Fusion de données de télédétection haute résolution pour le suivi de la neige

Théo Masson

▶ **To cite this version:**

Théo Masson. Fusion de données de télédétection haute résolution pour le suivi de la neige. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Grenoble Alpes, 2018. Français. NNT : 2018GREAT112 . tel-02157972v2

HAL Id: tel-02157972
https://theses.hal.science/tel-02157972v2

Submitted on 24 Sep 2019

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

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

Communauté
UNIVERSITÉ Grenoble Alpes

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE LA COMMUNAUTÉ UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : **SIGNAL IMAGE PAROLE TELECOMS**

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

Théo MASSON

Thèse dirigée par **Jocelyn CHANUSSOT, Grenoble INP**, et codirigée par **Mauro DALLA MURA, Grenoble INP** et **Marie DUMONT, Météo-France**

préparée au sein du laboratoire **Grenoble Images Parole Signal Automatique (GIPSA-lab)**
dans **l'École Doctorale Electronique, Electrotechnique, Automatique, Traitement du Signal (EEATS)**

Fusion de données de télédétection haute résolution pour le suivi de la neige

Thèse soutenue publiquement le **19 décembre 2018**
devant le jury composé de :

Mr Stéphane JACQUEMOUD
Professeur, Université de Paris Diderot, Président du jury
Mr Yannick DEVILLE
Professeur, Université de Toulouse, Rapporteur
Mr Alain ROYER
Professeur, Université de Sherbrooke, Rapporteur
Mr Abdelaziz KALLEL
Professeur associé, Digital Research Centre of Sfax, Examinateur
Mr Simon GASCOIN
Chargé de recherche, CESBIO Toulouse, Examinateur
Mr, Jocelyn CHANUSSOT
Professeur, Grenoble-INP, GIPSA-lab, Directeur de thèse
Mr Mauro DALLA MURA
Maître de conférence, Grenoble-INP, GIPSA-lab, Co-directeur de thèse
Mme Marie DUMONT
Ingénieure en Chef des Ponts, des Eaux et des Forets (ICPEF), Météo France/CNRS, CNRM/CEN, Co--Directeur de thèse

Résumé

Les acquisitions de télédétection ont des caractéristiques complémentaires en termes de résolution spatiale et temporelle et peuvent mesurer différents aspects de la couverture neigeuse (propriétés physiques de surface, type de neige, etc.). En combinant plusieurs acquisitions, il devrait être possible d'obtenir un suivi précis et continu de la neige. Cependant, cet objectif se heurte à la complexité du traitement des images satellites et à la confusion possible entre les différents matériaux observés. Plus particulièrement, l'accès à l'information fractionnelle, c'est-à-dire à la proportion de neige dans chaque pixel, nécessite de retrouver la proportion de l'ensemble des matériaux qui se trouvent dans celui-ci. Ces proportions sont accessibles via des méthodes d'inversion ou démélange spectral se basant sur la résolution spectrale des images obtenues. Le défi général est alors d'arriver à exploiter correctement les différentes informations de natures différentes qui nous sont apportées par les différentes acquisitions afin de produire des cartes d'enneigement précises.

Les objectifs de la thèse sont alors au nombre de trois et peuvent se résumer par trois grandes interrogations qui permettent de traiter les différents points évoqués :

— Quelles sont les limitations actuelles de l'état de l'art pour l'observation spatiale optique de la neige ?

— Comment exploiter les séries temporelles pour s'adapter à la variabilité spectrale des matériaux ?

— Est-il possible de généraliser la fusion de données pour une acquisition multimodale à partir de capteurs optiques ?

Une étude complète des différents produits de neige issus du satellite MODIS est ainsi proposée, permettant l'identification des nombreuses limitations dont la principale est le haut taux d'erreurs lors de la reconstitution de la fraction (environ 30%). Parmi ces résultats sont notamment identifiés des problèmes liés aux méthodes de démélange face à la variabilité spectrale des matériaux.

Face à ces limitations nous avons exploité les séries temporelles MODIS pour proposer une nouvelle approche d'estimation des endmembers, étape critique du démélange spectral. La faible évolution temporelle du milieu (hors neige) est alors utilisée pour contraindre l'estimation des endmembers non seulement sur l'image d'intérêt, mais également sur les images des jours précédents. L'efficacité de cette approche bien que démontrée ici reste sujette aux limitations de résolution spatiale intrinsèques au capteur.

Des expérimentations sur la fusion de données, à même de pouvoir améliorer la qualité des images, ont par conséquent été réalisées. Devant les limitations de ces méthodes dans le cas des capteurs multispectraux utilisés, une nouvelle approche de fusion a été proposée. Via la formulation d'un nouveau modèle et sa résolution, la fusion entre des capteurs optiques de tous types peut être réalisée sans considération de recouvrement spectral. Les différentes expérimentations sur l'estimation de cartes de neige montrent un intérêt certain d'une meilleure résolution spatiale pour isoler les zones enneigées.

