ Incertitudes : Pour des raisons pratiques (encombrement stérique), la cible 2 est une simple croix et non une caméra. L'estimation de la superposition du faisceau dévié avec le centre de la cible se fait à $\pm 500 \mu\text{m}$. Comme la cible est placée au plus loin à 300 mm du DMD, R_{Xdmd} est réglé avec une précision de $\pm 1,7 \text{ mrad}$.

R_{Ydmd} : orientation du DMD autour de Y_{DMD}

- ◇ Critères : le DMD étant en position ON, le rayon principal dévié pour $\lambda_c = 532 \text{ nm}$ passe par l'axe Y de la cible 1 (axe vertical).
- ◇ Méthodologie : Pour cette étape, une cible est fixée au centre de L_3 (target 1 dans la figure 5.12). L'objectif est de régler R_{Ydmd} pour que le faisceau dévié par le DMD à l'état ON chevauche l'axe Y de la cible 1.
- ◇ Incertitudes : La précision du réglage dépend de la précision de la superposition décrite dans la sous-section ci-dessus. La lentille L_3 étant proche du DMD (120 mm) et le recouvrement étant évalué à l'œil, la précision du réglage est estimée à seulement 5 mrad.

T_{Zdmd} : position du DMD selon Z_{DMD}

- ◇ Critères : Pour $\lambda_c = 532 \text{ nm}$, les rayons déviés atteignent le centre de la cible 1.
- ◇ Méthodologie : Avec T_{Zdmd} , on positionne les rayons déviés sur le support de L_3 . L'objectif est de faire en sorte que le rayon dévié se superpose au repère de la cible 1.
- ◇ Incertitudes : La précision du réglage dépend de la précision de la superposition. La lentille L_3 étant proche du DMD (120 mm) et le recouvrement étant évalué à l'œil, la précision du réglage est seulement de $\pm 5 \text{ mrad}$.

T_{Ydmd} et T_{Xdmd} : position du DMD dans le plan image du disperser

Ces derniers réglages ne sont pas critiques car ils n'affectent pas les résolutions spatiale et spectrale de l'instrument. Ils modifient simplement les indices de ligne et de colonne du micro-miroir du DMD se trouvant au centre du plan image du disperser (à la longueur d'onde centrale λ_c). La seule exigence est que les images de la scène soient toutes contenues sur le DMD pour toute la plage spectrale.

5.1.4 Alignement du plan image

L'avant-dernière étape de l'alignement concerne l'orientation et la position du détecteur dans le plan image en sortie du recombineur. Comme le plan du DMD est incliné de 34 degrés autour de l'axe X_{DMD} par rapport à l'axe optique du recombineur (voir sur la figure 5.12 (b)), le plan du détecteur doit également être incliné

pour respecter le principe de Scheimpflug. Le recombineur ayant un grandissement de -1 , le détecteur doit être incliné à 34 degrés dans la direction opposée à celle du DMD.

La caméra se trouve sur une platine de rotation 2 axes fixée sur une platine de translation 3 axes. Il y a ainsi 5 degrés de liberté accessibles : rotation autour des lignes, respectivement des colonnes, de pixels de la caméra R_{Xcam} , respectivement R_{Ycam} et translation le long des lignes T_{Xcam} , des colonnes T_{Ycam} et de la normale à la caméra T_{Zcam} . Seule la rotation R_{Zcam} autour de la normale au plan du détecteur est fixe : elle n'a pas besoin d'être réglée pour positionner le détecteur dans le plan image.

L'alignement du détecteur est effectué en 2 étapes :

- ◇ orientation : réglage grossier avec l'analyse des longueurs et des angles de l'image ;
- ◇ orientation et position : réglage fin avec la détection des coins d'un damier.

Réglage grossier avec l'analyse des dimensions de l'image

Le motif du DMD est programmable, il peut donc être utilisé comme une scène spatialement structurée placée en entrée du recombineur. Le DMD est éclairé par le laser à $\lambda_c = 532$ nm. Un diaphragme est placé sur le support de la première lentille du recombineur, L_3 , et l'ouverture numérique de l'instrument est d'abord réglée à 0,01 pour ne pas être gêné par des problèmes de mise au point.

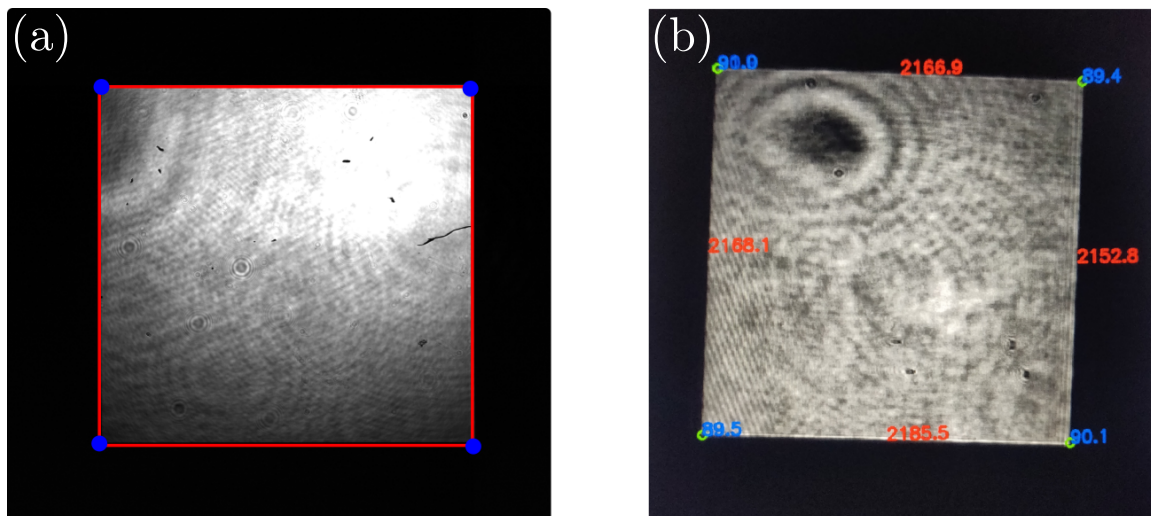


FIGURE 5.14 – Exemples d'images prises par le détecteur au cours de son alignement : (a) détection des contours et des sommets de l'image du champ de vue sur le détecteur ; (b) affichage des dimensions des côtés et des angles au sommet de l'image. Ces dimensions et angles sont extraits du contour.

- ◇ **Objectif de la procédure** : placer le détecteur dans le plan image de l'instrument
- ◇ **Paramètres** : R_{Xcam} , R_{Ycam} et T_{Zcam} .
- ◇ **Critères** égalité entre les côtés de l'image d'un carré et angles au sommet de l'image égaux à 90 degrés.
- ◇ **Outils** : bibliothèques de traitement d'images opencv.
- ◇ **Méthodologie** : Les principales étapes du traitement sont les suivantes :

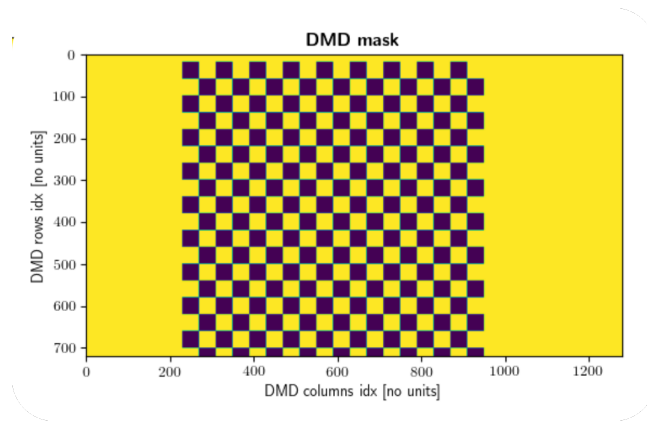


FIGURE 5.15 – Damier affiché sur le DMD pour la détection des angles.

- ◇ Seuillage de l'image
- ◇ Détection du contour de l'image (voir le contour rouge sur la figure 5.14)
- ◇ Détection des sommets de l'image (voir les points bleus sur la figure 5.14)
- ◇ Extraction des angles aux sommets et des longueurs des côté sur l'image du carré.

Le motif DMD affiché est un carré de $2160 \times 2160 \mu\text{m}^2$. La détection de contours est appliquée à l'image mesurée pour évaluer l'orientation du détecteur par rapport au DMD. Comme les images des côtés parallèles du carré doivent être égales 2 à 2, on peut évaluer et comparer les longueurs pour obtenir une approximation de l'orientation relative des plans de l'objet et de l'image. Les angles entre les sommets des carrés sont également calculés pour fournir une seconde métrique de contrôle.

Pour faciliter le réglage, le traitement est effectué et affiché en temps réel afin que l'utilisateur puisse aligner le plan du détecteur tout en surveillant les mesures. Le réglage est effectué sur R_{Xcam} , R_{Ycam} (et T_{Zcam} pour mettre au point). Dans notre configuration, l'optomécanique sur laquelle le détecteur est réglé n'est pas à cardan, les rotations et les translations sont donc couplées.

- ◇ Incertitudes : Les incertitudes sont de l'ordre de $10 \mu\text{m}$ pour l'estimation des dimensions et de 10 mrad pour l'estimation des angles du carré. L'influence de ces incertitudes sur le réglage de R_{Xcam} et R_{Ycam} n'a pas été établie.

Réglage fin avec détection des coins sur le damier

Les incertitudes sur la détection des contours sont trop élevées pour assurer un positionnement précis du détecteur. Le module de détection des coins permet d'évaluer l'orthogonalité des lignes et colonnes du damier dans l'image mesurée et offre un moyen précis de vérifier le positionnement du détecteur dans le plan image.

- ◇ **Objectif de la procédure** : placer finement le détecteur dans le plan image de l'instrument
- ◇ Paramètres : R_{Xcam} , R_{Ycam} et T_{Zcam} .
- ◇ Critères : orthogonalité des lignes formées par les coins du damier.
- ◇ Outils : module logiciel de détection des coins.
- ◇ Méthodologie : L'objectif est d'utiliser le DMD programmable pour afficher un damier comme objet (voir sur la figure 5.15) et de détecter les coins sur l'image correspondante dans le plan du détecteur afin d'évaluer l'orthogona-

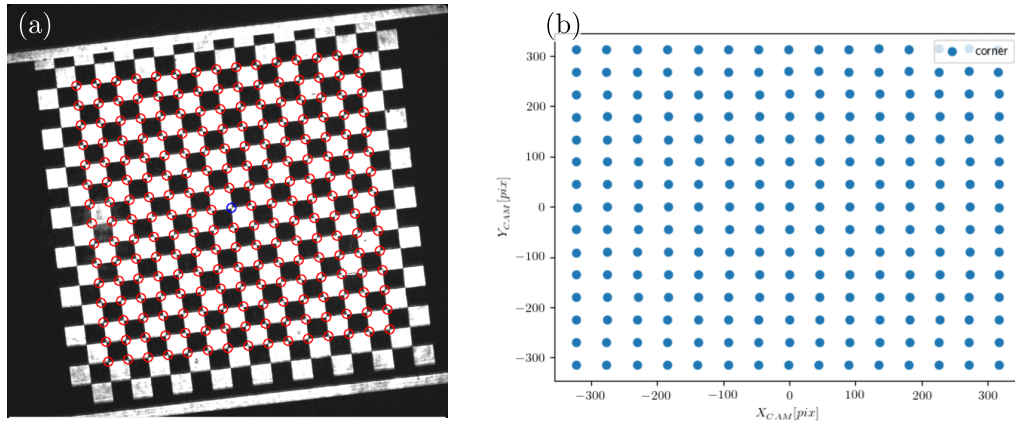


FIGURE 5.16 – Positionnement fin de la caméra dans le plan image : (a) détection des coins sur l'image d'un damier ; (b) coordonnées des coins dans le repère de la caméra.

lité des lignes.

Plus précisément, le réglage s'effectue en plusieurs étapes :

1. Trouver le centre du champ de vue du disperser sur le DMD à $\lambda_c = 532$ nm.
 2. Afficher un damier sur le DMD.
 3. Extraire les coins du damier (voir figure 5.16 (a)).
 4. Évaluer la verticalité des colonnes de coins et l'horizontalité des lignes de coins (voir la figure 5.16 (b)).
 5. Régler R_{Xcam} et R_{Ycam} en conséquence.
 6. Régler T_{Zcam} pour refaire la mise au point.
 7. Réitérer à partir de l'étape 3 jusqu'à obtention d'une grille orthonormée de coins.
- ◇ Incertitudes : Les incertitudes sur l'orthogonalité sont de ± 1 mrad. Notons ici que notre modèle de propagation inverse introduit dans le chapitre 2 et utilisé pour décrire le prototype n'inclut pas cette erreur d'alignement. Une attention particulière doit donc être portée à cette étape de l'alignement.

5.1.5 Assurer la recombinaison des bandes spectrales

L'étape finale de l'alignement consiste s'assurer qu'il y a recombinaison des bandes spectrales dans le plan image du système. En effet, si les deux sous-systèmes ont été conçus et alignés dans le but d'être symétriques, il existe toujours de légères différences. Il nous faut maintenant considérer le système DD-CASSI dans sa globalité pour les réglages finaux.

- ◇ **Objectif de la procédure** : Assurer la recombinaison des bandes spectrales dans le plan du détecteur.
- ◇ paramètres à régler : R_{YP_2} (rotation du prisme P_2 du recombineur autour de sa verticale).
- ◇ Critères : superposition des points images dans le plan du détecteur des différentes composantes spectrales provenant d'une même position dans le plan objet du système.

- ◇ Outils : visualisation temps réel de l'image mesurée par le détecteur.
- ◇ Méthodologie : L'objectif est d'ajuster légèrement l'orientation du prisme du recombineur, P_2 , afin d'obtenir la recombinaison des bandes spectrales dans le plan du détecteur. Celle-ci se caractérise par une superposition des points images des différentes composantes spectrales provenant d'un même point de la scène.

Pour évaluer ce critère, une grille de points placée dans le plan objet de l'instrument est illuminée par une source polychromatique composée de nos 3 lasers. La rotation R_{YP_2} est réglée afin de superposer au mieux les images aux trois longueurs d'onde. Dans le cas où le système n'est pas aligné, on observera plusieurs grilles de points distinctes (une par laser). La procédure décrite ici doit être menée avec précaution pour éviter de désaligner le système.

Notons que si le réglage effectué dans cette section nécessite de modifier R_{YP_2} de plus d'une dizaine de mrad, il faudra ensuite reprendre l'étape 5.1.4 pour assurer le bon positionnement du plan image puis, re-vérifier la recombinaison des bandes spectrales.

5.2 Étalonnage du prototype

L'interprétation des mesures du détecteur nécessite de connaître la réponse de l'instrument en différents points du champ, sur toute la plage spectrale, et quel que soit le motif affiché sur le DMD. L'étalonnage complet du prototype consiste à évaluer *(i)* les paramètres de son modèle (qui définit la fonction de transfert du système optique, et notamment le filtrage spectral effectué au niveau du DMD), *(ii)* l'efficacité de transmission du système, *(iii)* la PSF dans les différents plans, et enfin *(iv)* les sources de bruits. Nous nous concentrons ici sur l'estimation des paramètres du modèle, qui sont bien entendu au coeur de la caractérisation du système, notamment car ils permettent d'explicitier les mélanges de bandes spectrales mesurés en chaque pixel du détecteur.

5.2.1 De l'intérêt d'une approche basée sur un modèle

À notre connaissance, les méthodes d'étalonnage d'imageurs hyperspectraux de type CASSI proposées dans la littérature reposent toutes sur la construction d'une table de correspondance (ou Look Up Table - LUT) [68, 115, 56]. Des méthodes pour accélérer le processus ont été proposées [116], mais établir une telle table de correspondance est une tâche laborieuse, comme le reconnaissent les auteurs : elle prend beaucoup de temps à constituer, notamment car une exploration de la dimension spectrale est nécessaire. Dans ces approches, cette dimension est de plus interpolée sur la base de données acquises avec quelques longueurs d'ondes, et donc estimée de manière peu précise.

Notre approche repose naturellement sur l'exploitation du modèle physique que nous avons établi dans le chapitre 2. Une approche analogue a été proposée précédemment au laboratoire [4], mais si le modèle associé était plus précis que le modèle traditionnel M_t , il n'était pas aussi réaliste que notre modèle. De plus la procédure d'estimation nécessitait l'acquisition de séquences de plusieurs dizaines d'images, et ce pour 3 longueurs d'onde : la procédure que nous présentons ici est plus rapide, elle ne nécessite que l'acquisition de 3 images.

Notons que nous n'estimons ici que les paramètres du recombineur. En effet, si l'alignement du système optique a été correctement effectué, seule l'analyse de la propagation de la lumière à travers un des sous-systèmes (disperseur ou recombineur) est nécessaire à la caractérisation du filtrage spectral. L'étape d'alignement décrite dans la section 5.1.5 permet de vérifier la recombinaison des bandes spectrales, et celle-ci ne peut être obtenue sans une symétrie fonctionnelle entre nos deux sous-systèmes. Par ailleurs, d'un point de vue pratique, estimer les paramètres du recombineur peut se faire en exploitant la matrice de micro-miroir comme scène.

5.2.2 Estimation des paramètres du modèle

Pour estimer les paramètres du modèle $M_{d \rightarrow m}$ du recombineur, nous faisons classiquement une optimisation non-linéaire par moindres carrés sur la base de données acquises par le prototype. Les données nécessaires sont un ensemble de quintuplets $(x_m, y_m, x_d, y_d, \lambda)$ où (x_m, y_m) sont les coordonnées spatiales du point objet au niveau du masque DMD, (x_d, y_d) les coordonnées de l'image correspondante dans le plan image et λ la longueur d'onde de la source.

Acquisition des données expérimentales

Pour obtenir ces données, la matrice de micro-miroirs est utilisée en guise de scène, avec un motif en damier. Celui-ci fournit un grand nombre de coins dont les images sont facilement détectables dans le plan détecteur. Les positions (x_m, y_m) sont les coins du damier dans le repère du DMD. L'origine du repère dans le plan du DMD est définie comme l'image du sténopé D_1 sur le DMD, à la longueur d'onde centrale $\lambda_c = 532$ nm (voir la section 5.1.1). (x_d, y_d, λ) sont les points images correspondants aux (x_m, y_m) dans le repère du détecteur, et à la longueur d'onde λ . L'origine du repère détecteur est définie comme l'image de l'origine du repère du DMD par le recombineur. Nous utilisons les bibliothèques de traitement d'image Opencv, en C++ ou en Python, pour détecter les positions (x_d, y_d) dans le plan détecteur.

Pour une bonne estimation des paramètres, il nous faut différentes longueurs d'onde λ dans nos quintuplets. Pour ça, nous utilisons les lasers mis en œuvre dans la procédure d'alignement aux longueurs d'onde 450 nm, 532 nm et 780 nm. Comme il y a $17 \times 17 = 289$ coins sur le motif damier affiché, nous obtenons finalement $3 \times 289 = 867$ quintuplets (x_d, y_d, x_m, y_m) .

Notons que nous estimons ici les paramètres du modèle de propagation inverse du recombineur. Lors de l'optimisation nous utilisons donc les triplets (x_d, y_d, λ) comme entrée du modèle et les doublets (x_m, y_m) comme données de sortie.

Résultats d'estimation des paramètres du modèle

L'objectif de notre optimisation est en effet d'avoir le minimum de paramètres libres, d'obtenir des valeurs réalistes et stables en accord avec les tolérances fournisseurs, et, bien sûr, d'obtenir un modèle fidèle aux données expérimentales. Notre modèle $M_{d \rightarrow m}$ est paramétré par la longueur focale des optiques F , l'angle au sommet du prisme A , l'angle d'incidence α_c assurant le minimum de déviation à λ_c et les erreurs d'orientation $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$ par rapport à un positionnement idéal du prisme dans le plan de symétrie du recombineur.

Paramètre	F [μm]	A [$^\circ$]	α_c [$^\circ$]	$\delta\alpha_c$ [$^\circ$]	$\delta\beta_c$ [$^\circ$]
Valeur	165 399	60.0004	49.4415	-0.560	0.139
I.C. à 95 %	264	0.0009	0.0009	0.345	0.085

Tableau 5.1 – Paramètres système obtenus à partir du modèle physique : valeur et Intervalle de Confiance (I.C.) à 95 %. Tous les paramètres du modèle $M_{d \rightarrow m}$ sont libres.

L'approche naïve consiste d'abord à ne fixer aucun des paramètres cités ci-dessus. Ils sont initialisés à leurs valeurs idéales, c'est-à-dire celles données par les fournisseurs pour F et A , et ceux correspondant à un alignement parfait pour α_c , $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$. L'optimisation est effectuée avec la méthode des moindres carrés et les résultats sont présentés dans le tableau 5.1.

Les valeurs sont obtenues à partir de l'optimisation par moindres carrés. Pour les intervalles de confiance à 95 %, nous utilisons une méthode de jackknife [147] : l'optimisation est répétée 100 fois sur des sous-ensembles de 400 quintuplets $(x_d, y_d, \lambda, x_m, y_m)$ choisis aléatoirement. A partir de la distribution des paramètres obtenus, nous pouvons déterminer leur variance et ainsi l'intervalle de confiance à 95 %. On observe que les paramètres $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$ sont établis avec peu de précision. D'un autre côté, les paramètres A et α_c sont établis avec une grande précision et très proches de leurs valeurs initiales.

Nous proposons de réduire le jeu de paramètres en fixant les paramètres A , α_c et $\delta\beta_c$ à leurs valeurs initiales. $\delta\beta_c$ est fixé à 0° pour une raison particulière : la méthode d'estimation de l'échantillonnage spectral que nous utiliserons dans la sous-section suivante suppose que $\delta\beta_c$ est nul. Compte tenu des incertitudes de notre procédure d'alignement sur ce paramètre, il paraît légitime de faire cette hypothèse. De plus, dans la première série d'optimisations, A et α_c sont déjà très proches de valeurs initiales. Pour stabiliser la convergence de notre optimisation par moindres carrés, nous les fixons donc à leurs valeurs initiales. Les résultats obtenus avec ce jeu de paramètres sont présentés dans le tableau 5.2.

Paramètre	F [μm]	$\delta\alpha_c$ [$^\circ$]
Valeur	165 463	-0.572
I.C. à 95 %	39	0.006

Tableau 5.2 – Paramètres système obtenus à partir du modèle physique : valeur et Intervalle de Confiance (I.C.) à 95 %. Seuls la focale et l'orientation du prisme autour de son minimum de déviation sont des paramètres libres.

On observe tout d'abord que la valeur moyenne de la longueur focale se trouve dans la plage de tolérance donnée par le fournisseur (1% autour de 165 mm). La valeur de $\delta\alpha_c$ semble en accord avec la procédure d'alignement présentée dans la section 5.1.1. En effet, si le minimum de déviation peut être trouvé avec une précision de l'ordre de $200 \mu\text{rad}$, la dernière étape de l'alignement qui consiste à assurer la

symétrie entre les deux sous-systèmes demande de reprendre ce réglage et donc de s'éloigner du minimum de déviation (c'est-à-dire d'une valeur de $\delta\alpha_c$ égale à 0°). L'origine de cet écart, de -0.57° , est attribué à un dérèglement du sous-système disperseur qui est ensuite compensé au niveau du recombiner à l'étape finale de l'alignement. En observant le tableau 5.2, on note que les intervalles de confiance sont réduits en comparaison avec ceux du tableau 5.1. Cette diminution est attribuée à une meilleure convergence qui peut s'expliquer par le découplage des paramètres à estimer en comparaison à la première approche naïve.

Finalement, pour évaluer la représentativité du modèle $M_{d \rightarrow m}$, nous comparons l'ensemble des points images expérimentaux à ceux prédits par ce modèle. Nous ré-utilisons la métrique D qui évalue la distance euclidienne entre les positions des coins du damier affiché par le DMD et ceux prédits par notre modèle de propagation inverse. Les résultats sont présentés sur la figure 5.17.

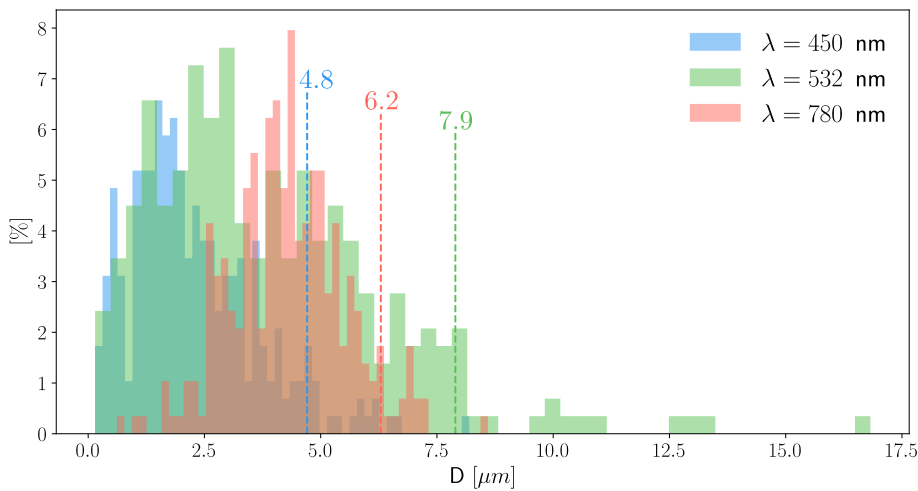


FIGURE 5.17 – Histogramme des distances euclidiennes D entre les positions réelles dans le plan du DMD et celles obtenues par rétropropagation des images expérimentales à l'aide de notre modèle. En pointillé, le 95^{ème} centile de D (95 % des valeurs de D se situent en dessous de cette valeur).

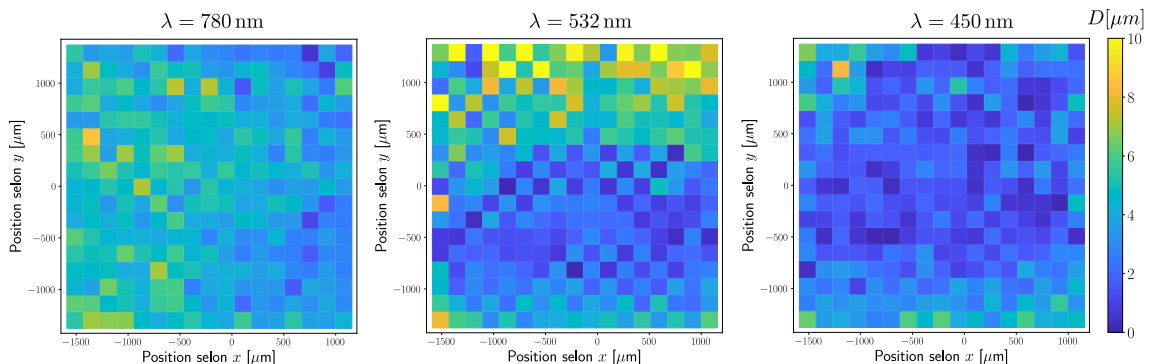


FIGURE 5.18 – Cartes des distances euclidiennes D entre les positions des coins du damier affiché par le DMD et celles prédites par notre modèle de propagation inverse dans le plan du DMD.

Nous avons tracé en pointillés le 95^{ème} centile de D pour les trois longueurs évaluées. Compte tenu de la taille de nos micro-miroirs de $5.4 \mu\text{m}$, le 95^{ème} centile

est de l'ordre de 1 à 1,5 micro-miroir en fonction de la longueur d'onde considérée. Les différences entre les données simulées et les données expérimentales sont attribuées d'une part à un léger défaut d'alignement du plan du détecteur par rapport à celui du DMD (non pris en compte dans le modèle), et d'autre part à l'algorithme de détection des coins du damier qui induit des erreurs sur la position réelle des points images expérimentaux dans le plan du détecteur.

Pour compléter notre analyse, nous avons tracé les cartes des distances euclidiennes D sur la figure 5.18. On observe que les erreurs augmentent avec la position en $|Y|$, ce qui est en accord avec l'erreur d'alignement du détecteur décrite plus haut. Nous n'avons cependant pas d'explications permettant de justifier l'erreur plus importante constatée à la longueur d'onde centrale $\lambda = 532$ nm. Malgré ces écarts, la représentativité du modèle est suffisante pour évaluer avec précision l'échantillonnage spectral associé à chaque pixel du détecteur.

5.2.3 Validation

Les paramètres du modèle estimés dans la sous-section précédente permettent d'évaluer la propagation de la lumière à travers le sous-système recombiner. En utilisant la fonction d'échantillonnage spectral local décrite dans la section 3.2.2, nous pouvons ainsi déterminer l'échantillonnage spectral spécifique à chaque pixel et construire le support de l'échantillonnage \mathcal{S}_H .

Nous exploitons le spectre connu d'une lampe fluorescente comme référence pour évaluer la qualité de notre étalonnage. La lampe éclaire le diaphragme de champ carré placé au niveau du plan objet du système, de sorte à ce que la scène soit spatialement homogène (même spectre en tout point du champ). Notre référence est le spectre de cette lampe mesuré à l'aide d'un spectromètre Flame UV-VIS d'Ocean Optics (spectre orange sur la figure 5.19).

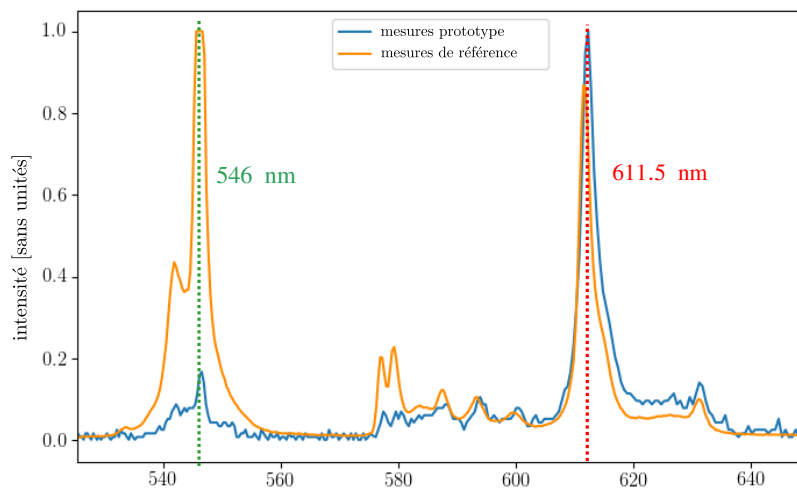


FIGURE 5.19 – Spectre de référence (lampe fluorescente) mesuré par un spectromètre FLAME (orange) et par le prototype (bleu). Deux pics spectraux, à 546 nm et à 611.5 nm, sont utilisés pour la comparaison.

Nous utilisons ensuite notre instrument pour mesurer le même spectre à l'aide d'un motif DMD à fente (spectre bleu sur la figure 5.19). Ce spectre est obtenu en activant une seule colonne k de micro-miroirs (motif à fente), chaque pixel détec-

teur mesurant sa $k^{\text{ème}}$ composante spectrale définie dans le support \mathcal{S}_H . L'intensité spectrale est l'intensité mesurée sur la caméra le long d'une ligne horizontale.

Nous observons une bonne correspondance entre les deux spectres de la figure 5.19. Il existe un décalage quasi constant d'environ 0.5 nm entre les deux instruments mais celui-ci dépend à peine ($< 0,1$ nm) de la longueur d'onde considérée et de la position dans le champ de vue. Comme nous n'avions pas de source parfaitement connue avec plusieurs pics spectraux, nous avons d'abord validé l'étalonnage avec la lampe fluorescente pour vérifier que l'écart entre les différents pics étaient cohérent avec nos mesures de référence. Pour finaliser l'étalonnage, nous pourrions également utiliser une source avec un spectre parfaitement connu pour recalibrer nos mesures et compenser ce décalage constant.

Notons que l'efficacité de transmission de notre système est dégradée autour du premier pic à 546 nm. La diffraction induite par le DMD affecte fortement l'efficacité de transmission du système car la quantité de lumière recueillie par la lentille L_3 (la première lentille du recombineur, après le DMD) dépend de la longueur d'onde considérée. Le motif du masque affecte également l'efficacité de transmission, comme mentionné dans [4].

5.3 Super-résolution spectrale

Le support de l'échantillonnage \mathcal{S}_H attribue à chaque pixel détecteur un échantillonnage spectral spécifique. Dans cette section, nous tirons parti de la non-régularité de ce support pour effectuer de la super-résolution spectrale sur la mesure du spectre d'un laser HeNe mono-mode. Un schéma d'acquisition par balayage de fente [4] est utilisé pour reconstruire la scène hyperspectrale complète. Il consiste à ouvrir successivement les différentes colonnes du DMD en faisant à chaque fois l'acquisition de l'image compressée. Un laser monomode HeNe éclaire le diaphragme de champ de l'instrument, formant ainsi une scène spatialement homogène.

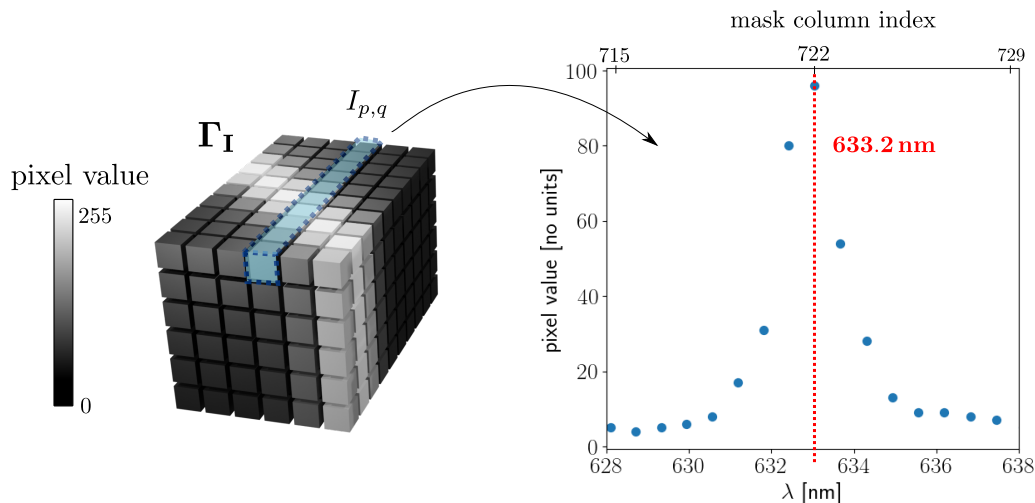


FIGURE 5.20 – Spectre du laser HeNe mesuré par un pixel détecteur $P_{p,q}$. Les valeurs de $I_{p,q}$ sont associées aux échantillons spectraux contenus dans le support \mathcal{S}_H .

En ouvrant les colonnes les unes après les autres, nous construisons un cube

hyperspectral nommé Γ_I et illustré sur la figure 5.20. Il contient $R_d \times C_d$ vecteurs d'intensité mesurée $\vec{I}_{p,q}$, et chaque vecteur $\vec{I}_{p,q}$ contient le spectre du laser HeNe mesuré par le pixel détecteur correspondant. Le spectre mesuré par un pixel $P_{p,q}$ est représenté sur le côté droit de la figure 5.20. Étant donné que le pic spectral du laser à 632.9 nm est fin par rapport à l'échantillonnage spectral de l'instrument, le nombre de points de mesure est trop faible pour une analyse précise de la forme et de la position spectrale du pic.

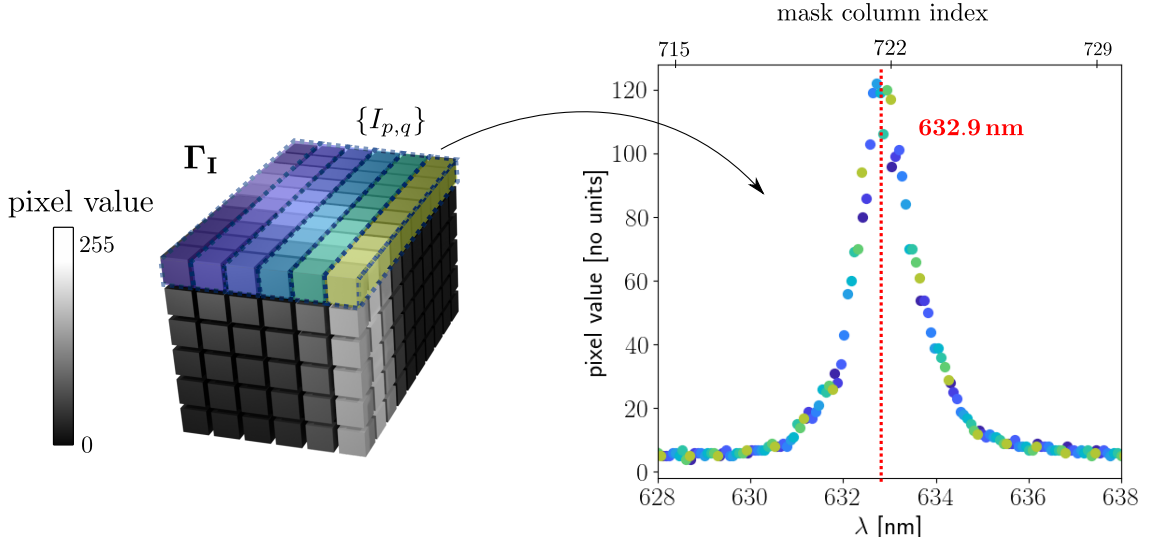


FIGURE 5.21 – Spectre du laser HeNe mesuré par 9 pixels adjacents. On observe que le spectre du laser est sur-échantillonné grâce à la différence d'échantillonnage spectral des différents pixels détecteur.

Dans la figure 5.21, nous traçons les mesures de plusieurs pixels adjacents. Comme la scène est spatialement homogène, les pixels mesurent le même spectre mais avec des échantillons spectraux légèrement différents, car l'échantillonnage spectral n'est pas le même pour tous les pixels. Cette propriété peut être exploitée pour mesurer très finement le spectre, notamment pour des pics spectraux très fins au regard de l'échantillonnage spectral moyen du système. Bien sûr cela nécessite que le même spectre apparaisse sur plusieurs pixels du détecteur (pas forcément adjacents), hypothèse qui est très souvent vérifiée lors l'observation de scènes réelles.

Enfin, la figure 5.22 illustre la différence de mesure que l'on obtient en utilisant le modèle de propagation traditionnel M_t , qui a un échantillonnage spectral homogène spatialement (à gauche), et notre modèle, dont l'échantillonnage spectral varie (à droite).

Avec un modèle d'échantillonnage spectral homogène, les mesures spectrales faites en différents points de la scène (figure 5.22 (a), du bleu au jaune) sont toutes alignées sur le même échantillonnage spectral (pointillés rouges). On obtient ainsi plusieurs spectres (figure 5.22 (b)) avec un pas spectral régulier, relativement grand et avec une forte dispersion en intensité. Alors que tous les points spatiaux correspondent à un même et unique spectre, les mesures varient notablement d'une position à l'autre (traits pleins bleu et jaune sur la figure 5.22 (b)). Ce problème a été observé sur d'autres DD-CASSI, notamment au sein de l'équipe [4].

Au contraire, avec notre modèle d'échantillonnage spectral, les mêmes données

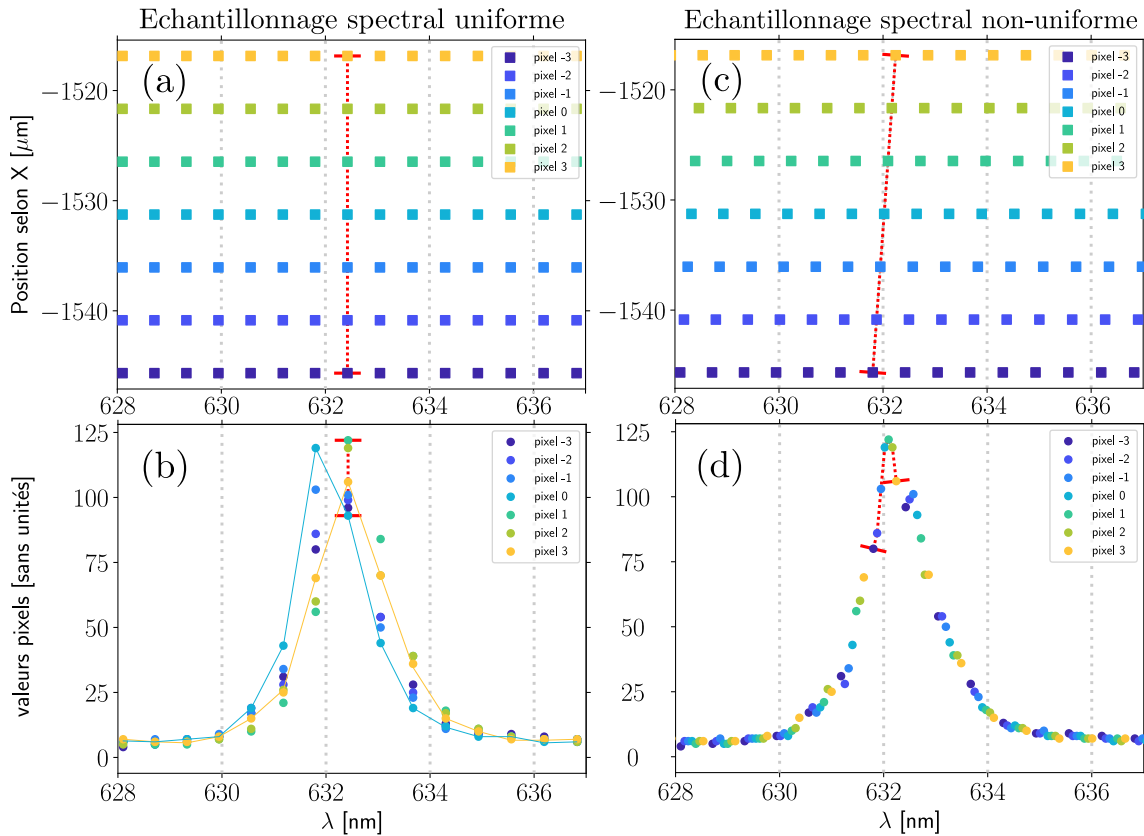


FIGURE 5.22 – Mesures du spectre d’un laser HeNe par un prototype de double-disperseur CASSI : (a) & (b) on considère un échantillonnage spectral uniforme (identique pour tous les pixels) ; (c) & (d) on considère un échantillonnage spectral non-uniforme (spécifique à chaque pixel).

expérimentales sont interprétées différemment. Chaque position spatiale offre un échantillonnage spectral légèrement différent (pointillés rouges sur la figure 5.22 (c)). Ce glissement progressif de l’échantillonnage permet d’entrelacer les différentes mesures pour obtenir un spectre super-résolu (figure 5.22 (d)). Ce modèle explique aussi l’origine de la forte dispersion en intensité observée avec l’hypothèse d’un échantillonnage homogène, due au mauvais recalage spectral qui induit des fortes distorsions, notamment dans les zones où la dérivée du spectre est importante.

Notre échantillonnage spectral local permet ainsi de convertir un problème avéré des DD-CASSI en une opportunité de mesures spectrales mieux résolues.

5.4 Bilan

Une définition précise des critères d’alignement est un pré-requis fondamental à la réalisation d’un prototype. Dans notre cas, c’est la symétrie des deux sous-systèmes qui apporte sa caractéristique clé à l’instrument : la conservation de la structure spatiale de la scène dans le plan détecteur. Il nous faut donc assurer cette symétrie en établissant des critères d’alignement, précis et identiques, pour le disperseur et pour le recombiner. Un composant critique est la matrice de micro-miroirs, car elle se trouve au cœur de l’instrument optique et fait la jonction entre les deux sous-systèmes optiques. Une attention particulière doit être portée à son alignement.

Pour étalonner le système, nous proposons une approche basée sur le modèle décrit chapitre 2. En ajustant les paramètres du recombineur sur les données expérimentales, nous obtenons une estimation fine des bandes spectrales mesurées par chaque pixel du détecteur. Notons que nous avons assuré la symétrie fonctionnelle des deux sous-systèmes (recombinaison parfaite) ce qui nous a permis de ne pas avoir à étalonner le premier sous-système optique, le disperseur. Pour une caractérisation complète du prototype, nous pourrions également utiliser le modèle de propagation inverse du disperseur décrit à la section 2.3.2 pour évaluer les défauts de recombinaison.

Dans la dernière section, l'étalonnage du prototype *HYACAM-EO* est mis en œuvre pour proposer une approche de super-résolution spectrale, illustrée sur le spectre d'un laser HeNe. Celle-ci exploite les distorsions spatiales et le phénomène de moiré décrit à la section 3.2.1, et valide la justesse de notre modèle, ainsi que la précision de l'estimation de ses paramètres.

Chapitre 6

Segmentation sémantique sur données compressées

Ce chapitre présente un travail mené dans le cadre du stage de fin de master 1 de Maud Biquard, et encadré par nos soins. Pour l'évaluation des algorithmes proposés, les scènes d'observation de la Terre communément utilisées sont pré-traitées par notre simulateur pour en faire des images hyperspectrales compressées. Pour pouvoir effectuer des comparaisons avec les algorithmes de la littérature et s'éviter des problèmes supplémentaires de ré-échantillonnage, nous avons simulé des systèmes double-disperseur CASSI adaptés à chaque scène de test, et donc différents de notre prototype.

L'acquisition compressée d'images hyperspectrales, où chaque pixel mesure une combinaison de plusieurs bandes, permet de réduire la quantité de données à acquérir et à transmettre. Les premiers algorithmes de traitement de ces données compressées ont cherché à reconstruire l'image hyperspectrale en exploitant diverses hypothèses sur la scène observée, telles que la régularité et la redondance, ainsi qu'une connaissance a priori du filtrage spectral réalisé par le système optique. Ainsi TwIST [148], GAP-TV [149] et DeSCI [150] exploitent les travaux théoriques derrière les systèmes CASSI [54, 58]. Au laboratoire, des approches moins coûteuses basées sur des techniques de régularisation et exploitant la colocalisation du DD-CASSI ont été proposées [3, 5, 6]. Récemment, les techniques basées sur l'apprentissage profond ont obtenu des résultats impressionnants [57].

Néanmoins, dans beaucoup de cas et particulièrement en télédétection, l'objectif de l'acquisition d'images n'est pas d'obtenir le signal sous sa forme brute, mais plutôt d'extraire certaines informations sémantiques de la scène : la présence de certains objets, d'évènement, d'anomalies, etc... Pour cet objectif, la reconstruction du cube hyperspectral n'est qu'une étape intermédiaire, d'autant plus qu'elle peut s'avérer coûteuse en calculs.

L'objectif de ce chapitre est de présenter nos méthodes de segmentation sémantique qui s'appliquent *directement à des images hyperspectrales compressées* acquises avec un instrument DD-CASSI. En s'abstenant de reconstruire le signal brut, ces travaux s'inscrivent dans la lignée de ceux réalisés par les équipes de Davenport [101, 102], Arguello [104, 151, 109] et Arce [71]. Nous proposons une architecture basée sur de l'apprentissage profond qui exploite le filtrage spectral réalisé par le système optique, et les images hyperspectrales compressées mesurées par un détecteur matriciel.