Ce travail montre ainsi les nouvelles possibilités de développement pour l'observation de la neige, mais également les évolutions de l'utilisation combinée des images satellites pour l'observation de la Terre en général.

Mots-clés : Télédétection de la neige, Démélange spectral, Fusion de données

Abstract

Remote sensing acquisitions have complementary characteristics in terms of spatial and temporal resolution and can measure different aspects of snow cover (e.g., surface physical properties and snow type). By combining several acquisitions, it should be possible to obtain a precise and continuous monitoring of the snow. However, this task has to face the complexity of processing satellite images and the possible confusion between different materials observed. In particular, the estimation of fractional information, i.e., the amount of snow in each pixel, requires to know the proportion of the materials present in a scene. These proportions can be obtained performing spectral unmixing. The challenge is then to effectively exploit the information of different natures that are provided by the multiple acquisitions in order to produce accurate snow maps.

Three main objectives are addressed by this thesis and can be summarized by the three following questions :

— What are the current limitations of state-of-the-art techniques for the estimation of snow cover extent from optical observations ?

— How to exploit a time series for coping with the spectral variability of materials ?

— How can we take advantage of multimodal acquisitions from optical sensors for estimating snow cover maps ?

A complete study of the various snow products from the MODIS satellite is proposed. It allows the identification of numerous limitations, the main one being the high rate of errors during the estimation of the snow fraction (approximately 30%).The experimental analysis allowed to highlight the sensitivity of the spectral unmixing methods against the spectral variability of materials.

Given these limitations, we have exploited the MODIS time series to propose a new endmembers estimation approach, addressing a critical step in spectral unmixing. The low temporal evolution of the medium (except snow) is then used to constrain the estimation of the endmembers not only on the image of interest, but also on images of the previous days. The effectiveness of this approach, although demonstrated here, remains limited by the spatial resolution of the sensor.

Data fusion has been considered aiming at taking advantage of multiple acquisitions with different characteristics in term of resolution available on the same scene. Given the limitations of the actual methods in the case of multispectral sensors, a new fusion approach has been proposed. Through the formulation of a new model and its resolution, the fusion between optical sensors of all types can be achieved without consideration of their characteristics. The various experiments on the estimation of snow maps show a clear interest of a better spatial resolution to isolate the snow covered areas. The improvement in spectral resolution will improve future approaches based on spectral unmixing.

This work explores the new possibilities of development for the observation of snow, but also for the combined use of the satellite images for the observation of the Earth in general.

Key-words : remote sensing of snow, spectral unmixing, data fusion

Remerciements

Je souhaiterai en premier lieu remercier Yannick Deville et Alain Royer qui ont tous deux acceptés d'être rapporteurs de cette thèse. Merci à Stéphane Jacquemoud, Abdelaziz Kallel et Simon Gascoin d'avoir accepté de l'évaluer.

Je voudrais tout d'abord remercier Marie, Mauro et Jocelyn pour m'avoir offert l'opportunité d'effectuer ces trois années de recherche. Trouver un sujet tel que celui-ci ne fut pas facile, et je serai éternellement reconnaissant de votre confiance pour ce projet. J'en profite pour remercier la région Rhône Alpes de m'avoir financé au travers de l'ancien projet Arc 3.

Il nous reste des choses à faire, surtout Mauro, on n'a toujours pas skié ensemble, et Marie on y retournera un jour où on verra plus loin que tes (courtes) spatules.

Un grand merci à mes collègues du GIPSA-lab, même si je fus assez discret pendant ces trois années, vous avez su animer les quelques moments de pause nécessaires à la survie du cerveau.

Forcément je ne peux passer à côté de tous mes amis, pour la plupart là depuis nos débuts en tant que petits L1, mais toujours présents. Merci Anne d'avoir commencé un an avant, histoire de pouvoir voir ce que donne l'évolution du doctorant avec un an d'avance. Merci Killian et François pour les sorties ski (et bien plus), si on peut faire en sorte d'arrêter d'essayer de mourir à tour de rôle, ce serait mieux pour nos avenir respectifs. Merci Loïc (entre autre pour essayer de faire en sorte qu'on arrête d'essayer de mourir). Merci MK et LF d'écouter même si vous ne pigez probablement rien. Merci Tom, Mallo, Ben, Ju, Audrey, Dorian, Jonas d'avoir été là toutes ces années.

Plus que tout je souhaite remercier mes parents, qui me soutiennent dans ces longues études depuis si longtemps, qui ont relu des centaines de pages de rapports, de comptes rendus, de ce manuscrit et sont maintenant bien calés en géophysique et en télédétection ! Mille fois merci pour tout ce temps accordé ! Merci également à mes grands-parents qui en plus de relire également ce manuscrit, ont fait le déplacement de tout la haut perdu dans le nord (enfin Lille quoi) pour venir me voir soutenir !

Enfin merci ma Lily, trois ans de thèse c'était aussi long pour toi. Je ne sais pas si j'aurais pu y arriver sans toi et ton soutien constant.