Ce chapitre présente tout d’abord les algorithmes de segmentation sémantique de l’état de l’art sur images hyperspectrales complètes, et les analyse en vue de sélectionner l’approche de référence pour nos travaux. Nous proposons ensuite notre premier algorithme, CSSNet. Ce dernier peut être intégré à un module plus complexe qui met en œuvre des méthodes de segmentation itérative et des méthodes de post-traitement (Conditional Random field [152] ou Hierarchical Channel Reconstruction module [57]). Dans la dernière section, nous proposons deux algorithmes itératifs basés respectivement sur de la fusion bayésienne et sur une architecture inspirée des réseaux récurrents.

6.1 Application de la segmentation sémantique à l’imagerie hyperspectrale compressée

La segmentation sémantique (parfois appelée aussi classification) consiste à assigner un label à chaque pixel de l’image. Cette tâche est une des briques de base de la compréhension d’une scène, sur laquelle d’autres interprétations et représentations abstraites peuvent ensuite être réalisées. Une résolution spectrale élevée de la mesure est nécessaire quand la scène atteint un certain niveau de complexité, ce qui est parfois le cas en observation de la terre (voir le chapitre 1).

Néanmoins, les images hyperspectrales sont volumineuses : les méthodes traditionnelles de segmentation des pixels présentent généralement des temps d’inférence élevés. Les approches basées sur de l’apprentissage profond ont l’avantage d’être rapides et performantes dans un cadre délimité par les données d’entraînement. Pour la reconstruction d’images hyperspectrales à partir de données compressées, certains algorithmes opèrent en quasi temps réel [57]. Si plusieurs critiques, telles que les problèmes de généralisation [153], peuvent être adressées à ces algorithmes, ils présentent aujourd’hui des résultats à l’état de l’art avec des temps de calculs acceptables pour un usage opérationnel. Pour ces raisons, nous avons décidé de développer une architecture sur la base de réseaux de neurones convolutifs.

Il n’existe, à notre connaissance, que très peu de publications concernant la segmentation sémantique d’images hyperspectrales compressées par réseau de neurones [154, 151, 71], et une seule d’entre elle s’intéresse aux systèmes CASSI [71]. Mais cette dernière contribution présente une approche de co-optimisation entre le motif sur le DMD et les coefficients du réseau de neurones de segmentation, et peu de détails sur l’algorithme de segmentation sont donnés.

Notre objectif étant de concevoir un algorithme léger et performant, nous avons choisi d’analyser les méthodes d’apprentissage supervisé pour la segmentation sémantique d’images hyperspectrales complètes. Celles-ci, plus nombreuses, nous permettent de mettre en évidence les opérations et types d’architectures qui permettent d’exploiter les corrélations spatiales et spectrales des données tridimensionnelles. Les algorithmes sont analysés à la lumière des contraintes actuelles de l’imagerie hyperspectrale (notamment le manque de données labellisées) et selon des critères de rapidité et de performance définis dans la section suivante.

6.1.1 Contraintes et critères de sélection

Pour tester les principales architectures de l'état de l'art dans des conditions similaires, nous avons cloné plusieurs algorithmes [155, 156] de segmentation de l'état de l'art sur le repository github DeepHyperX [157] de Nicolas Audebert. Nous avons également ré-implémenté le réseau DSSNet selon les détails donnés dans la publication [158].

Compromis entre complexité, performances et temps d'inférence

Les performances des algorithmes sont évaluées à l'aide de deux métriques classiques : l'*overall accuracy*, OA, qui exprime pourcentage de pixels correctement labellisés, et le F1-score moyen, la moyenne des F1-scores qui quantifient l'équilibre entre les faux positifs et les faux négatifs pour chaque classe :

$$OA = \frac{\text{nombre de pixels biens classés}}{\text{nombre total de pixels}} \times 100 \quad (6.1)$$

Pour une classe donnée, le F1-score s'écrit :

$$F1\text{-score} = \frac{2 \times \textit{precision} \times \textit{recall}}{\textit{precision} + \textit{recall}} \quad (6.2)$$

Ce F1-score dépend donc de deux autres métriques sous-jacentes, la *precision* et le *recall*, qui quantifient finement les résultats de classification ou de segmentation.

Pour une classe donnée, la *precision* correspond au ratio entre le nombre d'échantillons correctement attribués à la classe (vrais positifs) et le nombre total d'échantillons prédits comme appartenant à la classe (somme des vrais positifs et des faux positifs). Elle s'exprime ainsi :

$$\textit{precision} = \frac{\text{vrais positifs}}{\text{vrais positifs} + \text{faux positifs}} \quad (6.3)$$

Pour une classe donnée, le *recall* correspond au ratio entre le nombre d'échantillons correctement attribués à la classe (vrais positifs) et le nombre total d'échantillons appartenant réellement à la classe (somme des vrais positifs et des faux positifs). Il s'écrit :

$$\textit{recall} = \frac{\text{vrais positifs}}{\text{vrais positifs} + \text{faux négatifs}} \quad (6.4)$$

Le temps d'inférence est donné à partir de calculs effectués sur une carte graphique NVIDIA 2080Ti. Parmi les différentes méthodes de segmentation sémantique, nous distinguons les critères de complexité suivants :

- ◇ **opérations utilisées** : convolutions 1D, 2D, ou 3D, *fully connected layers*, inception blocks, etc ...
- ◇ **profondeur du réseau** : le nombre de couches du réseau ;
- ◇ **approche d'inférence** : classification pixel-par-pixel ou segmentation par patches.

Du manque de données labellisées

Dans beaucoup de domaines, les méthodes d'apprentissage souffrent du manque de données labellisées disponibles. L'imagerie hyperspectrale ne fait pas exception et l'entraînement et l'inférence sont généralement effectuées sur un même cube de données (une unique image hyperspectrale), découpée en patches. Le risque d'*overfitting*¹ est donc très élevé, ce qui explique peut-être une partie des résultats impressionnants (>99.7% d'*overall accuracy*) de certains algorithmes [159, 160].

Notons qu'à cause de ce manque de données, il est aujourd'hui difficile d'utiliser les architectures de type U-Net [96] ou SegNet [161] qui classifient l'image en un seul bloc. Nous sommes contraints à faire de la classification pixel-par-pixel [155, 162, 71] ou de la segmentation par patches [156, 158].

De nombreuses approches permettent d'augmenter artificiellement la quantité de données pour les techniques d'apprentissage : l'injection de bruit [163], les stratégies de relighting [164], la génération d'images hyperspectrales à partir d'images RGB [165], la génération d'images hyperspectrales synthétiques [166, 167, 168, 169], etc... Notons également l'intérêt grandissant pour les méthodes de transfert d'apprentissage entre les premières couches de réseaux convolutifs pré-entraînés sur images RGB vers des réseaux développés pour la segmentation d'images hyperspectrales [170, 171, 172].

Afin d'augmenter la quantité de données pour l'entraînement, nous avons utilisé des opérateurs de rotation et de symétrie [163]. Ces techniques ont été mises en œuvre pour entraîner les architectures existantes ainsi que pour notre algorithme sur des images hyperspectrales complètes.

6.1.2 État de l'art en apprentissage profond pour la segmentation d'images hyperspectrales

Parmi les méthodes à l'état de l'art en segmentation sémantique sur images hyperspectrales complètes, nous distinguons deux familles :

- ◇ 3D-CNN : les réseaux constitués principalement de convolutions 3D et de *fully connected layers*² [162, 155, 173, 174, 71]
- ◇ *Fully Convolutional Networks (FCN)* : les réseaux constitués de couches de convolutions, généralement 2D dans les dimensions spatiales et 1D dans la dimension spectrale [175, 156, 158]

Notons que ces deux familles mettent en œuvre des convolutions, mais la nature de celles-ci et leur place dans les réseaux diffèrent. Par ailleurs, certaines approches effectuent la segmentation pixel-par-pixel, et d'autres par groupes de pixels (patches).

3D-CNN

Théoriquement, les convolutions 3D (voir sur la figure 6.1) sont mieux adaptées aux informations tri-dimensionnelles [159], et permettent d'exploiter pleinement les corrélations entre les dimensions spatiales et spectrale.

1. **overfitting** : un risque concernant les méthodes d'apprentissage. Il intervient quand un modèle devient trop spécifique aux données d'entraînement et qu'il n'est pas capable de se généraliser à de nouvelles données lors de l'inférence.

2. **fully connected layers** : des couches placées généralement en fin d'architecture de réseau et qui sont entièrement connectées aux neurones de sortie.

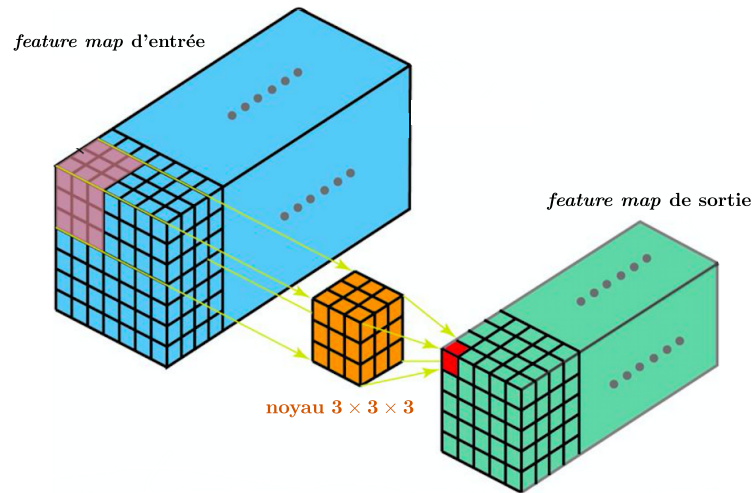


FIGURE 6.1 – Opération de convolution 3D avec un noyau $3 \times 3 \times 3$. Celui-ci balaye la *feature map* d'entrée dans les 3 dimensions. D'après [176].

En observant les architectures 3D-CNN de [162, 155, 173, 174], nous notons également la présence d'un ou plusieurs *fully connected layers* en fin de réseau. Ces architectures (voir un exemple sur la figure 6.2) fonctionnent selon une approche de segmentation pixel-par-pixel, c'est-à-dire qu'il y a autant de passages dans le réseau qu'il y a de pixels dans l'image. En ajoutant à cela le nombre de paramètres important lié à l'utilisation d'opérations 3D, le temps d'inférence est souvent élevé.

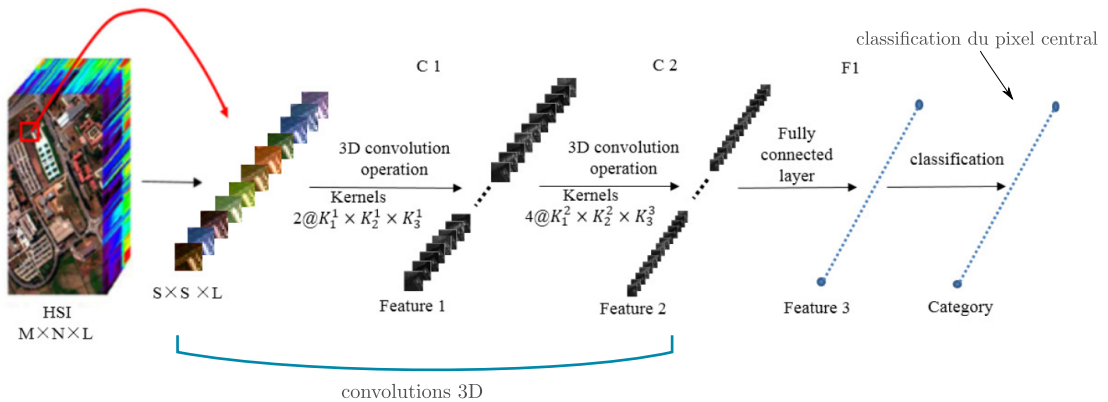


FIGURE 6.2 – Exemple d'architecture 3D-CNN, d'après [155].

Fully Convolutional Networks (FCN)

Pour les FCN, l'alternance d'opérations 2D dans la dimension spatiale et 1D dans la dimension spectrale permet également au réseau d'effectuer des corrélations entre toutes les dimensions. Les bonnes performances du réseau 2D+1D CNN [156] s'expliquent aussi par la présence d'un module dit d'*inception* [177], qui permet d'exploiter les structures spatiales à différentes échelles. L'objectif de ce module est d'utiliser des convolutions 2D avec des noyaux de tailles différentes pour exploiter conjointement les corrélations spatiales (pour les noyaux de taille 2×2 et 5×5) et spectrales (pour les noyaux de taille 1×1), voir sur la figure 6.3. Initialement

introduit pour la classification d'images RGB, l'équipe de Lee [156] a cherché à étendre son utilisation à l'imagerie hyperspectrale.

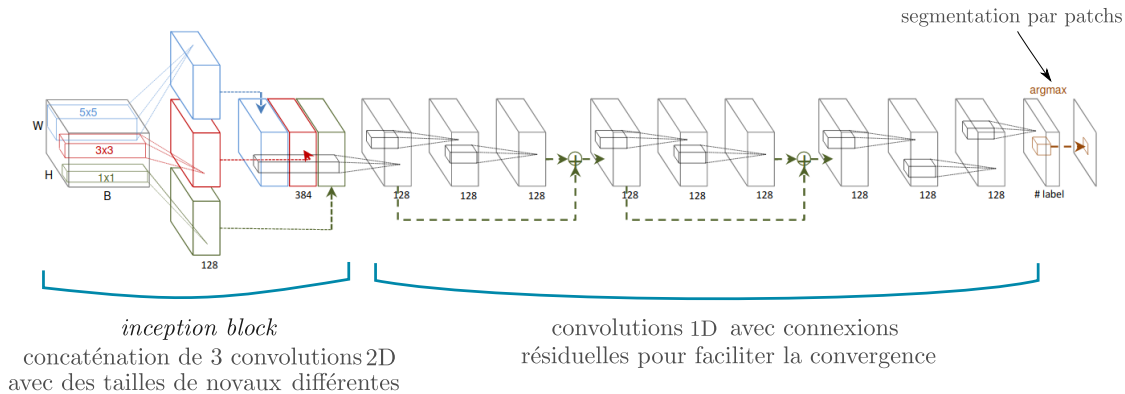


FIGURE 6.3 – Exemple d'architecture *FCN*, d'après l'article [156].

DSSNet [158], un autre réseau de type FCN, propose d'éviter de réduire la taille des *feature maps*³ en utilisant des convolutions à trous [178] (figure 6.4). Ces dernières permettent d'élargir le champ d'action de la convolution en conservant le nombre de coefficients, et d'éviter ainsi l'utilisation d'opérations de *pooling*⁴. La réduction des **feature maps** induite par les opérations de *pooling* est problématique en imagerie hyperspectrale où l'information est parfois localisée sur peu de pixels. Après plusieurs opérations, celle-ci se retrouve parfois noyée parmi ses voisins, et il existe un risque de perte. Pan et coauteurs [158] proposent une architecture légère, DSSNet (Dilated Semantic Segmentation Network), basée sur une segmentation par patch, illustrée sur la figure 6.5.

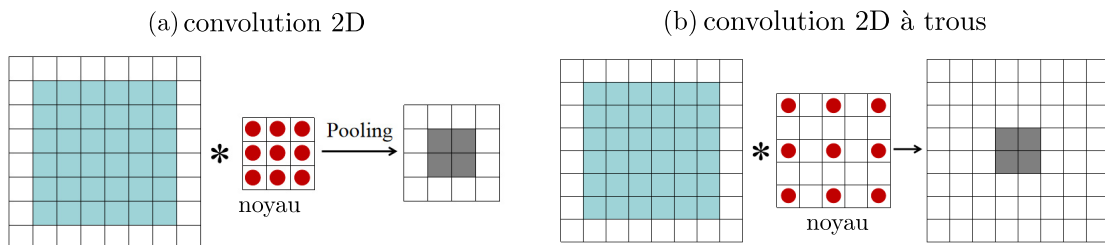


FIGURE 6.4 – Comparaison entre (a) une convolution 2D classique avec une opération de *pooling* et (b) une convolution à trous. Les points rouges sont les coefficients, les points bleus sont les pixels qui participent à la convolution, et les points gris sont la sortie de la convolution. D'après [158].

3. **feature map** : le résultat de l'application d'une couche de convolutions (ou d'un autre type de filtre) à une image, ou à une autre *feature map*. Elle est représentative de certaines informations contenues dans l'image ou dans la *feature map* d'entrée.

4. **pooling** : une opération de sous-échantillonnage typiquement appliquée après une couche de convolutions

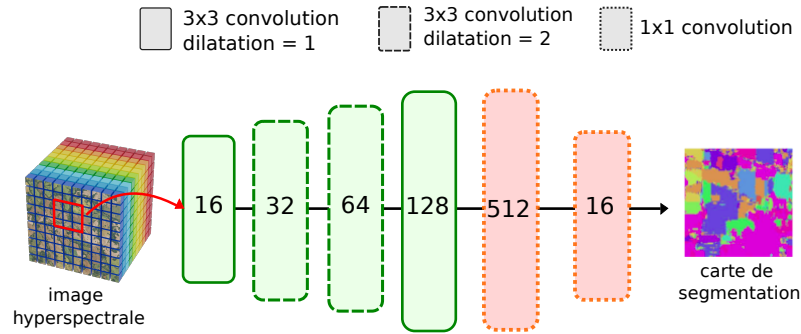


FIGURE 6.5 – Architecture de DSSNet telle que proposée par [158]. Le nombre de filtres est indiqué sur chaque opération de convolution. Les caractéristiques des convolutions sont indiquées sur la légende.

6.1.3 Choix d’une architecture de référence

Note : Par manque de temps, les analyses présentées dans cette section sont basées sur des résultats non exhaustifs qui concernent uniquement deux jeux de données classiquement exploités dans la littérature. De plus amples comparaisons doivent être menées pour consolider les discussions énoncées ci-dessous.

Notre objectif est de choisir une architecture peu profonde et performante, que nous utiliserons comme base pour le module de segmentation de notre algorithme. Dans la section 6.1.2, nous avons discuté des différentes stratégies mises en œuvre dans la littérature pour exploiter les corrélations spatiales et spectrales. L’attention portée à la légèreté des réseaux doit se lire au regard du besoin ultérieur d’ajouter d’autres opérations, spécifiques à l’utilisation de données compressées, comme nous le verrons dans la section 6.2.

Noms des jeux de données	Dimensions	Nombre de bandes	Nombre de classes
Indian Pines	145 × 145	220	16
Pavia University	610 × 340	103	9
Washington Mall	1280 × 307	191	7
Data Fusion Contest (DFC)	1202 × 4172	50	20

Tableau 6.1 – Caractéristiques des jeux de données utilisés

Les performances des trois architectures [155, 156, 158] ont été évaluées sur les jeux de données Indian Pines [179] et Pavia University [180], dont les caractéristiques sont présentées dans le tableau 6.1. Les résultats de performance de ces trois architectures sont rapportés dans le tableau 6.2.

Notons que si les architectures 3D-CNN [155] et 2D+1D CNN [156] ont été testés avec les mêmes paramètres que dans les publications originales et dans les mêmes conditions qu’indiquées dans l’article de revue [159], les résultats obtenus diffèrent. En effet, nous obtenons, pour les deux architectures, des performances faibles sur Indian Pines (de 75.5% à 62.5% pour le 3D-CNN et de 74.3% à 63.8% pour le

	Indian Pines		PaviaU	
	OA [%]	temps [s]	OA [%]	temps [s]
3D-CNN [155]	62.5	0.45	89.6	/
2D+1D CNN [156]	63.8	0.36	94.9	/
DSSNet [158]	65.5	0.045	97.9	/

Tableau 6.2 – Évaluation des performances des algorithmes à l’état de l’art en segmentation sur image hyperspectrale complète, tels que récupérés dans [157] (sans modification des hyperparamètres).

2D+1D CNN) mais meilleures sur Pavia University (de 84.3% à 89.6% pour le 3D-CNN et de 83.8% à 94.9% pour le 2D+1D CNN). Nous attribuons d’abord ces différences à la manière employée pour séparer les données d’entraînements des données de tests (voir les détails dans la section 6.2) qui est plus restrictive que celle proposée dans la publication de Audebert [159]. Mais malgré des conditions d’entraînement similaires, nous obtenons des performances sensiblement différentes. Nous en concluons que seules les tendances relatives entre architectures peuvent être exploitées.

	Indian Pines		PaviaU	
	OA [%]	temps [s]	OA [%]	temps [s]
3D-CNN [155]	69.3	0.36	93.7	/
2D+1D CNN [156]	63.8	0.14	96.2	/
DSSNet [158]	69.3	0.07	98.4	/

Tableau 6.3 – Évaluation des performances des algorithmes à l’état de l’art en segmentation sur image hyperspectrale complète, avec modifications des hyperparamètres.

Il apparaît que le réseau DSSNet [158], ré-implémenté par nos soins, obtient des résultats supérieurs sur les deux jeux de données et avec un temps d’inférence plus faible. Compte tenu des contre-performances de l’architecture 3D-CNN, nous avons décidé de régler ses hyperparamètres pour équilibrer le compromis entre les performances et le temps d’inférence. Pour le 3D-CNN [155], seul le nombre de *channels*⁵ a été modifié. Pour le 2D+1D CNN [156], nous avons également cherché à optimiser le nombre de *channels*, mais aussi le nombre de couches du réseau. Pour DSSNet [158], de nombreuses configurations ont été testées : avec ou sans connexions résiduelles⁶ (et à plusieurs positions), avec des tailles de patches différentes, des

5. **channels** : la profondeur d’une *feature map* ; également le nombre de bandes d’une image d’entrée.

6. **connexion résiduelle** : méthode utilisée pour augmenter le nombre de couches d’un réseau sans rencontrer le problème de disparition du gradient. Elle consiste à permettre au réseau d’ignorer

nombres de *channels* différents et des *strides*⁷ différents.

Du point de vue du temps d'inférence, 2D+1D CNN est meilleur que 3D-CNN, et ce malgré la profondeur plus grande de son réseau.

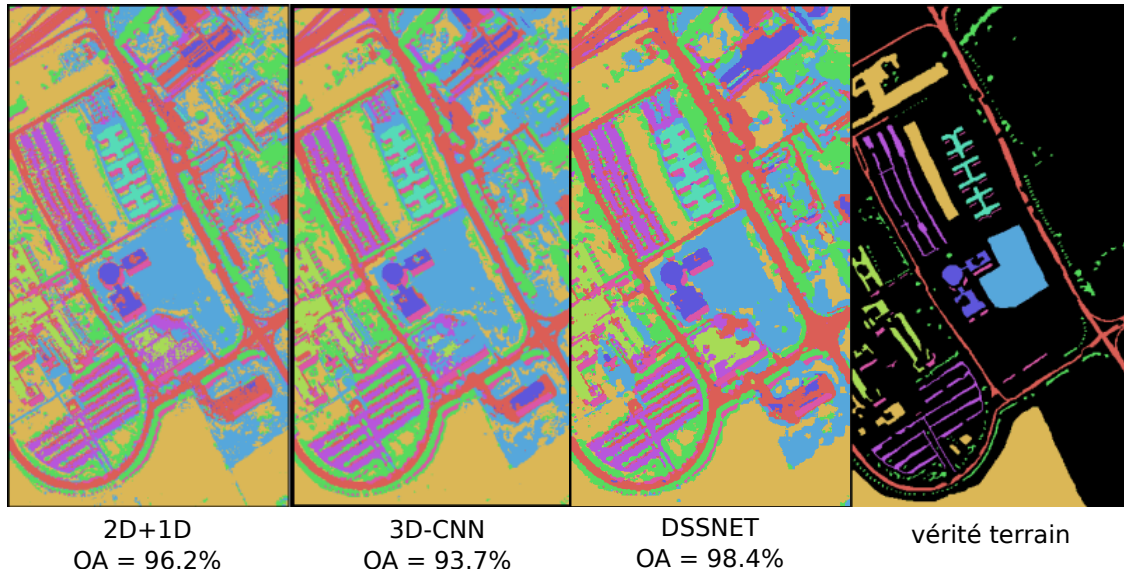


FIGURE 6.6 – Comparaison des cartes de segmentation produites par le réseau 2D+1D CNN [155], 3D-CNN [155] et DSSNet [158] sur le jeu de données Pavia University [180].

Les résultats après modifications sont présentés sur le tableau 6.3 et sur la figure 6.6. Notons que si nous avons réussi à accélérer le temps d'inférence de 3D-CNN (de 25 % environ) et 2D+1D CNN (de 300 %), ces architectures restent beaucoup moins rapides que DSSNet. La qualité de la segmentation, évaluée par la métrique OA, est globalement meilleure avec DSSNet. Les convolutions à trous associées à des convolutions 2D et 1D classiques permettent de bien segmenter l'image hyperspectrale sans augmenter la profondeur du réseau. Cette architecture est donc choisie comme référence pour le module de segmentation de notre réseau présenté dans la section suivante.

6.2 Algorithme pour la segmentation d'images hyperspectrales compressées : CSSNet

La segmentation sur données compressées consiste à labelliser chaque pixel de l'image à partir d'une, ou plusieurs, mesures, et de la connaissance de la fonction de transfert du système d'acquisition. Sous sa forme matricielle (voir le chapitre 3), la fonction de transfert permet d'exprimer le filtrage spectral réalisé par le système optique et peut être intégrée à notre algorithme de segmentation. Nous avons conçu un réseau, CSSNet (*Compressed Semantic Segmentation Network*), qui intègre cette connaissance et exploite les corrélations, d'abord spectrales puis spatiales, de nos mesures.

certaines opérations via une connexion entre deux de ses couches non-adjacentes

7. **stride** : un des paramètres d'une opération de convolution. Il définit le pas de balayage de l'opération.

La segmentation est effectuée par patches c'est à dire par groupe de pixels. L'algorithme prend trois objets en entrée (un patch de l'image compressée, un patch de l'image panchromatique, et une partie de la fonction de transfert) et n'a qu'une sortie : la carte de segmentation. Les images d'entrée résultent de 2 acquisitions (une panchromatique, une compressée) effectuées avec un instrument de type DD-CASSI, simulées ou réelles, et de la fonction de transfert associée à la compressée.

6.2.1 Données d'entrée

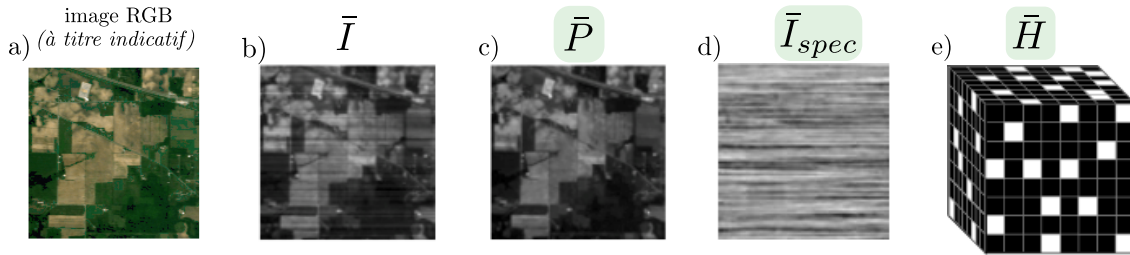


FIGURE 6.7 – (a) une image RGB de la scène observée (à titre indicatif) (b) l'image compressée normalisée \bar{I} (c) l'image panchromatique normalisée associée \bar{P} (d) l'image compressée normalisée sans contenu spatial \bar{I}_{spec} (e) la fonction de transfert \bar{H} associée à l'image compressée. Les éléments surlignés en vert constituent les entrées de notre réseau.

Notations

Le réseau fonctionne avec des patches de taille p . Pour former l'entrée, on a besoin de 3 objets dont les versions normalisées sont présentées sur la figure 6.7 :

- ◇ l'image compressée aux dimensions du patch $I \in \mathbb{R}^{p \times p}$
- ◇ la fonction de transfert $H \in [0, 1]^{p \times p \times n_\lambda}$ (voir l'expression (3.11))
- ◇ l'image panchromatique de la scène $P \in \mathbb{R}^{p \times p}$

La sortie est $O \in \mathbb{R}^{p \times p \times q}$ avec q le nombre de classes. On estime $S \in \{0, 1, \dots, q - 1\}^{p \times p}$, la classe spectrale en chaque point, avec $\hat{S} = (\arg\max O_{i,j})_{0 \leq i, j \leq p-1}$.

Intérêt de la normalisation

Nous avons initialement utilisé directement en entrée de notre réseau des patches issus de l'image compressée I et de l'image panchromatique P . Cependant, l'image compressée I est moins lumineuse que l'image panchromatique P , car elle ne contient qu'une partie des composantes spectrales présentes dans P . Pour combler cette différence, nous avons par la suite utilisé les images normalisées :

$$\bar{I} = \frac{I - \mu_I}{\sigma_I} \quad \text{et} \quad \bar{P} = \frac{P - \mu_P}{\sigma_P} \quad (6.5)$$

Cependant, comme nous pouvons le voir sur la fig 6.8 (a), ces deux images ont des contenus très proches : l'information spatiale y est prépondérante, ce qui ne facilitait pas la segmentation spectrale. Afin de faire ressortir l'information spectrale, nous avons finalement utilisé l'image panchromatique normalisée \bar{P} et l'image \bar{I}_{spec} =

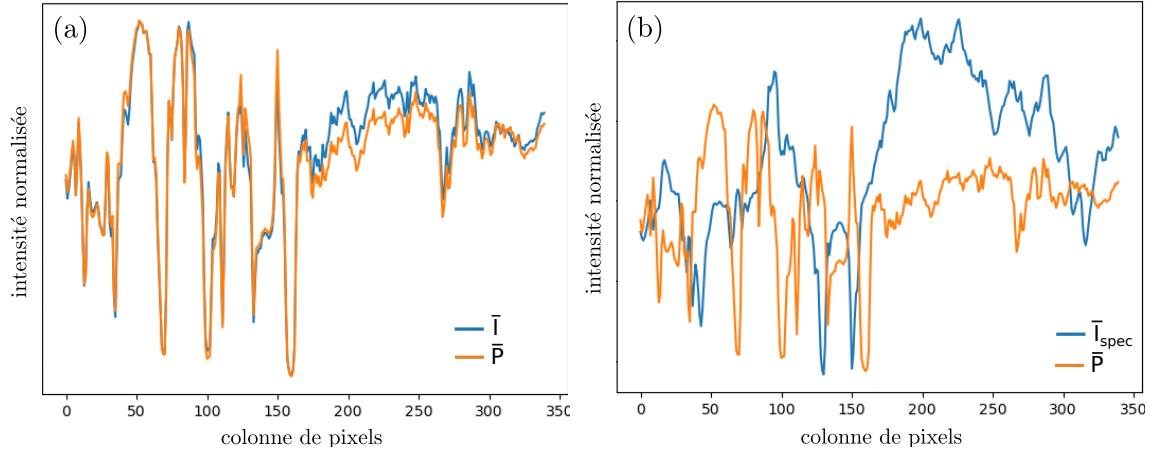


FIGURE 6.8 – Extraction du contenu spectral via soustraction de l’image panchromatique. Intensité le long d’une ligne (a) de l’image compressée normalisée \bar{I} et de l’image panchromatique normalisée \bar{P} , les informations sont très corrélées; (b) le long d’une ligne de l’image compressée normalisée sans contenu spatial \bar{I}_{spec} et de l’image panchromatique normalisée \bar{P} .

$\bar{I} - \bar{P}$. Cette dernière exhibe les variations dues au contenu spectral et se distingue bien de l’image panchromatique compressée (voir la fig 6.8 (b)).

Une hausse des performances de l’ordre de 5% a été constatée après soustraction de l’image panchromatique. Notre hypothèse est que le réseau a tendance à sur-apprendre la structure spatiale si celle-ci est introduite trop tôt dans le réseau (voir la section 6.2.4).

Finalement, les entrées du réseau sont constituées de $(\bar{H}, \bar{I}_{spec}, \bar{P})$, surlignées en vert sur la figure 6.7, \bar{H} et \bar{I}_{spec} étant les versions normalisées de H et I_{spec} .

6.2.2 Architecture du réseau CSSNet

CSSNet s’articule autour de deux modules qui ont chacun leurs spécificités par leur place dans le réseau et par les opérations qu’ils contiennent :

1. **Traitement spectral** : les informations spectrales apportées par l’image compressée sont interprétées au regard de la fonction de transfert optique.
2. **Traitement spectro-spatial** : on exploite les corrélations entre les informations spectrales et spatiales de la scène.

Le réseau est constitué uniquement de couches de convolutions sur des *feature maps* de taille $p \times p$: un *padding*⁸ suffisant est appliqué afin de conserver la taille de ces *feature maps*. Un schéma détaillé de l’architecture est présenté sur la figure 6.9.

Traitement spectral

Ce premier module prend en entrée la fonction de transfert normalisée \bar{H} , l’image \bar{I}_{spec} et il comprend 2 blocs de convolutions, \mathcal{F}_1 et \mathcal{F}_2 (voir la figure 6.9). Le trai-

8. **padding** : un des paramètres d’une opération de convolution. Le nombre de pixels ajouté en bordure de l’image avant d’appliquer la convolution. Ces pixels permettent d’éviter de perdre de l’information aux extrémités de l’image, ou de la *feature map*.

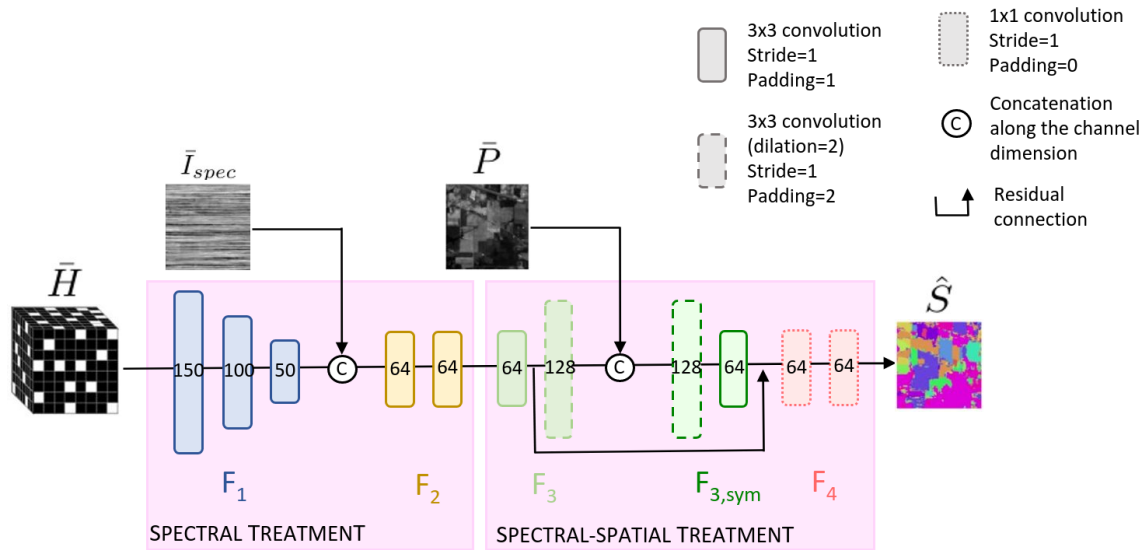


FIGURE 6.9 – Architecture du réseau CSSNet. Chaque rectangle bleu, jaune vert ou rouge représente une couche de convolutions. Le nombre à l’intérieur de chaque couche de convolution représente le nombre de *channels*. Les entrées du réseau sont \bar{P} , \bar{I}_{spec} et \bar{H} . La sortie du réseau O associée à chaque pixel du patch est un vecteur de pseudo-probabilités. $\hat{S} = (\text{argmax } O_{i,j})_{0 \leq i,j \leq p-1}$

tement effectué est :

$$H_2 = \mathcal{F}_1(\bar{H}), \quad H_3 = \mathcal{F}_2([H_2, \bar{I}_{spec}]) \quad (6.6)$$

où l’opération $[\cdot, \cdot]$ représente la concaténation le long des *channels*.

En d’autres termes, après un prétraitement sur la fonction de transfert \bar{H} qui vise à réduire sa profondeur (dimension spectrale), celle-ci est concaténée à l’image compressée sans contenu spatial \bar{I}_{spec} . L’ensemble passe ensuite par deux couches de convolution.

Traitement spatial/spectral

Ce deuxième module prend en entrée la sortie du module de traitement spectral ainsi que l’image panchromatique normalisée \bar{P} (voir la figure 6.9). Son architecture est inspirée du réseau DSSNet [158] pour la segmentation du cube hyperspectral complet, à laquelle deux couches de convolutions ont été ajoutées, et le nombre de *channels* modifié. Cette partie se décompose en 3 blocs de convolutions \mathcal{F}_3 , $\mathcal{F}_{3,sym}$, et \mathcal{F}_4 .

$$H_4 = \mathcal{F}_3(H_3), \quad H_5 = \mathcal{F}_{3,sym}([H_4, \bar{P}]), \quad O = \mathcal{F}_5(H_5) \quad (6.7)$$

Optimisation

Notre fonction de coût est la *weighted cross entropy* qui permet d’évaluer la différence entre la vérité terrain S et la carte de segmentation estimée \hat{S} :

$$\mathcal{L}_{CE} = -\frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \sum_{k=0}^{q-1} w_k \sum_{0 \leq i,j \leq p} t_{i,j,k}^s \log(p_{i,j,k}^s) \quad (6.8)$$

avec N le nombre de patches, $p_{i,j,k}^s$ la probabilité softmax que le pixel (i, j) du patch s appartienne à la classe k , $t_{i,j,k}^s$ le label de la classe k pour le pixel (i, j) et w_k l'inverse de la fréquence médiane, calculée sur tout le dataset d'entraînement, de la classe k .

6.2.3 Méthodologie

Datasets utilisés

Le réseau est testé sur deux datasets : Indian Pines [179] et Pavia University [180].

Séparation des datasets d'entraînement et d'inférence

L'entraînement et l'inférence se déroulent sur des portions d'images (patches) provenant du même cube hyperspectral. Nous respectons une séparation stricte entre inférence et entraînement : aucun pixel du cube hyperspectral intervenant dans l'inférence n'est vu pendant la phase d'entraînement. Spatialement, une part de 10 % est réservée à l'inférence, 80 % à l'entraînement. Les 10 % restant des patches se situent au bord des images et ne sont pas utilisés.

Réglage des simulations

Les patches sont de taille 7×7 . Pour chaque jeu de données, 40 images compressées avec des motifs de masque différents sont acquises avec notre simulateur. Les motifs présentent un ratio de micro-miroirs ouverts (ROM) de 0.7 (c'est-à-dire que 70 % des micro-miroirs sont ouverts et 30 % fermés). On acquiert également une image panchromatique de la scène (ROM de 1, c'est-à-dire tous les micro-miroirs sont ouverts).

Pour l'inférence, l'image est parcourue à l'aide d'une fenêtre glissante de *stride* 3. Le réseau est entraîné sur 60 *epochs*⁹ avec *early stopping*¹⁰. Le *learning rate*¹¹ est de 0.01, le *batch size*¹² de 100, le *weight decay*¹³ de 5×10^{-4} . L'optimiseur utilisé est SGD (*Stochastic Gradient Descent*) avec un *momentum*¹⁴ de 0.9.

Métriques

Deux métriques sont utilisées : l'*overall accuracy* (OA) et le F1-score moyen. Chaque réseau a été entraîné 5 fois, le tableau 6.4 présente la moyenne des scores obtenus.

9. **epochs** : dans le contexte de l'entraînement d'un modèle, l'*epoch* fait référence à une itération où le modèle voit tout le jeu de données d'entraînement.

10. **early stopping (ou arrêt prématuré)** : une technique de régularisation qui consiste à arrêter l'entraînement dès que la fonction de coût stagne ou augmente.

11. **learning rate** : un paramètre de réglage qui détermine le rythme auquel les coefficients de réseau sont mis à jour.

12. **batch size** : le nombre d'échantillons passant à travers le réseau avant une mise à jour des coefficients.

13. **weight decay** : une technique qui consiste à pénaliser les coefficients trop importants du réseau, limitant ainsi l'apprentissage.

14. **momentum** : une technique populaire qui consiste à garder en mémoire les itérations précédentes pour guider la descente de gradient.

Comparaison avec l'existant

Les détails d'implémentation menant aux résultats présentés dans la seule publication [181] concernant la segmentation sur données hyperspectrales compressées n'étant pas explicites, nous nous comparons uniquement à des réseaux de segmentation sur cubes hyperspectraux complets : le 3D-CNN [156] et DSSNet [158].

6.2.4 Résultats de segmentation

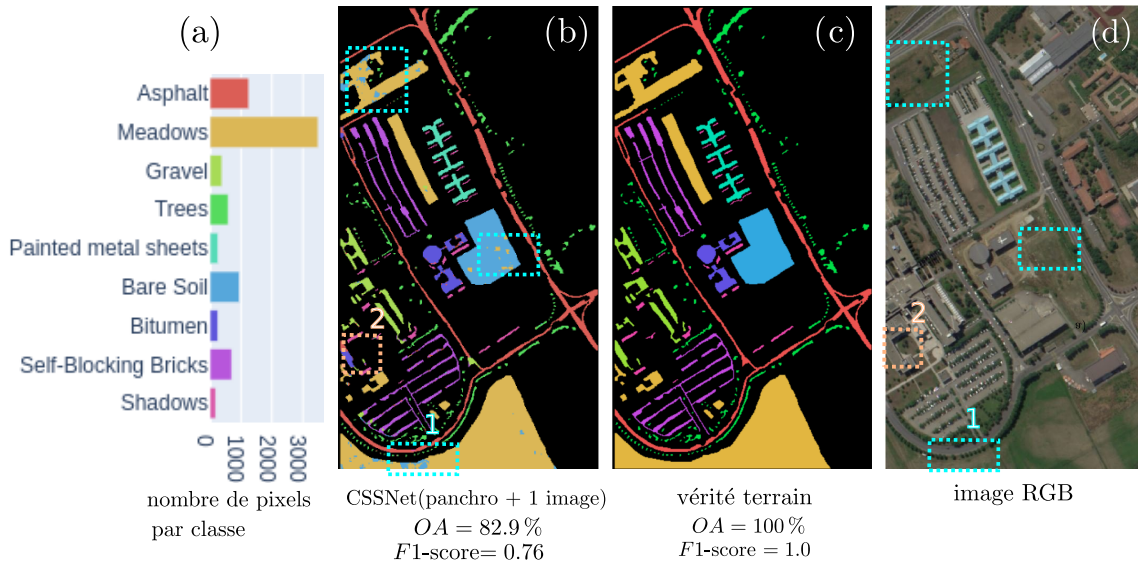


FIGURE 6.10 – Résultats de segmentation sur Pavia University. Chaque couleur représente une classe, les zones non labellisées sont en noir. (a) Le nombre de pixels par classe. (b) La carte de segmentation prédite par notre algorithme CSSNet. Les zones qui présentent des erreurs sont encadrées et numérotées. (c) La vérité terrain. (d) L'image RGB de la scène.

Qualitativement, les résultats sont discutés au regard de la figure 6.10. Nous segmentons la scène Pavia University dont les neuf classes sont présentées sur la figure 6.10(a). Les cartes de segmentation de notre algorithme CSSNet présentées sur la figure 6.10(b) sont comparées à la vérité terrain de la figure 6.10(c).

On observe deux types de zones, numérotées 1 et 2 sur les figures (b) et (d), sur lesquels nos résultats ne correspondent pas à la vérité terrain. Sur le premier, l'algorithme confond deux classes, « prés » et « sol nu » (*meadows* et *bare soil*). On remarque que ces erreurs apparaissent à différents endroits encadrés en pointillés bleus. Au vue de l'image RGB sur la figure 6.10(d) mais aussi de la figure 6.11, on constate que ces classes sont spectralement proches et que certains pixels doivent contenir des mélanges, probablement de terre et d'herbe. Une seconde erreur manifeste est encadrée en pointillés orange sur les figures 6.10(b) et (d) et concerne un toit de bâtiment segmenté en bitume et en asphalte, alors que la vérité terrain l'associe à la classe « gravier », (*gravel*). Ces trois classes correspondent aux spectres respectivement bleu foncé, rouge et vert kaki clair sur la figure 6.11. On observe des similarités entre les moyennes de ces classes, et le contenu spectral des pixels qui les constituent est parfois identique (superposition des zones transparentes sur la figure 6.11). Les deux classes, bitume et en asphalte, que notre algorithme a prédit

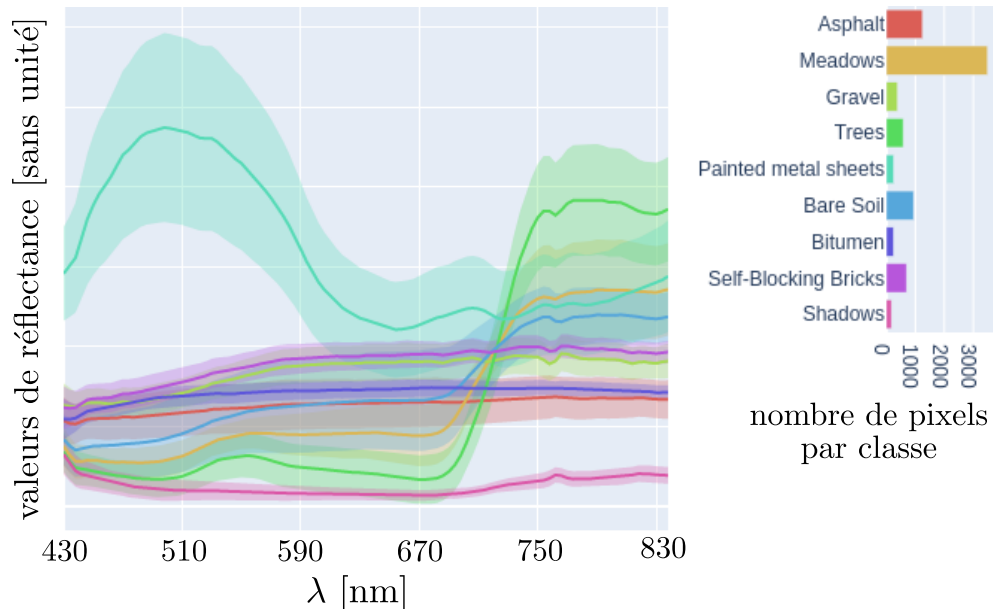


FIGURE 6.11 – Spectres de la scène Pavia University. Les couleurs correspondent aux différentes classes de la scène. Les moyennes des spectres de chaque classe sont présentées en traits foncés. Les zones en transparence correspondent à la variance intra-classe à 2 écarts types (95 % des spectres de la classe sont contenus dans la zone).

sur cette zone, sont présentes sur un autre bâtiment, au centre de la scène Pavia University. Cet autre bâtiment étant dans les données d’entraînement, nous supposons que CSSNet a reconnu une structure spatiale et un contenu spectral similaire.

Ces erreurs confirment qu’il n’y a pas de problèmes majeurs avec notre algorithme qui confond des zones au contenu spectral similaire. Des efforts supplémentaires doivent être effectués sur l’architecture pour mieux identifier les structures spatiales.

	Indian Pines		PaviaU	
	OA [%]	f-score moyen	OA [%]	f-score moyen
3D-CNN [155]	67.9	0.69	93.7	0.93
2D+1D CNN [156]	65.0	0.51	93.7	0.92
DSSNet [158]	67.2	0.63	98.4	0.98
CSSNet	58.4	0.39	84.0	0.79

Tableau 6.4 – Comparaison des résultats des algorithmes de segmentation sur PaviaU et Indian Pines. Les trois lignes supérieures présentent les résultats des algorithmes de l’état de l’art sur les images hyperspectrales complètes. La quatrième ligne du tableau décrit les résultats de notre algorithme, CSSNet.

Quantitativement, le tableau 6.4 compare les performances de trois architectures, à l’état de l’art sur des cubes hyperspectraux complets, à celles de notre architecture, CSSNet. Rappelons ici qu’entre une segmentation classique sur un cube hyperspec-

tral complet et notre approche sur données compressées, il existe un facteur 50 (pour Pavia University) et 100 (pour Indian Pines) sur le volume des mesures.

Sur le jeu de données Pavia University discuté plus haut, on observe une différence d’OA proche de 15 % par rapport à DSSNet et un F1-score moyen diminué de 0.19. L’écart important sur le F1-score moyen reflète l’incapacité de notre réseau à détecter la classe « gravier » et qui présente un F1-score individuel de 0.45.

Sur Indian Pines, la perte de performances concernant l’OA est seulement de 9.5 % par rapport au réseau 3D-CNN mais de 0.3 concernant le F1-score moyen. Trois classes, très peu représentées (voir sur la figure 6.12), luzerne, pâturage d’herbe

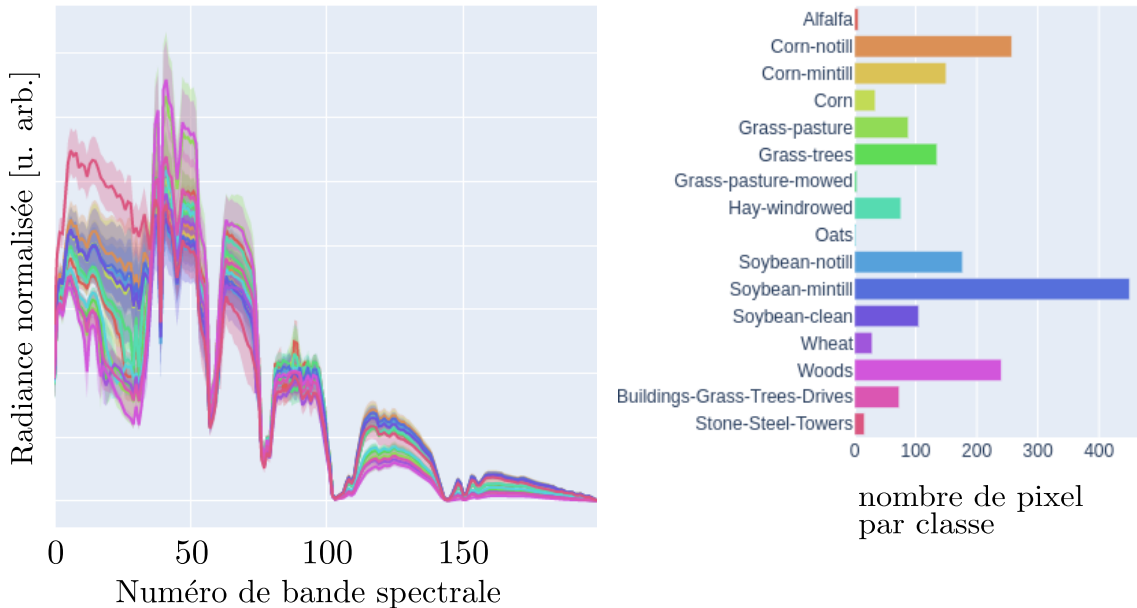


FIGURE 6.12 – Spectres de la scène Indian Pines. Les couleurs correspondent aux différentes classes de la scène. Les moyennes des spectres de chaque classe sont présentées en traits foncés. Les zones en transparence correspondent à la variance intra-classe à 2 écarts types (95 % des spectres de la classe sont contenus dans la zone).

tondue et avoine, n’apparaissent pas sur nos résultats d’inférence (F1-scores individuels inférieurs à 0.05). Si cela peut s’expliquer par le très petit nombre d’éléments de ces classes, une méthode visant à ne pas négliger les classes sous-représentées est mise en œuvre à partir de la section 6.3.1 via une pondération de la fonction de coût.

Sur la séparation spatial-spectral

Dans l’architecture CSSNet que nous utilisons, l’information spatiale \bar{P} n’est introduite qu’à la fin du réseau. Une partie conséquente de celui-ci est dédié uniquement à l’extraction d’informations spectrales.

Nous avons pu observer, en introduisant \bar{P} en même temps que \bar{I}_{spec} , une moins bonne généralisation du réseau à l’inférence (perte d’OA de près de 10 %). L’hypothèse faite est qu’extraire des informations spectrales à partir de \bar{H} et \bar{I}_{spec} est une tâche plus complexe qu’extraire les contours à partir de \bar{P} . En incorporant \bar{P} plus tôt, le réseau lui accorde trop d’importance et « sur-apprend » la partie spatiale.

6.2.5 Robustesse à une variété de motifs DMD

Cette section est un premier pas vers la généralisation de CSSNet à différents types d’encodage. Dans les résultats présentés dans la section précédente, nous utilisons uniquement des données acquises avec un encodage spectral aléatoire dense (70% des micro-miroirs ouverts). Nous cherchons ici à déterminer comment réagit notre module à une variété plus large de motifs DMD. Trois jeux d’entraînement sont constitués à partir de mesures acquises sur Indian Pines avec des ROM différents :

1. un jeu avec uniquement des mesures acquises avec un ROM de 0.7 ;
2. un jeu avec des mesures acquises avec un ROM allant de 0.65 à 0.75 ;
3. un jeu avec des mesures acquises avec un ROM allant de 0.3 à 0.8.

Une instance de CSSNet est entraînée sur chacun des jeux de données et les tests d’inférence de chaque instance sont comparés sur la figure 6.13.

Pour la première instance, les performances sont rapidement très dégradées quand le ROM des mesures testées s’éloigne de celui d’entraînement (voir la courbe verte sur la figure 6.13). Il suffit en effet d’une variation de 5% sur le nombre de

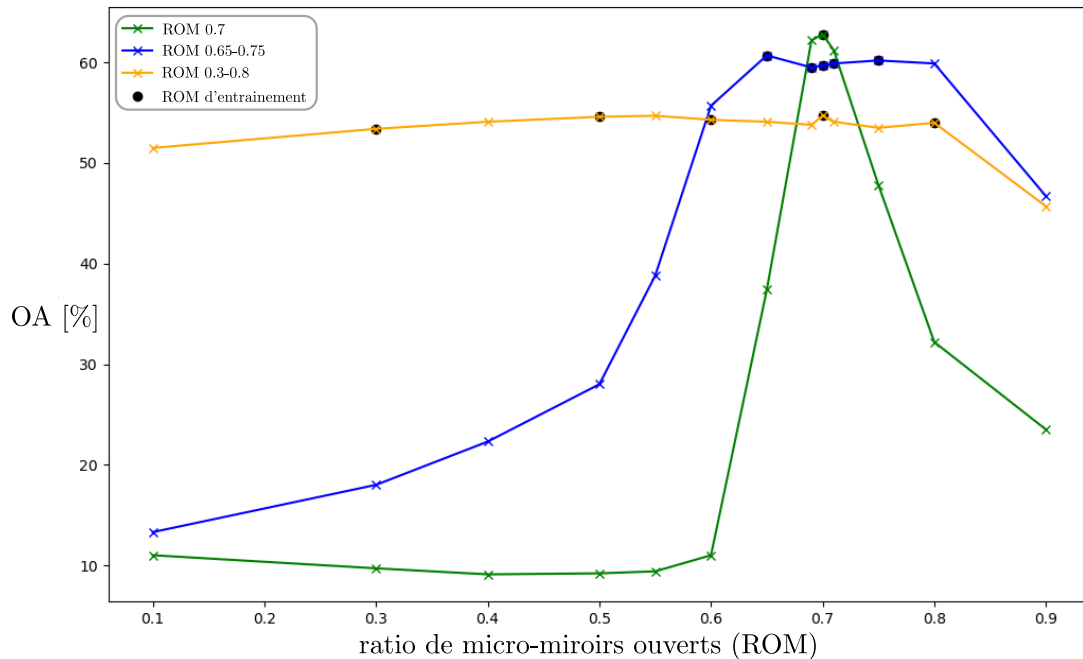


FIGURE 6.13 – Tests d’inférence pour les trois instances de CSSNet. La première, en vert, a été entraînée seulement sur des mesures avec un ROM de 0.7. La deuxième, en bleu, a été entraînée sur des mesures avec un ROM entre 0.65 et 0.75. La troisième, en jaune, a été entraînée sur des mesures avec un ROM entre 0.3 et 0.8.

micro-miroirs ouverts pour que les résultats s’effondrent : pour un ROM de 0.65, l’OA passe de 61.5% à 39%, et pour un ROM de 0.75, l’OA passe de 61% à 46%. Pour la deuxième, on remarque que la chute des performances est moins brutale quand on s’éloigne des ROM d’entraînement (entre 0.65 et 0.75). Pour un ROM de 0.6, l’OA passe de 60% à 55% et, pour un ROM de 0.8, on n’observe pas de dégradations significatives des performances. Pour la troisième, illustrée en jaune sur la figure 6.13, on observe une généralisation des capacités du réseau avec des performances presque identiques quel que soit le ROM associé aux mesures. Notons

tout de même la baisse des performances maximales associée à cette généralisation, en comparant les maxima des courbes verte, bleue et jaune sur la figure 6.13.

Les tests menés dans cette section sont des résultats préalables à une étude concernant les motifs de masques à utiliser lors des mesures. Le ROM n'étant évidemment par la seule caractéristique d'intérêt pour un motif DMD, différentes stratégies ont été mises en œuvre dans la littérature pour générer les motifs optimaux. Des métriques telles que le RIP (*Restricted isometric property*) ont été utilisées pour minimiser la cohérence de la fonction de transfert et ainsi optimiser la mesure au sens du *compressed sensing* [182]. Notre équipe a également proposé d'utiliser des motifs de DMD orthogonaux [5] dans le cas de la reconstruction à partir de plusieurs acquisitions compressées. D'autres approches reposent sur une co-optimisation entre la génération des motifs DMD et le traitement algorithmique (reconstruction ou segmentation) [68, 183, 79, 113, 181].

6.3 Segmentation itérative à partir de CSSNet

Certains instruments de type CASSI, dont notre prototype HYACAM-EO, ont la capacité de réaliser un filtrage spectral dynamique de la scène. En s'appuyant sur les fonctionnalités du DMD, il est possible d'afficher des séries de motifs pré-calculés voire même calculés à la volée [68]. Elles permettent au système optique d'acquérir des mesures différentes d'une même scène, mais aussi de s'adapter aux missions qui lui sont confiées. La complexité des scènes pouvant être variable, leur analyse nécessite parfois l'utilisation d'une ou plusieurs acquisitions.

Pour une scène donnée, la mise en œuvre d'algorithmes de traitement itératif nécessite de considérer deux problématiques interdépendantes :

- ◇ qualité et complémentarité des mesures ;
- ◇ fusion des mesures

La première consiste à étudier les motifs DMD qui produisent les mesures optimales, et la seconde à développer un algorithme qui exploite les informations spatiales, spectrales, mais aussi les différences entre les mesures. Il apparaît ici clairement que ces deux problématiques sont liées : l'algorithme ne peut être développé sans connaître les caractéristiques des mesures, mais il faut connaître l'architecture de l'algorithme pour choisir les motifs optimaux. Les approches de co-conception qui consistent à optimiser conjointement le filtrage spectral et le traitement algorithmique, doivent, théoriquement, obtenir les meilleurs résultats.

Nous avons commencé par étudier différentes stratégies de fusion des mesures en utilisant plusieurs images compressées avec des motifs aléatoires, et une image panchromatique de la scène. Dans la section 6.2, nous avons présenté un réseau de neurones, CSSNet, qui permet de pré-traiter le filtrage spectral, d'exploiter les corrélations spectrales entre une mesure et son filtrage, puis d'intégrer les structures spatiales de la scène, avant d'assigner un label à chaque pixel de l'image. Pour intégrer de nouvelles mesures compressées à notre segmentation, nous proposons deux architectures basées sur :

1. la fusion bayésienne, pour mettre en commun les cartes de probabilités générées par une seule instance de CSSNet à partir des différentes acquisitions successives d'images compressées ;
2. un réseau convolutif, et plusieurs instances de CSSNet (coefficients du réseau

non-partagés mais optimisés dans un même entraînement).

6.3.1 Fusion bayésienne avec CSSNetBayes

La première approche proposée consiste à générer une carte de probabilités par image compressée, et à les fusionner itérativement par de l'inférence bayésienne. Les avantages de cette méthode résident dans la simplicité de l'approche mais aussi dans sa flexibilité. Elle fonctionne quel que soit le nombre d'acquisitions disponibles (≥ 1) et peut donc être interrompue à tout moment.

Architecture

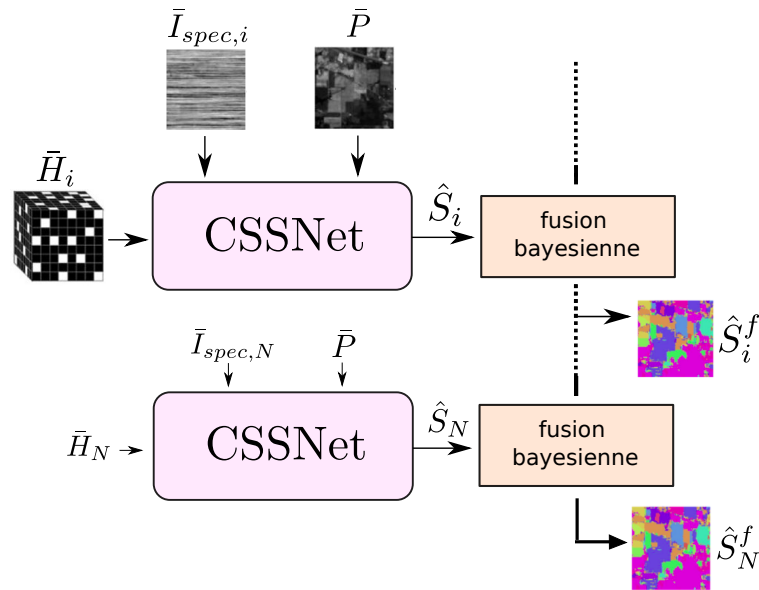


FIGURE 6.14 – Segmentation sémantique itérative par une méthode de fusion bayésienne. Une seule instance de CSSNet est entraînée. Des cartes de probabilités \hat{S}_i sont générées et fusionnées de façon itérative pour produire les cartes \hat{S}_i^f . Celles-ci dépendent de toutes les \hat{S}_i précédentes.

L'architecture est présentée sur la figure 6.14. L'instance de CSSNet utilisée pour générer les cartes de probabilités \hat{S}_i est la même pour toutes les acquisitions de la séquence (les coefficients des réseaux sont partagés). L'entraînement est donc identique à celui présenté dans la section 6.2.

A chaque nouvelle acquisition compressée i , une carte de probabilités est générée par cette instance de CSSNet et fusionnée avec les précédentes via la formule de Bayes. Pour i vecteurs de probabilités indépendants $\hat{s}_1, \dots, \hat{s}_i$ associée à un pixel de l'image, et C la variable aléatoire de la classe du pixel :

$$P(C|\hat{s}_i) = \frac{P(\hat{s}_i|C)}{P(\hat{s}_i)} P(C|\hat{s}_{i-1}) \quad (6.9)$$

En appliquant cette logique à chaque pixel de l'image, on obtient, pour chaque nouvelle acquisition $[\bar{I}_{spec,i}, \bar{H}_i]$, une nouvelle carte de probabilités résultant de la fusion, \hat{S}_i^f .

Résultats

Note : Il existe une différence de performances entre les résultats présentés sur les courbes de la figure 6.15 et ceux présentées sur les cartes de segmentation des figures 6.16 et 6.17 car ils proviennent d'entraînements différents.

L'instance de CSSNet est entraînée sur deux jeux de données : Indian Pines [179] et Pavia University [180]. Deux faits notables apparaissent :

- ◇ l'amélioration des performances avec 8 acquisitions.
- ◇ la réduction de la dépendance au motif du DMD.

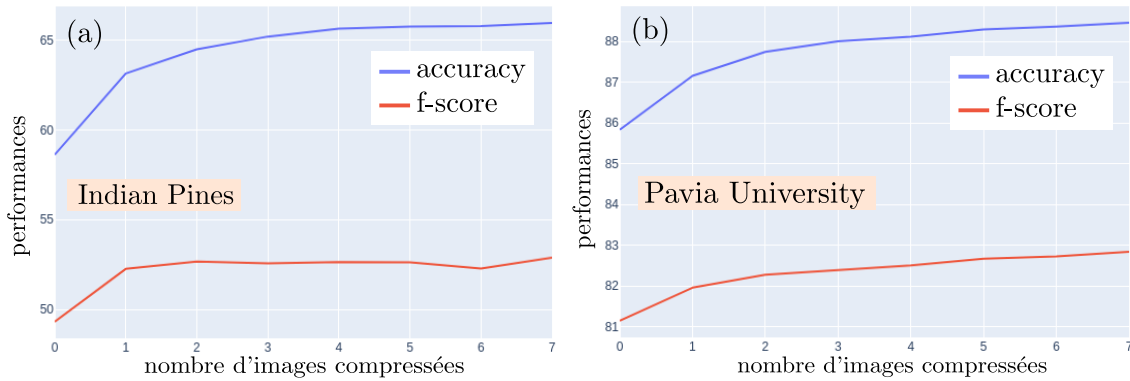


FIGURE 6.15 – Performances de CSSNetBayes en fonction du nombre d'acquisitions : (a) pour Indian Pines, (b) pour Pavia University.

On observe une amélioration des performances (OA et F1-score) sur les deux jeux de données. Sur la figure 6.15 sont tracées les courbes de performances de CSSNet-Bayes en fonction du nombre d'images compressées fusionnées. Pour 8 acquisitions, concernant l'OA, on gagne 5% pour Indian Pines (voir les cartes de segmentation sur la figure 6.16) et 3% sur Pavia University (voir les cartes de segmentation sur la figure 6.17).

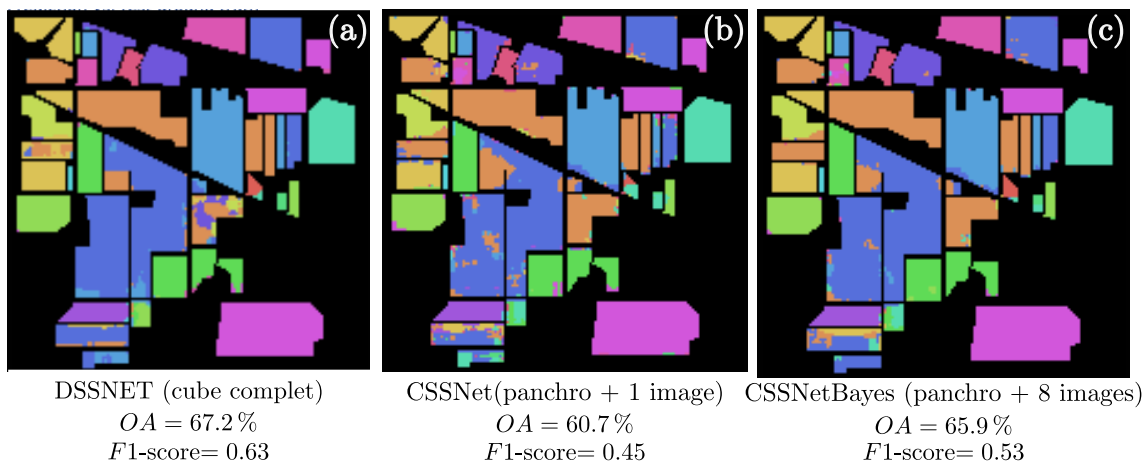


FIGURE 6.16 – Cartes de segmentation de CSSNetBayes sur Indian Pines : (a) pour un algorithme de l'état de l'art sur l'image hyperspectrale complète, DSSNet [158]; (b) pour une inférence de CSSNet sur une seule image compressée; (c) pour CSSNetBayes avec 8 images compressées fusionnées.

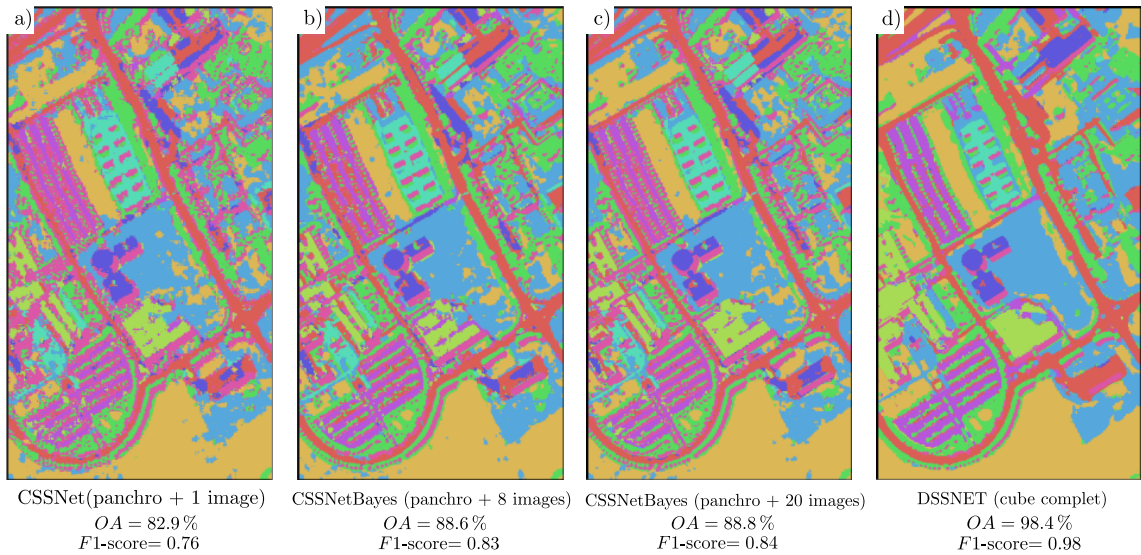


FIGURE 6.17 – Cartes de segmentation de CSSNetBayes sur Pavia University : (a) pour une inférence de CSSNet sur une seule image compressée ; (b) pour CSSNetBayes avec 8 images compressées fusionnées ; (c) pour CSSNetBayes avec 20 images compressées fusionnées ; (d) pour un algorithme de l'état de l'art sur un image hyperspectrale complète, DSSNet [158].

En comparant les cartes de segmentation et les résultats des figures 6.17 (b) et 6.17 (c), nous observons une stagnation des performances entre les inférences à 8 et à 20 acquisitions. Notons que nous avons utilisé des motifs de DMD aléatoires avec un ROM identique, de 0.7, pour toutes les acquisitions. Contrairement à notre intuition, tous les tests menés avec des ROM inférieurs (c'est-à-dire avec moins de micro-miroirs ouverts) ont produits de moins bons résultats.

Notons que CSSNet, qui n'utilise qu'une seule instance de notre réseau et une seule image compressée est sensible à la qualité de cette image. Or cette dernière dépend fortement du tirage aléatoire qui détermine le motif DMD. Comme nous pouvons le voir sur la figure 6.18, le tirage aléatoire du masque DMD influence fortement les deux métriques (OA en bleu et de F1-score en rouge), pour les deux jeux de données utilisés ici (Indian Pines en (a) et Pavia University en (b)).

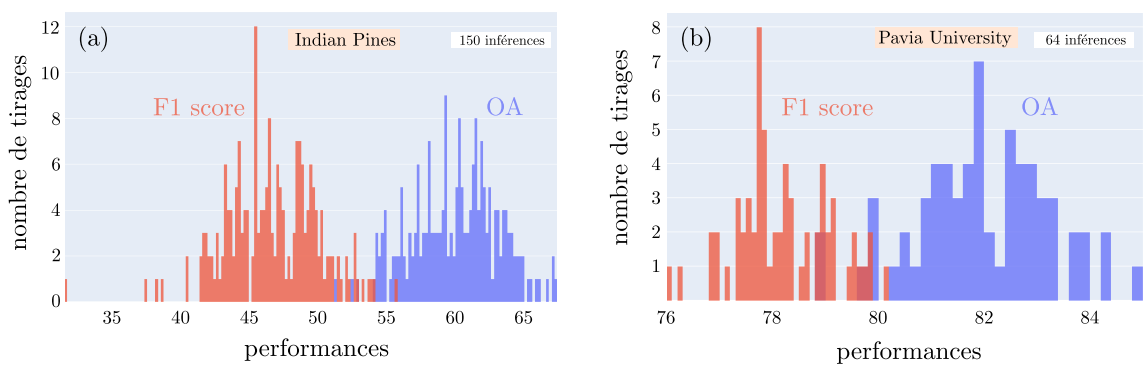


FIGURE 6.18 – Histogrammes des performances (OA en bleu et F1-score en rouge) de CSSNet pour Indian Pines (a) et Pavia University (b) en fonction du tirage aléatoire du masque DMD définissant de l'image compressée \bar{I}_{spec} .

Assez naturellement, avec CSSNetBayes, qui fusionne plusieurs acquisitions, nous avons pu observer une réduction significative de la variabilité des résultats.

Notons enfin que cette approche de fusion bayésienne est préliminaire et en fait assez naïve, car elle suppose que les données d'entrée aux différentes étapes sont indépendantes, ce qui n'est pas vrai, et ce d'autant moins que le ROM est grand. L'exploitation de données acquises avec des motifs de DMD orthogonaux garantirait cette indépendance, mais obligerait à exploiter CSSNet avec des données acquises avec des ROM d'autant plus faibles que la séquence de données est longue. En effet, cette valeur du ROM doit nécessairement être inférieure à l'inverse du nombre de données acquises pour assurer l'orthogonalité.

6.3.2 Fusion avec réseau convolutif : MultiCSSNet

La seconde approche itérative proposée consiste à générer des cartes de segmentation à partir des images compressées, et à les fusionner itérativement par une méthode basée uniquement sur des réseaux de neurones. Contrairement à l'approche présentée dans la section 6.3.1, il y a différenciation du traitement associé à chaque acquisition, et utilisation de plusieurs instances de CSSNet (coefficients des réseaux non-partagés entre les instances).

Architecture

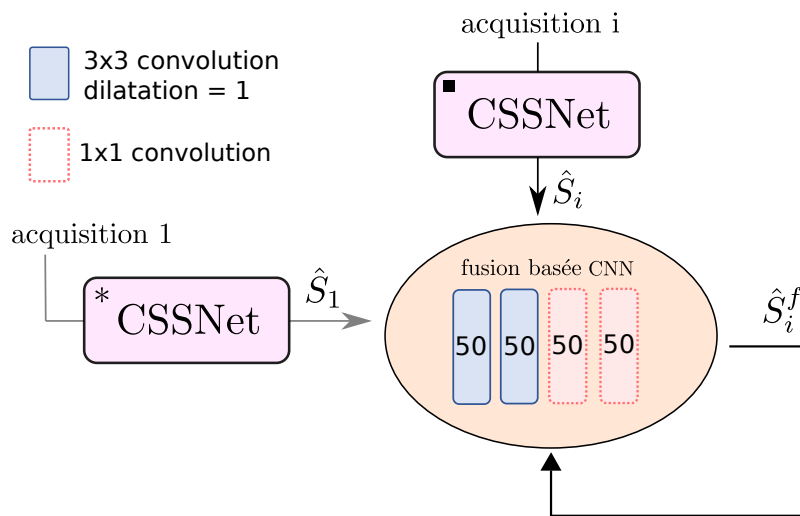


FIGURE 6.19 – Segmentation sémantique itérative par MultiCSSNet : plusieurs instances de CSSNet sont entraînées ensemble en vue de différencier le traitement des acquisitions. La fusion des cartes de probabilités est effectuée par un réseau léger basé sur des convolutions 2D.

L'architecture de MultiCSSNet est présentée sur la figure 6.19. Trois instances de CSSNet sont implémentées et la fusion est effectuée par un réseau convolutif.

Les modules de segmentation compressée (en rose sur la figure 6.19) partagent une architecture commune (CSSNet), mais les coefficients des réseaux sont spécifiques au numéro de l'acquisition considérée (première, deuxième ou troisième acquisition). L'objectif est ainsi d'extraire des *features maps* spécifiques à chaque acquisi-

tion. La fusion des cartes de segmentation est effectuée par un réseau léger constitué de convolutions avec des noyaux 3×3 et 1×1 (en orange sur la figure 6.19).

Datasets utilisés

Les réseaux sont ici testés sur quatre datasets : Indian Pines [179], Pavia University [180], Washington Mall et le Data Fusion Contest [184].

Résultats

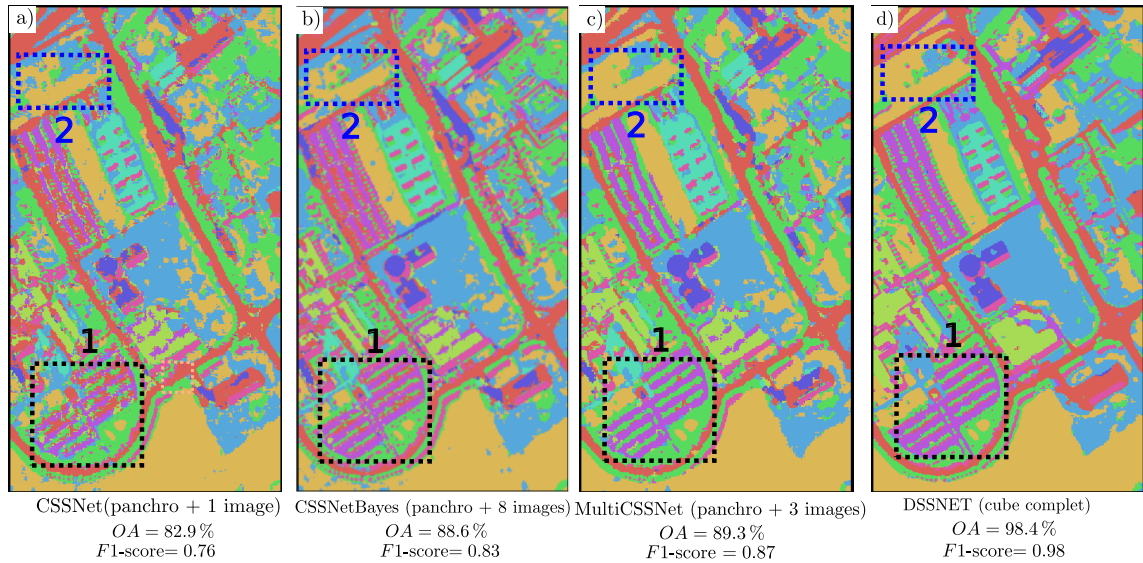


FIGURE 6.20 – Cartes de segmentation de Pavia University. Encadrés en pointillés, les zones discutées dans le texte. (a) avec CSSNet (une seule image compressée); (b) avec CSSNetBayes (8 images compressées fusionnées); (c) avec MultiCSSNet (3 images compressées fusionnées); (d) avec un algorithme de l'état de l'art sur un cube hyperspectral complet, DSSNET [158].

Qualitativement, entre les figures 6.20 (b) et (c), on observe une amélioration de la définition des structures spatiales. Sur la figure 6.20 (a), pour CSSNet, les contours sont généralement mal définis et la carte de segmentation paraît bruitée. Sur la figure 6.20 (b), la fusion bayésienne permet de mieux détecter la structure spatiale des objets dans la zone 1 encadrée en pointillés noirs sur la figure 6.20. Cependant, notre méthode de fusion bayésienne montre des résultats mitigés sur la zone 2. Avec l'approche MultiCSSNet dont la carte de segmentation est présentée sur la figure 6.20 (c) on obtient des zones plus homogènes dans cette zone.

Ces résultats sont également appuyés par les performances sur le jeu de données DFC présentées dans le tableau 6.5 récapitulatif. On observe un gain important d'OA de plus de 11 % et de 0.18 sur le F1-score moyen par rapport à l'approche précédente, CSSNetBayes. Notons également que les performances de MultiCSSNet sont supérieures à celle du 3D-CNN sur cube hyperspectral complet avec environ 50 fois moins de mesures.

Ces résultats encourageants reflètent selon nous la capacité de notre approche à aborder la complexité de la scène DFC (près de 220 bandes, des structures spatiales complexes et 20 classes différentes). En proposant d'avoir une instance de CSSNet

	Indian Pines		PaviaU		Washington Mall		DFC	
	OA[%]	F1	OA[%]	F1	OA[%]	F1	OA[%]	F1
3D-CNN [155]	69.3	0.68	93.7	0.93	87.5	0.83	57.7	0.66
DSSNet [158]	69.3	0.63	98.4	0.98	90.8	0.86	71.2	0.76
CSSNet (1 acq.)	60.7	0.45	81.9	0.78	83.8	0.78	51.3	0.52
CSSNetBayes (8 acq.)	65.9	0.53	88.6	0.87	84.7	0.78	54.0	0.54
MultiCSSNet (3 acq.)	64.3	0.59	89.3	0.87	83.6	0.77	65.3	0.72

Tableau 6.5 – Tableau récapitulatif des performances de CSSNet, CSSNetBayes et de MultiCSSNet. Les résultats sont également comparés aux algorithmes de l'état l'art de la segmentation sur cubes hyperspectraux complets.

par acquisition, et en les entraînant pour fonctionner séquentiellement, on obtient un traitement différencié pour chaque nouvelle image compressée. Cette nouvelle architecture nécessite cependant d'avoir environ 3 fois le nombre de coefficients nécessaire à CSSNet pour fonctionner.

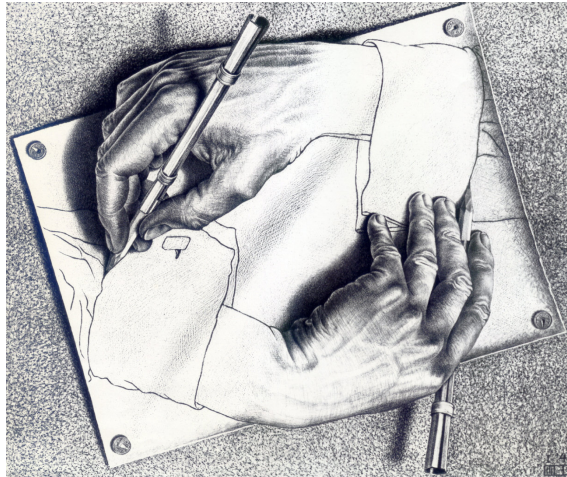
6.4 Bilan

Ce chapitre présente des algorithmes d'apprentissage supervisé qui permettent de segmenter une scène directement à partir d'images hyperspectrales compressées, sans passer par une étape de reconstruction de l'image complète.

Le premier algorithme, CSSNet est composé de deux parties : la première exploite les informations spectrales apportées par l'image compressée et l'encodage optique correspondant ; la seconde inclut les informations spatiales de la scène via l'image panchromatique. Ce réseau est ensuite intégré à deux extensions qui propose de segmenter une séquence d'acquisitions compressées. L'extension CSSNetBayes est une approche de fusion bayésienne entre des cartes de segmentation générées par un même réseau pré-entraîné. MultiCSSNet est notre implémentation d'un algorithme basé exclusivement sur des réseaux convolutifs et mettant en œuvre plusieurs instances de CSSNet entraînées simultanément.

Les performances obtenues en simulation sont très encourageantes, notamment au regard du nombre très réduit de mesures. De plus amples comparaisons devraient cependant être effectuées entre les trois architectures proposées pour mieux quantifier leurs avantages respectifs. Et bien sûr, ces architectures devraient être confrontées à des données expérimentales acquises avec notre prototype.

Conclusion



L'objectif de cette thèse était d'étudier puis de réaliser un imageur hyperspectral à acquisition compressée dans un contexte d'observation de la Terre. Nous avons pour cela adopté une méthodologie de co-conception qui mêle la conception du système optique à celle des algorithmes de traitement des mesures.

L'œuvre « *Drawing hands* » de l'artiste néerlandais Maurits Cornelis Escher reproduite ci-dessus [185] est à nos yeux représentative de cette approche. Sa difficulté réside en effet dans l'amorçage du processus qui nécessite la prise en compte d'interdépendances incontournables entre les différentes parties du système.

Contributions

En commençant par synthétiser les besoins des utilisateurs de données hyperspectrales d'observation de la Terre, nous avons pu estimer les caractéristiques spatiales, spectrales et temporelles requises par les principales applications (étude de la végétation, des environnements urbains, des océans, des sols, etc.). Les architectures optiques existantes offrent des compromis différents, détaillés dans le premier chapitre du manuscrit. Une description des tendances, au niveau européen, dans le domaine de l'observation de la Terre a été présentée. Deux cas d'étude, HyperScout et SURPRISE, ont été discutés plus en détails, car ils sont en lien direct avec nos problématiques d'acquisition compressée et de traitement à bord. Nous avons ensuite détaillé l'état de l'art général concernant les imageurs hyperspectraux à acquisition compressée. Les encodages spectraux proposés par les différentes configurations de type CASSI ont été analysés au regard de leurs méthodes de traitement et de la complexité de leur système optique.

Le second chapitre a détaillé notre modélisation d'optique géométrique d'un double-disperseur CASSI. Pour décrire les multiples distorsions et les problèmes

de moiré liés à la discrétisation du détecteur et du masque, nous avons proposé un modèle précis comparé aux méthodes existantes.

Le troisième chapitre a présenté notre implémentation d'un simulateur d'acquisition d'images hyperspectrales compressées qui intègre notre modèle. Il prend pour entrées une configuration système, un motif de masque, une scène hyperspectrale et permet d'estimer l'encodage optique puis de générer l'image correspondante mesurée par le détecteur. Cet outil, facilement interfaçable avec des algorithmes de traitement du signal, offre un environnement de co-conception adapté à l'acquisition compressée. Des phénomènes physiques non décrits par le modèle d'optique géométrique ont été également inclus dans le simulateur : floutage spectral et spatial via la PSF, la diffraction du DMD, l'efficacité quantique et des modèles de bruits.

Dans le quatrième chapitre, nous avons conçu notre prototype et avons porté nos choix sur la base des contraintes de flux, de disponibilité des composants, de compacité et de performances optiques, liés au contexte d'observation de la Terre. Les architectures et les composants ont été évalués et discutés au regard d'une spatialisation potentielle.

Les procédures d'alignement et d'étalonnage ont été décrites au cinquième chapitre. Le prototype a été aligné sur des critères précis, garantissant les caractéristiques clés de l'imageur : un filtrage spectral fin et la conservation de la structure spatiale de la scène dans le plan du détecteur. Notre méthode d'étalonnage, basée sur le modèle d'optique géométrique, attribue à chaque pixel du détecteur son échantillonnage spectral particulier. Cette spécificité a été mise à profit pour réaliser des mesures super-résolues du spectre d'un laser HeNe.

Le sixième chapitre a été consacré à l'exploitation des données compressées, sans passer par une étape de reconstruction de l'image hyperspectrale. Un algorithme basé sur de l'apprentissage profond supervisé a été développé pour faire de la segmentation sémantique d'une scène à partir d'une image compressée, de la connaissance de l'encodage optique correspondant, et d'une image panchromatique. Des extensions ont ensuite exploité cette approche pour traiter une séquence d'acquisitions, et l'ensemble a donné des résultats très encourageants.

Perspectives

Suite aux discussions menées sur l'acquisition compressée, les caractéristiques spectrales et spatiales des instruments du premier chapitre ne paraissent plus si pertinentes. Il y a peu de doutes sur le fait qu'une plage spectrale étendue soit nécessaire à certaines applications, et ce quel que soit le paradigme choisi. Cependant, la notion de résolution spectrale n'est pas directement applicable aux systèmes de type CASSI qui n'effectuent généralement pas de mesures indépendantes des bandes. Pour évaluer la qualité de l'encodage spectral réalisé dans le plan du masque, celui-ci doit être évalué au regard d'une application précise : au minimum une tâche algorithmique telle que la segmentation sémantique, et au mieux un besoin opérationnel spécifique. Seules des simulations et des tests expérimentaux exhaustifs menées sur des problématiques concrètes permettent d'explorer un espace de caractéristiques système pertinent.

Un environnement de conception doit faciliter l'évaluation de diverses architectures optiques mettant en œuvre prismes, assemblages de prismes et réseaux de diffraction. Les caractéristiques de l'encodage spectral tels que la largeur des bandes filtrées (qui n'est pas constante dans le cas d'un prisme), les variations dans le champ

(à cause des distorsions spatiales) et les effets de discrétisation entre détecteur et masques, sont à relier à des besoins concrets du côté des algorithmes. Par la suite, d'autres instruments de type CASSI pourront également être simulés sur la base de nos modèles et il sera possible de mettre en évidence les compromis entre les différentes architectures optiques.

Pour le traitement des données compressées, il est avant tout nécessaire de valider nos résultats de simulation sur des données expérimentales acquises avec notre prototype. Les performances prometteuses de CSSNet doivent être confrontées à la réalité. Des entraînements, d'abord spécifiques à une ou deux scènes simples, seront ensuite étendues à des scènes de plus en plus complexes spatialement et spectralement. Nos premiers travaux sur la segmentation sémantique dans un contexte d'acquisition compressée doivent être approfondis autour des problématiques de généralisation des performances et de réduction du temps d'inférence.

Un des freins majeurs aux méthodes d'apprentissage supervisé sur des scènes hyperspectrale étant le nombre de données labellisées disponibles, notre simulateur est un bon candidat pour produire des données synthétiques réalistes. Il est pour cela nécessaire d'avoir un générateur de scènes hyperspectrales avec lequel s'interfacer. Divers travaux déjà réalisés dans ce domaine peuvent être considérés.

Un autre aspect connexe à tous ceux énoncés jusqu'ici est l'étude des motifs de masque adaptés. Ce travail est particulièrement complexe car la qualité d'un motif est à évaluer au regard des caractéristiques du système optique, mais aussi des algorithmes d'exploitation, et dans certains cas, des motifs affichés précédemment. Si les résultats obtenus avec des motifs aléatoires ou pseudo-aléatoires présentent déjà de bons résultats, il semble évident que des motifs qui s'adaptent à la scène et/ou aux besoins de la mission vont produire de meilleurs résultats. Un système bouclé peut donc être mis en place où le motif correspondant à une acquisition est calculée à partir des analyses des mesures précédentes.

Annexe A

Propagation à travers le prisme

La propagation d'un vecteur d'onde \vec{k}_i à travers un prisme est modélisée à partir des lois de la réfraction. Celles-ci assurent que la composante du vecteur d'onde à l'interface air/verre (i.e. la composante dans le plan $z = 0$ dans le repère $\{R_{P_i}\}$) est conservée. On décrit le vecteur d'onde incident \vec{k}_i comme :

$$\vec{k}_i = \frac{2\pi}{\lambda} \times \vec{v}_i$$

où \vec{v}_i est le vecteur d'onde normalisé. La propagation du vecteur d'onde normalisé \vec{v}_i est illustrée figure A.1. On peut écrire le vecteur d'onde normalisé \vec{v}_r réfracté dans le prisme en fonction des composantes de \vec{v}_i :

$$\vec{v}_r = \begin{bmatrix} v_{r,x} \\ v_{r,y} \\ v_{r,z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{i,x} \\ v_{i,y} \\ \sqrt{n(\lambda)^2 - v_{i,x}^2 - v_{i,y}^2} \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

où $n(\lambda)$ est l'indice de réfraction du prisme à la longueur d'onde λ du vecteur \vec{v}_i . Pour exprimer le vecteur \vec{v}_r dans le repère $\{R_{P_o}\}$, on effectue une rotation de $-A$ autour de l'axe y , A représentant l'angle au sommet du prisme considéré. On appelle

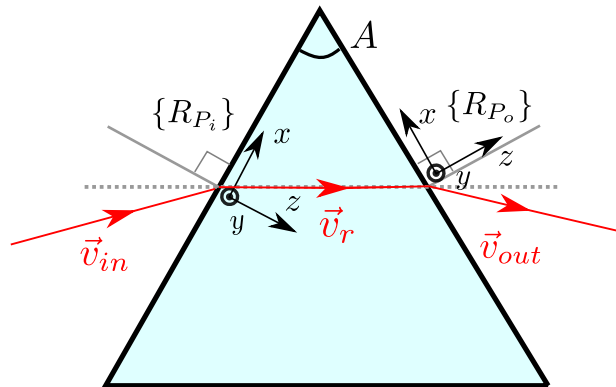


FIGURE A.1 – Propagation du vecteur d'onde \vec{v}_i à travers un prisme d'angle au sommet A .

\vec{v}'_r ce nouveau vecteur :

$$\vec{v}'_r = \begin{bmatrix} v'_{r,x} \\ v'_{r,y} \\ v'_{r,z} \end{bmatrix} = R_y(-A)\vec{v}_r = \begin{bmatrix} v_{r,x} \cos(A) - v_{r,z} \sin(A) \\ v_{r,y} \\ v_{r,x} \sin(A) + v_{r,z} \cos(A) \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

On cherche maintenant à exprimer \vec{v}_o dans le repère $\{R_{P_o}\}$. En utilisant de nouveau les lois de la réfraction qui garantissent la conservation des composantes de \vec{v}'_r à l'interface verre/air, on écrit :

$$\vec{v}_o = \begin{bmatrix} v_{o,x} \\ v_{o,y} \\ v_{o,z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v'_{r,x} \\ v'_{r,y} \\ \sqrt{1 - v'^2_{r,x} - v'^2_{r,y}} \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

On obtient ainsi une expression de \vec{v}_o qui dépend, in fine, de \vec{v}_i , de l'angle au sommet du prisme A , et l'indice de réfraction de prisme $n(\lambda)$ à la longueur d'onde considérée :

$$\vec{v}_o = \begin{bmatrix} v_{i,x} \cos(A) - \sin(A) \sqrt{n(\lambda)^2 - v_{i,x}^2 - v_{i,y}^2} \\ v_{i,y} \\ \sqrt{1 - v_{o,x}^2 - v_{o,y}^2} \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Annexe B

Paramétrisation du prisme

Dans le système DD-CASSI présenté section 2.3, les prismes permettent la dispersion spectrale, puis la recombinaison des bandes après filtrage par le masque. Dans la suite de cette annexe, nous évoquerons seulement la paramétrisation de l'orientation du prisme pour le sous-système recombiner. Notons que cette approche est également utilisée pour le sous-système disperser, il suffira de remplacer P_2 par P_1 , L_4 , par L_2 , et L_3 par L_1 .

Un schéma du recombiner est présenté figure B.1. Dans le chapitre 4, nous avons établi qu'il fallait se placer au minimum de déviation du prisme à la longueur d'onde centrale du système pour minimiser les distorsions dans le champ. De plus, en positionnant le prisme tel que son axe y (sa verticale) soit perpendiculaire au plan de dispersion, on assure la planéité des faisceaux diffractés vis-à-vis des faisceaux incidents. En pratique, pour aligner le système optique, le prisme est placé sur une platine de rotation permettant de régler l'orientation relative du prisme par rapport aux lentilles placées avant et après (L_4 et L_3 dans le cas du recombiner illustré figure B.1).

Si les platines offrent généralement 3 degrés de liberté, compte tenu du couplage important qui existe entre les rotations autour des axes x et z , dans nos modèles, nous ne paramétrons que deux rotations, celles autour de x et celle autour de y (voir figure B.3). Les paramètres $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$, définissent respectivement l'écart au minimum de déviation et l'écart à la verticale (définie par l'axe y du repère $\{R_{L_4}\}$). Pour inclure ces paramètres à nos modèles optiques, nous avons utilisé un repère intermédiaire illustré figure B.3 : $\{R_{P_{2,h}}\}$. Ce repère est lié au plan de symétrie du prisme illustré en pointillés. Celui-ci permet d'implémenter le paramètre de rotation $\delta\beta_c$ dans notre modèle.

B.1 $M_{d \rightarrow m}$ en fonction de $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$

Pour intégrer ces paramètres $\delta\alpha_c$ et $\delta\beta_c$ à notre modèle, il nous faut exprimer les matrices de changement de repère $R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}}$ et $R_{P_{2,o} \rightarrow L_3}$ en fonction des paramètres A , l'angle au sommet du prisme, α_c , l'angle d'incidence correspondant au minimum de déviation pour la longueur d'onde centrale, $\delta\alpha_c$, l'écart à ce minimum de déviation, et $\delta\beta_c$ l'écart à la verticale.

$R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}}$ est décomposé en deux étapes : $R_{L_4 \rightarrow P_{2,h}}$ et $R_{P_{2,h} \rightarrow P_{2,i}}$. Définissons

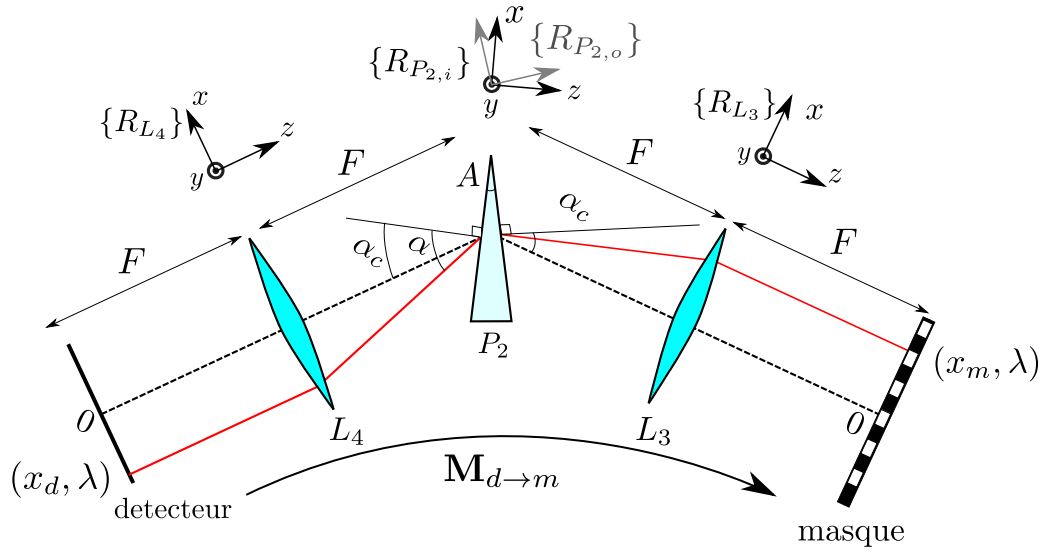


FIGURE B.1 – Modèle de propagation inverse du recombineur, $M_{d \rightarrow m}$. C'est une combinaison des transformations élémentaires $l_{p,a}$, p et $l_{a,p}$ et d'opérateurs de rotations $R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}}$ et $R_{P_{2,o} \rightarrow L_3}$.

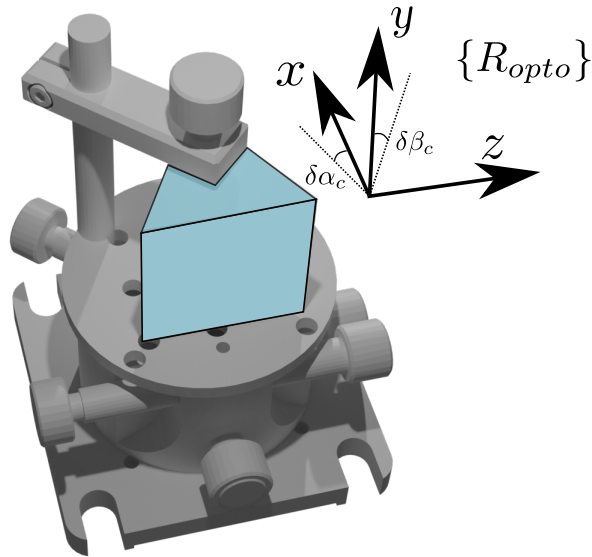


FIGURE B.2 – Vue 3D d'un prisme sur une platine de rotation 3-axes utilisée pour notre prototype de DD-CASSI. Les axes de rotations de la platine sont alignés avec le repère $\{R_{P_{2,h}}\}$ du prisme illustré figure B.3.

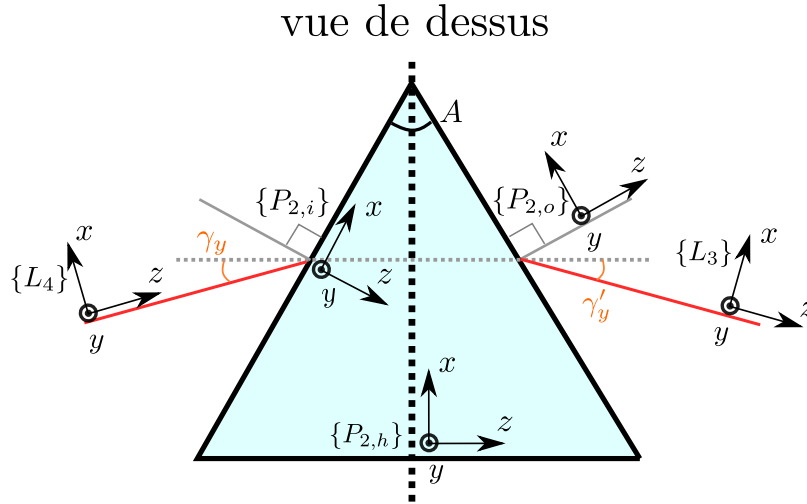


FIGURE B.3 – Paramétrisation de l'orientation du prisme P_2 par rapport aux lentilles L_4 et L_3 . Celle-ci permet de prendre en compte des écarts à la position idéale et ainsi modéliser précisément le comportement d'un prototype de DD-CASSI.

d'abord les angles γ_x et γ_y permettant de passer de R_{L_4} à $R_{P_{2,h}}$:

$$\begin{aligned}\gamma_y &= \alpha_c - A/2 + \delta\alpha_c \\ \gamma_x &= \delta\beta_c\end{aligned}\tag{B.1}$$

$R_{L_4 \rightarrow P_{2,h}}$ et $R_{P_{2,h} \rightarrow P_{2,i}}$ s'écrivent donc :

$$\begin{aligned}R_{L_4 \rightarrow P_{2,h}} &= R_x(\gamma_x)R_y(\gamma_y) \\ R_{P_{2,h} \rightarrow P_{2,i}} &= R_y(A/2)\end{aligned}\tag{B.2}$$

Et $R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}}$ s'écrit finalement :

$$R_{L_4 \rightarrow P_{2,i}} = R_{P_{2,h} \rightarrow P_{2,i}} R_{L_4 \rightarrow P_{2,h}}\tag{B.3}$$

Il nous faut maintenant exprimer la matrice de changement de repère entre $R_{P_{2,o}}$ et R_{L_3} . On décompose également en deux étapes ce changement de repère : $R_{P_{2,o} \rightarrow P_{2,h}}$ et $R_{P_{2,h} \rightarrow L_3}$. On définit γ'_x et γ'_y :

$$\begin{aligned}\gamma'_y &= \alpha_c - A/2 - \delta\alpha_c \\ \gamma'_x &= -\delta\beta_c\end{aligned}\tag{B.4}$$

Et on obtient :

$$R_{P_{2,o} \rightarrow L_3} = R_{P_{2,h} \rightarrow L_3} R_{P_{2,o} \rightarrow P_{2,h}} = R_y(\gamma'_y)R_x(\gamma'_x)R_y(A/2)\tag{B.5}$$

Les expressions de ces matrices de changement de repères sont finalement incluses dans le modèle de propagation inverse du recombineur $M_{d \rightarrow m}$ décrit section 2.3 et rappelé ici :

$$\begin{aligned} M_{d \rightarrow m} &: (x_d, y_d, \lambda) \rightarrow (x_m, y_m) \\ M_{d \rightarrow m} &= l_{a,p} \circ R_{P_2,o \rightarrow L_3} \circ p \circ R_{L_4 \rightarrow P_2,i} \circ l_{p,a} \end{aligned} \tag{B.6}$$

Pour conclure, rappelons que la paramétrisation et l'approche décrite ci-dessus pour le système recombineur sont également utilisées pour le sous-système disperser.

Bibliographie

- [1] René Magritte. La trahison des images. <https://en.wikipedia.org/wiki/File:MagrittePipe.jpg>, 1928.
- [2] Scott McGregor, Simon Lacroix, and Antoine Monmayrant. Adaptive hyperspectral imager : design, modeling, and control. *Journal of Optics*, 17(8) :085607, 2015.
- [3] Ibrahim Ardi, Herve Carfantan, Simon Lacroix, and Antoine Monmayrant. Fast hyperspectral cube reconstruction for a double disperser imager. In *2018 26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. IEEE, sep 2018.
- [4] Elizabeth Hemsley, Simon Lacroix, Hervé Carfantan, and Antoine Monmayrant. Calibration of programmable spectral imager with dual disperser architecture. *Optics Communications*, 468 :125767, aug 2020.
- [5] Elizabeth Hemsley, Ibrahim Ardi, Simon Lacroix, Hervé Carfantan, and Antoine Monmayrant. Optimized coded aperture for frugal hyperspectral image recovery using a dual-disperser system. *Journal of the Optical Society of America A*, 37(12) :1916, nov 2020.
- [6] Elizabeth Hemsley, Ibrahim Ardi, Tony Rouvier, Simon Lacroix, Hervé Carfantan, and Antoine Monmayrant. Fast reconstruction of hyperspectral images from coded acquisitions using a separability assumption. *Optics Express*, 30(5) :8174–8185, February 2022.
- [7] European Commission. Eu science hub. <https://ec.europa.eu/jrc/en>.
- [8] Julie Transon, Raphaël d’Andrimont, Alexandre Maignard, and Pierre Defourny. Survey of hyperspectral earth observation applications from space in the sentinel-2 context. *Remote Sensing*, 10(3) :157, jan 2018.
- [9] Karl Segl, Rudolf Richter, Theres Küster, and Hermann Kaufmann. End-to-end sensor simulation for spectral band selection and optimization with application to the sentinel-2 mission. *Applied Optics*, 51(4) :439, jan 2012.
- [10] Groupe de Synthèse Hyperspectral. Synthèse sur l’imageriehyperspectrale. <https://www.sfpt.fr>, 2008.
- [11] Xavier Briottet, Rodolphe Marion, Veronique Carrere, Stephane Jacquemoud, Stephane Chevrel, Philippe Prastault, Marc D'oria, Philippe Giloupe, Steven Hosford, Bertrand Lubac, and Anne Bourguignon. HYPXIM : A new hyperspectral sensor combining science/defence applications. In *2011 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*. IEEE, jun 2011.
- [12] Ja Zamudio. Exploring for onshore oil seeps with hyperspectral imaging, 2002.

- [13] Rebecca Del'Papa Moreira Scafutto, Carlos Roberto de Souza Filho, and Wilson José de Oliveira. Hyperspectral remote sensing detection of petroleum hydrocarbons in mixtures with mineral substrates : Implications for onshore exploration and monitoring. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 128 :146–157, jun 2017.
- [14] S. Lopez, Y. Gaeremynck, L. Georges, M. Castelnaud, E. Cansot, and V. Pascal. Manufacturing of microcarb critical optical components and their impact on the instrument's performances. In *SPIE International Conference on Space Optics*, June 2021.
- [15] Robert O Green, Michael L Eastwood, Charles M Sarture, Thomas G Chrien, Mikael Aronsson, Bruce J Chippendale, Jessica A Faust, Betina E Pavri, Christopher J Chovit, Manuel Solis, Martin R Olah, and Orlesa Williams. Imaging spectroscopy and the airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS). *Remote Sensing of Environment*, 65(3) :227–248, sep 1998.
- [16] Karl Staenz and Alex Held. Summary of current and future terrestrial civilian hyperspectral spaceborne systems. In *2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, jul 2012.
- [17] Katherine Hignett. Tiangong-1 : What did uncontrolled space station heading for earth actually do? <https://www.newsweek.com/tiangong-1-space-laboratory-space-stations-863609>, March 2018.
- [18] Elia Vangi, Giovanni D'Amico, Saverio Francini, Francesca Giannetti, Bruno Lasserre, Marco Marchetti, and Gherardo Chirici. The new hyperspectral satellite PRISMA : Imagery for forest types discrimination. *Sensors*, 21(4) :1182, feb 2021.
- [19] Xavier Briottet, Gregory P. Asner, Touria Bajjouk, Véronique Carrère, Sabine Chabrilat, Malik Chami, Jocelyn Chanussot, Andrew Dekker, Christophe Delacourt, Jean-Baptiste Feret, Pierre-Yves Foucher, J. M. Santos, Patrick Gambade, Peter Gege, Cecile Gomez, Stéphane Jacquemoud, Marie-José Lefèvre, Camille Lelong, A. López Sebastián, Rodolphe Marion, David McKee, Audrey Minghelli-Roman, Duccio Rocchini, Maria Joao De Los Santos, Michael E. Schaepman, Thomas Schmid, David Sheeren, Michal Shimoni, Andrew Skidmore, Ben Somers, Bo Stenberg, Emmanuelle Vaudour, and Christiane Weber. European hyperspectral explorer : Hypex-2. Monitoring anthropogenic influences in critical zones. In *10. EARSeL SIG Imaging Spectroscopy Workshop*, page 11 p., Zurich, Switzerland, April 2017.
- [20] Organisation européenne pour l'exploitation des satellites météorologiques (EUMETSAT). IASI-NG. <https://www.eumetsat.int/eps-sg-iasi-ng>.
- [21] Pantazis Mouroulis. Pushbroom imaging spectrometer with high spectroscopic data fidelity : experimental demonstration. *Optical Engineering*, 39(3) :808, mar 2000.
- [22] X. Prieto-Blanco, C. Montero-Orille, B. Couce, and R. de la Fuente. Analytical design of an offner imaging spectrometer. *Optics Express*, 14(20) :9156, 2006.
- [23] Curtiss Davis, Jeffrey Bowles, Robert Leathers, Daniel Korwan, T. Valerie Downes, William Snyder, W. Rhea, Wei Chen, John Fisher, Paul Bissett, and Robert Alan Reisse. Ocean PHILLS hyperspectral imager : design, characterization, and calibration. *Optics Express*, 10(4) :210, feb 2002.

-
- [24] M.R. Corson, J.H. Bowles, W. Chen, C.O. Davis, K.H. Gallelli, D.R. Korwan, P.G. Lucey, T.J. Mosher, and R. Holasek. The HICO program - hyperspectral imaging of the coastal ocean from the international space station. In *IEEE International IEEE International IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004.* IEEE, 2004.
- [25] Peter Buschkamp, B. Sang, P. Peacocke, S. Pieraccini, M. J. Geiss, C. Roth, V. Moreau, B. Borguet, L. Maresi, M. Rast, and J. Nieke. CHIME's hyperspectral imaging spectrometer design result from phase a/b1. In Zoran Sodnik, Bruno Cugny, and Nikos Karafolas, editors, *International Conference on Space Optics — ICSO 2020*. SPIE, jun 2021.
- [26] David W. Warren, David J. Gutierrez, Jeffrey L. Hall, and Eric R. Keim. Dyson spectrometers for infrared earth remote sensing. In Marija Strojnik, editor, *SPIE Proceedings*. SPIE, aug 2008.
- [27] Carlos Montero-Orille, Xesús Prieto-Blanco, Héctor González-Núñez, and Raúl de la Fuente. Design of dyson imaging spectrometers based on the rowland circle concept. *Applied Optics*, 50(35) :6487, dec 2011.
- [28] Byron Van Gorp and Robert Green. Présentation esa : Vswir-dyson imaging spectro-meter and an iss option, 2014.
- [29] B. Sang, M. Lettner, A. Godenir, J. Kolmeder, A. Kuisl, M. Glier, M. Sornig, and S. Fischer. Optical integration process for the earth-observing satellite mission ENMAP. In Nikos Karafolas, Bruno Cugny, and Zoran Sodnik, editors, *International Conference on Space Optics — ICSO 2016*. SPIE, sep 2017.
- [30] Marco Meini, Fabrizio Battazza, Roberto Formaro, and Alessandro Bini. Progress in the hyperspectral payload for PRISMA programme. In Roland Meynart, Steven P. Neeck, and Haruhisa Shimoda, editors, *SPIE Proceedings*. SPIE, oct 2013.
- [31] Peter Bauer, Bjorn Stevens, and Wilco Hazeleger. A digital twin of earth for the green transition. *Nature Climate Change*, 11(2) :80–83, feb 2021.
- [32] Commission Européenne. Programme "destination earth". <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/destination-earth>, 2021.
- [33] Alessandro Golkar and Ignasi Lluçh i Cruz. The federated satellite systems paradigm : Concept and business case evaluation. *Acta Astronautica*, 111 :230–248, jun 2015.
- [34] Joan A. Ruiz-De-Azua, Anna Calveras, and Adriano Camps. A novel dissemination protocol to deploy opportunistic services in federated satellite systems. *IEEE Access*, 8 :142348–142365, 2020.
- [35] Joan A. Ruiz de Azua, Lara Fernandez, Marc Badia, Albert Marton, Nicola Garzaniti, Anna Calveras, Alessandro Golkar, and Adriano Camps. Demonstration of the federated satellite systems concept for future earth observation satellite missions. In *IGARSS 2020 - 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, sep 2020.
- [36] Valentina Raimondi, Luigi Acampora, Massimo Baldi, Dirk Berndt, Tiziano Bianchi, Donato Borrelli, Chiara Corti, Francesco Corti, Marco Corti, Nick Cox, Ulrike A. Dauderstädt, Peter Dürr, Alberto Fruchi, Sara Francés González, Donatella Guzzi, Detlef Kunze, Demetrio Labate, Nicolas Lamquin, Cinzia

- Lastri, Enrico Magli, Vanni Nardino, Christophe Pache, Lorenzo Palombi, Giuseppe Pilato, Alexandre Pollini, Enrico Suetta, Dario Taddei, Davide Taricco, Diego Valsesia, and Michael Wagner. Designing a compressive sensing demonstrator of an earth observation payload in the visible and medium infrared : Instrumental concept and main features. *Engineering Proceedings*, 8(1) :27, nov 2021.
- [37] A. Poghosyan, I. Lluch, H. Matevosyan, and A. Lamb. Unified classification for distributed satellite systems. In *4th International Federated and Fractionated Satellite Systems Workshop*, 2018.
- [38] J. G. Walker. Satellite constellations. *Journal of the British Interplanetary Society*, 37 :559, December 1984.
- [39] Michael Armbrust, Armando Fox, Rean Griffith, Anthony D. Joseph, Randy Katz, Andy Konwinski, Gunho Lee, David Patterson, Ariel Rabkin, Ion Stoica, and Matei Zaharia. A view of cloud computing. *Communications of the ACM*, 53(4) :50–58, apr 2010.
- [40] R. Schollmeier. A definition of peer-to-peer networking for the classification of peer-to-peer architectures and applications. In *Proceedings First International Conference on Peer-to-Peer Computing*, pages 101–102, 2001.
- [41] Owen Brown and Paul Eremenko. The value proposition for fractionated space architectures. In *Space 2006*. American Institute of Aeronautics and Astronautics, sep 2006.
- [42] Commission européenne. Projet operational network of individual observation nodes. <https://cordis.europa.eu/project/id/687490>, 2016.
- [43] A. Zuccaro Marchi, L. Maresi, and M. Taccola. Technologies and designs for small optical missions. In Nikos Karafolas, Zoran Sodnik, and Bruno Cugny, editors, *International Conference on Space Optics — ICSO 2018*. SPIE, jul 2019.
- [44] VITO. site internet. <https://remotesensing.vito.be/>.
- [45] Joris Blommaert, Gerard Habay, Luca Maresi, Helene Strese, Alessandro Zuccaro Marchi, Benoit Deper, Mikko Viitala, Bavo Delaure, Stefan Livens, Dirk Nuyts, Klaas Tack, Andy Lambrechts, Roberto Di Paola, Vincent Moreau, and Eric Callut. CSIMBA : Towards a smart-spectral cubesat constellation. In *IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, jul 2019.
- [46] European Space Agency. Esa website. www.esa.int.
- [47] Intel. Intel movidius myriad x vision processing unit. <https://www.intel.com/content/www/us/en/products/details/processors/movidius-vpu/movidius-myriad-x.html>, 2020.
- [48] Projet surprise. Accessible en ligne : <http://www.h2020surprise.eu/>.
- [49] Frederic Zamkotsian, Patrick Lanzoni, Emmanuel Grassi, Rudy Barette, Christophe Fabron, Kyrre Tangen, Luca Valenziano, Laurent Marchand, and Ludovic Duvet. Successful evaluation for space applications of the 2048 x 1080 DMD. In Michael R. Douglass and Patrick I. Oden, editors, *Emerging Digital Micromirror Device Based Systems and Applications III*. SPIE, feb 2011.

-
- [50] Yushu Zhang, Leo Yu Zhang, Jiantao Zhou, Licheng Liu, Fei Chen, and Xing He. A review of compressive sensing in information security field. *IEEE Access*, 4 :2507–2519, 2016.
- [51] Xin Yuan, David J. Brady, and Aggelos K. Katsaggelos. Snapshot compressive imaging : Theory, algorithms, and applications. *IEEE Signal Processing Magazine*, 38(2) :65–88, mar 2021.
- [52] G.R. Arce, D.J. Brady, L. Carin, H. Arguello, and D.S. Kittle. Compressive coded aperture spectral imaging : An introduction. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 31(1) :105–115, Jan 2014.
- [53] Michael Eismann. *Hyperspectral remote sensing*. SPIE, Bellingham, Wash. (1000 20th St. Bellingham WA 98225-6705 USA, 2012.
- [54] Shirin Jalali and Xin Yuan. Snapshot compressed sensing : Performance bounds and algorithms. *IEEE Transactions on Information Theory*, 65(12) :8005–8024, dec 2019.
- [55] Emmanuel J. Candes and Terence Tao. Near-optimal signal recovery from random projections : Universal encoding strategies? *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(12) :5406–5425, dec 2006.
- [56] Ashwin A. Wagadarikar, Nikos P. Pitsianis, Xiaobai Sun, and David J. Brady. Video rate spectral imaging using a coded aperture snapshot spectral imager. *Optics Express*, 17(8) :6368, 2009.
- [57] Xin Miao, Xin Yuan, Yunchen Pu, and Vassilis Athitsos. lambda-net : Reconstruct hyperspectral images from a snapshot measurement. In *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 4058–4068, 2019.
- [58] Claire Boyer, Jérémie Bigot, and Pierre Weiss. Compressed sensing with structured sparsity and structured acquisition. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 46(2) :312–350, mar 2019.
- [59] Michael Descour and Eustace Dereniak. Computed-tomography imaging spectrometer : experimental calibration and reconstruction results. *Applied Optics*, 34(22) :4817, aug 1995.
- [60] Bridget K. Ford, Curtis E. Volin, Sean M. Murphy, Ronald M. Lynch, and Michael R. Descour. Computed tomography-based spectral imaging for fluorescence microscopy. *Biophysical Journal*, 80(2) :986–993, feb 2001.
- [61] M. E. Gehm, R. John, D. J. Brady, R. M. Willett, and T. J. Schulz. Single-shot compressive spectral imaging with a dual-disperser architecture. *Optics Express*, 15(21) :14013, oct 2007.
- [62] Ashwin Wagadarikar, Renu John, Rebecca Willett, and David Brady. Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging. *Applied Optics*, 47(10) :B44, feb 2008.
- [63] Lizhi Wang, Zhiwei Xiong, Dahua Gao, Guangming Shi, Wenjun Zeng, and Feng Wu. High-speed hyperspectral video acquisition with a dual-camera architecture. In *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, jun 2015.
- [64] Takayuki Okamoto and Ichirou Yamaguchi. Simultaneous acquisition of spectral image information. *Optics Letters*, 16(16) :1277, aug 1991.

- [65] Nathan Hagen and Michael W. Kudenov. Review of snapshot spectral imaging technologies. *Optical Engineering*, 52(9) :090901, sep 2013.
- [66] Nathan Hagen and Eustace L. Dereniak. New grating designs for a CTIS imaging spectrometer. In Sylvia S. Shen and Paul E. Lewis, editors, *SPIE Proceedings*. SPIE, apr 2007.
- [67] E.J. Candes and M.B. Wakin. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(2) :21–30, mar 2008.
- [68] Matthew Dunlop-Gray, Phillip K. Poon, Dathon Golish, Esteban Vera, and Michael E. Gehm. Experimental demonstration of an adaptive architecture for direct spectral imaging classification. *Optics Express*, 24(16) :18307, aug 2016.
- [69] Neil Goldstein, Pajo Vujkovic-Cvijin, Marsha Fox, Brian Gregor, Jamine Lee, Jason Cline, and Steven Adler-Golden. DMD-based adaptive spectral imagers for hyperspectral imagery and direct detection of spectral signatures. In Larry J. Hornbeck and Michael R. Douglass, editors, *Emerging Digital Micromirror Device Based Systems and Applications*. SPIE, feb 2009.
- [70] Steven P. Love. Programmable matched filter and hadamard transform hyperspectral imagers based on micromirror arrays. In Larry J. Hornbeck and Michael R. Douglass, editors, *Emerging Digital Micromirror Device Based Systems and Applications*. SPIE, feb 2009.
- [71] Hao Zhang, Xu Ma, Xianhong Zhao, and Gonzalo R. Arce. Compressive hyperspectral image classification using a 3d coded convolutional neural network. *Optics Express*, 29(21) :32875, sep 2021.
- [72] Henry Arguello and Gonzalo R. Arce. Restricted isometry property in coded aperture compressive spectral imaging. In *2012 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*. IEEE, aug 2012.
- [73] Henry Arguello, Yuri Mejia, and Gonzalo Arce. Colored coded apertures optimization in compressive spectral imaging by restricted isometry property. In *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, oct 2014.
- [74] R. M. Sullenberger, A. B. Milstein, Y. Rachlin, S. Kaushik, and C. M. Wynn. Computational reconfigurable imaging spectrometer. *Optics Express*, 25(25) :31960, dec 2017.
- [75] C.M. Wynn, J. Lessard, A.B. Milstein, P. Chapnik, Y. Rachlin, C. Smeaton, S. Leman, S. Kaushik, and R.M. Sullenberger. Flight tests of the computational reconfigurable imaging spectrometer. *Remote Sensing of Environment*, 239 :111621, mar 2020.
- [76] Hui Xie, Zhuang Zhao, Jing Han, Yi Zhang, Lianfa Bai, and Jun Lu. Dual camera snapshot hyperspectral imaging system via physics informed learning, 2021.
- [77] Wei He, Naoto Yokoya, and Xin Yuan. Fast hyperspectral image recovery of dual-camera compressive hyperspectral imaging via non-iterative subspace-based fusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30 :7170–7183, 2021.
- [78] Xing Lin, Yebin Liu, Jiamin Wu, and Qionghai Dai. Spatial-spectral encoded compressive hyperspectral imaging. *ACM Transactions on Graphics*, 33(6) :1–11, nov 2014.

-
- [79] Edgar Salazar and Gonzalo R. Arce. Coded aperture optimization in spatial spectral compressive spectral imagers. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 6 :764–777, 2020.
- [80] Henry Arguello and Gonzalo R. Arce. Colored coded aperture design by concentration of measure in compressive spectral imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(4) :1896–1908, apr 2014.
- [81] Xing Lin, Gordon Wetzstein, Yebin Liu, and Qionghai Dai. Dual-coded compressive hyperspectral imaging. *Optics Letters*, 39(7) :2044, mar 2014.
- [82] Yuehao Wu, Iftekhar O. Mirza, Gonzalo R. Arce, and Dennis W. Prather. Development of a digital-micromirror-device-based multishot snapshot spectral imaging system. *Optics Letters*, 36(14) :2692, jul 2011.
- [83] Xi Wang, Yuhan Zhang, Xu Ma, Tingfa Xu, and Gonzalo R. Arce. Compressive spectral imaging system based on liquid crystal tunable filter. *Optics Express*, 26(19) :25226, sep 2018.
- [84] Chao Deng, Xuemei Hu, Jinli Suo, Yuanlong Zhang, Zhili Zhang, and Qionghai Dai. Snapshot hyperspectral imaging via spectral basis multiplexing in fourier domain. *Optics Express*, 26(25) :32509, nov 2018.
- [85] Zhiwei Xiong, Lizhi Wang, Huiqun Li, Dong Liu, and Feng Wu. Snapshot hyperspectral light field imaging. In *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, jul 2017.
- [86] Chenning Tao, Huanzheng Zhu, Peng Sun, Rengmao Wu, and Zhenrong Zheng. Hyperspectral image recovery based on fusion of coded aperture snapshot spectral imaging and RGB images by guided filtering. *Optics Communications*, 458 :124804, mar 2020.
- [87] Rei Kawakami, Yasuyuki Matsushita, John Wright, Moshe Ben-Ezra, Yu-Wing Tai, and Katsushi Ikeuchi. High-resolution hyperspectral imaging via matrix factorization. In *CVPR 2011*. IEEE, jun 2011.
- [88] Xin Yuan, Tsung-Han Tsai, Ruoyu Zhu, Patrick Lull, David Brady, and Lawrence Carin. Compressive hyperspectral imaging with side information. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 9(6) :964–976, sep 2015.
- [89] Ajit Rajwade, David Kittle, Tsung-Han Tsai, David Brady, and Lawrence Carin. Coded hyperspectral imaging and blind compressive sensing. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 6(2) :782–812, jan 2013.
- [90] Leonid I. Rudin, Stanley Osher, and Emad Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 60(1-4) :259–268, nov 1992.
- [91] David Kittle, Kerkil Choi, Ashwin Wagadarikar, and David J. Brady. Multi-frame image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers. *Applied Optics*, 49(36) :6824, dec 2010.
- [92] Lizhi Wang, Zhiwei Xiong, Guangming Shi, Wenjun Zeng, and Feng Wu. Compressive hyperspectral imaging with complementary RGB measurements. In *2016 Visual Communications and Image Processing (VCIP)*. IEEE, nov 2016.
- [93] Reza Arablouei and Frank de Hoog. Hyperspectral image recovery via hybrid regularization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(12) :5649–5663, dec 2016.

- [94] Seung-Hwan Baek, Incheol Kim, Diego Gutierrez, and Min H. Kim. Compact single-shot hyperspectral imaging using a prism. *ACM Transactions on Graphics*, 36(6) :1–12, nov 2017.
- [95] George Barbastathis, Aydogan Ozcan, and Guohai Situ. On the use of deep learning for computational imaging. *Optica*, 6(8) :921, jul 2019.
- [96] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net : Convolutional networks for biomedical image segmentation, 2015.
- [97] Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial networks, 2014.
- [98] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need, 2017.
- [99] John R. Hershey, Jonathan Le Roux, and Felix Weninger. Deep unfolding : Model-based inspiration of novel deep architectures, 2014.
- [100] Stanley H. Chan, Xiran Wang, and Omar A. Elgendy. Plug-and-play admm for image restoration : Fixed point convergence and applications, 2016.
- [101] Mark A. Davenport, Marco F. Duarte, Michael B. Wakin, Jason N. Laska, Dharmpal Takhar, Kevin F. Kelly, and Richard G. Baraniuk. The smashed filter for compressive classification and target recognition. In Charles A. Bouman, Eric L. Miller, and Ilya Pollak, editors, *SPIE Proceedings*. SPIE, feb 2007.
- [102] M.A. Davenport, P.T. Boufounos, M.B. Wakin, and R.G. Baraniuk. Signal processing with compressive measurements. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 4(2) :445–460, apr 2010.
- [103] Ana Ramirez, Henry Arguello, Gonzalo R. Arce, and Brian M. Sadler. Spectral image classification from optimal coded-aperture compressive measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(6) :3299–3309, jun 2014.
- [104] David Alberto Boada, Hector Miguel Vargas, Jaime Octavio Albarracin Ferreira, and Henry Arguello Fuentes. Algorithm for spectral image target detection from compressive measurements using a joint sparsity model and a CASSI architecture. In *2015 20th Symposium on Signal Processing, Images and Computer Vision (STSIVA)*. IEEE, sep 2015.
- [105] Carlos Hinojosa, Juan Marcos Ramirez, and Henry Arguello. Spectral-spatial classification from multi-sensor compressive measurements using superpixels. In *2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, sep 2019.
- [106] Juan Marcos Ramirez and Henry Arguello. Spectral image classification from multi-sensor compressive measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(1) :626–636, jan 2020.
- [107] Henry Arguello, Hoover Rueda, Yuehao Wu, Dennis W. Prather, and Gonzalo R. Arce. Higher-order computational model for coded aperture spectral imaging. *Applied Optics*, 52(10) :D12, mar 2013.

-
- [108] G. H. Spencer and M. V. R. K. Murty. General ray-tracing procedure†. *Journal of the Optical Society of America*, 52(6) :672, jun 1962.
- [109] Nelson Diaz, Juan Ramirez, Esteban Vera, and Henry Arguello. Adaptive multisensor acquisition via spatial contextual information for compressive spectral image classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14 :9254–9266, 2021.
- [110] Ansys. Zemax, logiciel de conception optique. <https://www.zemax.com/>, 2021.
- [111] R. S. Longhurst. *Geometrical and physical optics*. Longman, London, 1973.
- [112] Liyin Yuan, Jia’nan Xie, Zhiping He, Yueming Wang, and Jianyu Wang. Optical design and evaluation of airborne prism-grating imaging spectrometer. *Optics Express*, 27(13) :17686, jun 2019.
- [113] Lizhi Wang, Tao Zhang, Ying Fu, and Hua Huang. HyperReconNet : Joint coded aperture optimization and image reconstruction for compressive hyperspectral imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(5) :2257–2270, may 2019.
- [114] Daniel Gedalin, Yaniv Oiknine, and Adrian Stern. DeepCubeNet : reconstruction of spectrally compressive sensed hyperspectral images with deep neural networks. *Optics Express*, 27(24) :35811, nov 2019.
- [115] Phillip K. Poon. Practical considerations in experimental computational sensing. *University of Arizona*, 2016.
- [116] Cui Ma, Hui Lin, Guodong Zhang, and Ruxu Du. Digital micro-mirror device based multispectral imaging using compressed fourier spectrum. *Optics Communications*, 426 :348–358, nov 2018.
- [117] Jun Xu, Bingliang Hu, and Dazheng Feng. The correction of recovered spectral images in a hadamard transform spectral imager based on a digital micro-mirror device. *Applied Spectroscopy*, 66(9) :1044–1052, sep 2012.
- [118] Jun Xu, Zhenmin Zhu, Chunxiao Liu, and Zhidong Huang. The processing method of spectral data in hadamard transforms spectral imager based on DMD. *Optics Communications*, 325 :122–128, aug 2014.
- [119] F.A. Jenkins and H.E. White. *Fundamentals of Optics, 4th ed.* McGraw-Hill, Inc., 1981.
- [120] Sellmeier. Zur erklärang der abnormen farbenfolge im spectrum einiger substanzen. *Annalen der Physik*, 219(6) :272–282, 1871.
- [121] Gorachand Ghosh. Sellmeier coefficients and dispersion of thermo-optic coefficients for some optical glasses. *Appl. Opt.*, 36(7) :1540, mar 1997.
- [122] Jian Liu. *Confocal microscopy*. Morgan & Claypool Publishers, IOP Publishing, San Rafael California (40 Oak Drive, San Rafael, CA, 94903, USA) Bristol England (Temple Circus, Temple Way, Bristol BS1 6HG, UK, 2016.
- [123] Walter M. Duncan, Benjamin L. Lee, Paul Rancuret, Bryce D. Sawyers, Lynn Endsley, and Donald Powell. DLP switched blaze grating : the heart of optical signal processing. In James H. Smith, editor, *SPIE Proceedings*. SPIE, jan 2003.

- [124] Joseph P. Rice, Jorge E. Neira, Michael Kehoe, and Rand Swanson. DMD diffraction measurements to support design of projectors for test and evaluation of multispectral and hyperspectral imaging sensors. In Larry J. Hornbeck and Michael R. Douglass, editors, *Emerging Digital Micromirror Device Based Systems and Applications*. SPIE, feb 2009.
- [125] Xin Sun, Bing liang Hu, Li bo Li, and Zhong hou Wang. An engineering prototype of hadamard transform spectral imager based on digital micro-mirror device. *Optics & Laser Technology*, 44(1) :210–217, feb 2012.
- [126] Texas Instrument. Dmd optical efficiency for visible wavelengths. Technical report, Texas Instrument, 2019.
- [127] Mario Lachetta, Hauke Sandmeyer, Alice Sandmeyer, Jan Schulte am Esch, Thomas Huser, and Marcel Müller. Simulating digital micromirror devices for patterning coherent excitation light in structured illumination microscopy. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 379(2199) :20200147, apr 2021.
- [128] Teledyne Princeton Instruments. Educational notes : Quantum efficiency. <https://www.princetoninstruments.com/>, 2022.
- [129] Roula Ghannoum. *A CMOS 90nm digital pixel sensor intended for a visual cortical stimulator*. Thèse de doctorat, Université de Montreal, 2010.
- [130] Antoine Rouxel, Valentin Portmann, Antoine Monmayrant, and Simon Lacroix. Simulateur simca. <https://gitlab.laas.fr/arouxel/simca>, 2021.
- [131] Innovation Finance Advisory in collaboration with the European Investment Advisory Hub. The future of the european space sector. <https://www.eib.org>, 2019.
- [132] NASA Electronics Parts and Packaging Program. Environmental conditions for space flight hardware – a survey. <https://nepp.nasa.gov>, 2004.
- [133] Maxime Levillayer. *Development of InGaAsN solar cells and characterization of their degradation in space radiative environment*. Theses, ISAE - Institut Supérieur de l’Aéronautique et de l’Espace, November 2021.
- [134] Uzi Efron. *Spatial light modulator technology : materials, devices, and applications*. Marcel Dekker, New York, 1995.
- [135] K.M. Johnson, D.J. McKnight, and I. Underwood. Smart spatial light modulators using liquid crystals on silicon. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, 29(2) :699–714, 1993.
- [136] Stephan Reichelt. Spatially resolved phase-response calibration of liquid-crystal-based spatial light modulators. *Applied Optics*, 52(12) :2610, apr 2013.
- [137] Steven P. Love and David L. Graff. Full-frame programmable spectral filters based on micro-mirror arrays. In Michael R. Douglass and Patrick I. Oden, editors, *Emerging Digital Micromirror Device Based Systems and Applications V*. SPIE, mar 2013.
- [138] R.M. Hammaker R.A. DeVerse and W. G. Fateley. Realization of the hadamard multiplex advantage using aprogrammable optical mask in a dispersive flat-field near-infrared spectrometer. *Applied Spectroscopy*, 2000.
- [139] Eva Oton, Javier Perez-Fernandez, Demetrio Lopez-Molina, Xabier Quintana, Jose M. Oton, and Morten A. Geday. Reliability of liquid crystals in space photonics. *IEEE Photonics Journal*, 7(4) :1–9, aug 2015.

-
- [140] K.J. Rebello. Applications of MEMS in surgery. *Proceedings of the IEEE*, 92(1) :43–55, jan 2004.
- [141] Manish Kumar Mishra, Vikas Dubey, P. M. Mishra, and Isharat Khan. MEMS technology : A review. *Journal of Engineering Research and Reports*, pages 1–24, feb 2019.
- [142] Introduction aux DLP de Texas Instruments. <https://satdream.tech/?introduction-aux-dlp-de-texas-instruments>.
- [143] Consiglio Nazionale Delle Ricerche. Periodic reporting for period 1. <https://cordis.europa.eu/project/id/870390/reporting/fr>, Juillet 2021.
- [144] Ajay K. Prasad and Kirk Jensen. Scheimpflug stereocamera for particle image velocimetry in liquid flows. *Applied Optics*, 34(30) :7092, oct 1995.
- [145] DLP technology for near eye display. <https://www.ti.com/lit/an/dlpa051a/dlpa051a.pdf>.
- [146] Nathan Hagen and Tomasz S. Tkaczyk. Compound prism design principles, i. *Applied Optics*, 50(25) :4998, aug 2011.
- [147] M. H. Quenouille. Notes on bias in estimation. *Biometrika*, 43(3-4) :353–360, 1956.
- [148] J.M. Bioucas-Dias and M.A.T. Figueiredo. A new TwIST : Two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(12) :2992–3004, dec 2007.
- [149] Xin Yuan. Generalized alternating projection based total variation minimization for compressive sensing. In *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, sep 2016.
- [150] Yang Liu, Xin Yuan, Jinli Suo, David J. Brady, and Qionghai Dai. Rank minimization for snapshot compressive imaging. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41(12) :2990–3006, dec 2019.
- [151] Jorge Bacca, Laura Galvis, and Henry Arguello. Coupled deep learning coded aperture design for compressive image classification. *Optics Express*, 28(6) :8528, mar 2020.
- [152] Fahim Irfan Alam, Jun Zhou, Alan Wee-Chung Liew, and Xiuping Jia. CRF learning with CNN features for hyperspectral image segmentation. In *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. IEEE, jul 2016.
- [153] Kenji Kawaguchi, Leslie Pack Kaelbling, and Yoshua Bengio. Generalization in deep learning, 2017.
- [154] Yibo Xu, Weidi Liu, and Kevin F. Kelly. Compressed domain image classification using a dynamic-rate neural network. *IEEE Access*, 8 :217711–217722, 2020.
- [155] Ying Li, Haokui Zhang, and Qiang Shen. Spectral–spatial classification of hyperspectral imagery with 3d convolutional neural network. *Remote Sensing*, 9(1) :67, jan 2017.
- [156] Hyungtae Lee and Heesung Kwon. Going deeper with contextual CNN for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(10) :4843–4855, oct 2017.

- [157] Nicolas Audebert. Deephyperx. <https://github.com/nshaud/DeepHyperX>, 2020.
- [158] Bin Pan, Xia Xu, Zhenwei Shi, Ning Zhang, Huanlin Luo, and Xianchao Lan. DSSNet : A simple dilated semantic segmentation network for hyperspectral imagery classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(11) :1968–1972, nov 2020.
- [159] Nicolas Audebert, Bertrand Le Saux, and Sebastien Lefevre. Deep learning for classification of hyperspectral data : A comparative review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 7(2) :159–173, jun 2019.
- [160] Lei Qu, Xingliang Zhu, Jiannan Zheng, and Liang Zou. Triple-attention-based parallel network for hyperspectral image classification. *Remote Sensing*, 13(2) :324, jan 2021.
- [161] Vijay Badrinarayanan, Alex Kendall, and Roberto Cipolla. Segnet : A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation, 2015.
- [162] Mingyi He, Bo Li, and Huahui Chen. Multi-scale 3d deep convolutional neural network for hyperspectral image classification. *IEEE*, 2017.
- [163] Wei Li, Chen Chen, Mengmeng Zhang, Hengchao Li, and Qian Du. Data augmentation for hyperspectral image classification with deep CNN. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(4) :593–597, apr 2019.
- [164] Lloyd Windrim, Rishi Ramakrishnan, Arman Melkumyan, and Richard Murphy. Hyperspectral cnn classification with limited training samples, 2016.
- [165] Zhiwei Xiong, Zhan Shi, Huiqun Li, Lizhi Wang, Dong Liu, and Feng Wu. HSCNN : CNN-based hyperspectral image recovery from spectrally under-sampled projections. In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*. IEEE, oct 2017.
- [166] Eric Daniel Buehle, Benjamin Thomas Occhipinti, Konrad Robert Kuczynski, and Matthew James Schafer. Method for simulating hyperspectral imagery, 2012.
- [167] Nicolas Audebert, Bertrand Le Saux, and Sébastien Lefèvre. Generative adversarial networks for realistic synthesis of hyperspectral samples. *IGARSS 2018*, 2018.
- [168] Andrew Hennessy, Kenneth Clarke, and Megan Lewis. Generative adversarial network synthesis of hyperspectral vegetation data. *Remote Sensing*, 13(12) :2243, jun 2021.
- [169] Spectral Sciences Inc. Mscene : Hyperspectral images simulator. <https://www.spectral.com/our-software/mcscene/>, 2022.
- [170] Zijia Niu, Wen Liu, Jingyi Zhao, and Guoqian Jiang. DeepLab-based spatial feature extraction for hyperspectral image classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(2) :251–255, feb 2019.
- [171] Bin Pan, Zhenwei Shi, Xia Xu, Tianyang Shi, Ning Zhang, and Xinzhong Zhu. CoinNet : Copy initialization network for multispectral imagery semantic segmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(5) :816–820, may 2019.
- [172] Xin He, Yushi Chen, and Pedram Ghamisi. Heterogeneous transfer learning for hyperspectral image classification based on convolutional neural network.

- IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(5) :3246–3263, may 2020.
- [173] Chun Chen, Jun Wang, Dan Xiao, and Qiong-Hua Wang. Fast method for ringing artifacts reduction in random phase-free kinoforms. *Applied Optics*, 58(5) :A13, nov 2018.
- [174] Amina Ben Hamida, Alexandre Benoit, Patrick Lambert, and Chokri Ben Amar. 3-d deep learning approach for remote sensing image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(8) :4420–4434, aug 2018.
- [175] Licheng Jiao, Miaomiao Liang, Huan Chen, Shuyuan Yang, Hongying Liu, and Xianghai Cao. Deep fully convolutional network-based spatial distribution prediction for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(10) :5585–5599, oct 2017.
- [176] Shiva Verma. Understanding 1d and 3d convolution neural network. <https://towardsdatascience.com/understanding-1d-and-3d-convolution-neural-network-keras-9d8f76e29610>, September 2019.
- [177] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich. Going deeper with convolutions, 2014.
- [178] Fisher Yu and Vladlen Koltun. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions, 2015.
- [179] Marion F. Baumgardner, Larry L. Biehl, and David A. Landgrebe. 220 Band AVIRIS Hyperspectral Image Data Set : June 12, 1992 Indian Pine Test Site 3, 2015.
- [180] Paolo Gamba. Pavia University hyperspectral dataset from Grupo de Inteligencia Compututacional.
- [181] Hao Zhang, Xu Ma, and Gonzalo R. Arce. Compressive spectral imaging approach using adaptive coded apertures. *Applied Optics*, 59(7) :1924, feb 2020.
- [182] Claudia V. Correa, Henry Arguello, and Gonzalo R. Arce. Spatiotemporal blue noise coded aperture design for multi-shot compressive spectral imaging. *Journal of the Optical Society of America A*, 33(12) :2312, nov 2016.
- [183] Laura Galvis, Edson Mojica, Henry Arguello, and Gonzalo R. Arce. Shifting colored coded aperture design for spectral imaging. *Applied Optics*, 58(7) :B28, feb 2019.
- [184] Hyperspectral Image Analysis Laboratory and the National Center for Airborne Laser Mapping (NCALM). 2018 ieee grss data fusion contest. https://hyperspectral.ee.uh.edu/?page_id=1075, 2018.
- [185] Maurits Cornelis Escher. Drawing hands. https://arthive.com/fr/escher/works/200361~Drawing_hands, 1948.