Table des matières

Table des matières ix

Liste des figures xiii

Liste des tableaux xv

1 Introduction 1
- 1.1 Champ d'étude . . . 2
- 1.2 Formation, évolution et propriétés de la neige . . . 5
  - 1.2.1 Présentation générale du matériau neige . . . 5
  - 1.2.2 Les différents stades d'évolution du manteau neigeux . . . 7
  - 1.2.3 Les grandeurs mesurables dans le manteau neigeux . . . 8
    - Mesures généralistes . . . 8
    - La surface spécifique . . . 9
    - Impuretés . . . 10
  - 1.2.4 Variabilité spatiale et temporelle du manteau neigeux. . . . 11
- 1.3 L'imagerie satellitaire . . . 13
  - 1.3.1 Principes généraux . . . 13
  - 1.3.2 Géométrie d'acquisition . . . 16
  - 1.3.3 Les notions de réflectance et d'albédo . . . 17
  - 1.3.4 Correction des acquisitions aux longueurs d'onde solaire . . . 18
    - Géolocalisation et réflectance . . . 18
    - Correction atmosphérique . . . 18
    - Corrections topographiques . . . 18
  - 1.3.5 Contraintes et avantages . . . 19
- 1.4 La neige par satellite . . . 20
  - 1.4.1 Les propriétés électromagnétiques de la neige . . . 20
  - 1.4.2 La détection de la neige par satellite . . . 21
    - Images panchromatiques . . . 22
    - Images multispectrales . . . 23
    - Images micro-ondes passives . . . 23
    - Acquisitions actives . . . 24
    - Stéréoscopie/photogrammétrie . . . 24
- 1.5 Les axes de travail privilégiés . . . 25

2 Télédétection optique des surfaces enneigées 29
- 2.1 Introduction . . . 31
- 2.2 Que peut-on voir sur les images optiques dans le visible et le proche infrarouge? . . . 31
  - 2.2.1 L'influence de la longueur d'onde . . . 31
  - 2.2.2 L'influence de la résolution spatiale . . . 33
  - 2.2.3 L'influence de la résolution temporelle . . . 36
  - 2.2.4 Dimensionnalité . . . 36
  - 2.2.5 Conclusion . . . 39

2.3 Le capteur MODIS . . . 40
2.3.1 Présentation générale . . . 40
2.3.2 Les principaux produits MODIS . . . 40
2.4 Produits optiques de couverture neigeuse . . . 41
2.4.1 Le NDSI . . . 41
2.4.2 Le démélange spectral appliqué à la neige . . . 42
2.5 Comparaison des approches NDSI et SU au travers des données MODIS . . . 43
2.5.1 Problématique . . . 43
2.5.2 Produits fractionnels de neige basés sur les images MODIS . . . 45
MOD10A1 collection 5 et collection 6 . . . 45
NDSI corrigé atmosphériquement et topographiquement ($NDSI_{atopcor}$) . . . 46
MODImLAB . . . 46
MODSCAG . . . 46
Approche pure SU . . . 47
2.5.3 Jeu de données . . . 47
Zones d'intérêt . . . 47
Méthode pour la génération des cartes de référence de SCF . . . 48
2.5.4 Méthode pour la comparaison . . . 50
Pré traitement . . . 50
Métriques . . . 50
Expérimentation supplémentaire . . . 51
2.5.5 Résultats . . . 52
Résultats visuels . . . 52
Effet des seuillages . . . 52
Métriques binaires . . . 54
Métriques fractionnelles . . . 55
Métrique de contour . . . 60
Expérimentations supplémentaires . . . 60
2.5.6 Aparté : L'incertitude apportée par l'aspect binaire de la référence . . . 62
2.5.7 Discussion . . . 65
2.6 Perspectives . . . 67
2.7 Conclusion . . . 69

3 Le démélange spectral sur des images multispectrales 71
3.1 Introduction . . . 72
3.2 Démélange spectral linéaire . . . 72
3.2.1 Le modèle de mélange linéaire . . . 72
3.2.2 Création de la base d'endmembers . . . 75
Estimer les endmembers . . . 75
Mesurer les endmembers . . . 76
3.2.3 Estimation des abondances . . . 77
3.3 Applications . . . 77
3.3.1 Estimation des endmembers - Image hyperspectrale . . . 78
3.3.2 Estimation des endmembers - Image multispectrale . . . 78
Endmembers estimés . . . 78
Bibliothèque d'endmembers . . . 81
3.4 Variabilité spectrale . . . 81
3.4.1 Limitations du modèle de mélange linéaire . . . 81
3.4.2 Bundles spectraux . . . 83
3.4.3 Le modèle étendu de mélange linéaire . . . 84
3.4.4 Limitations des méthodes existantes . . . 84
3.5 Estimation des endmembers contraints par la série temporelle . . . 85
3.5.1 Problématique . . . 85

3.5.2 Proposition : une bibliothèque mixte qui exploite la continuité temporelle . . 86
3.5.3 Extraction des endmembers contraints par la série temporelle 87
3.5.4 Application au cas réel 88
Comparaison visuelle 88
Résultats quantitatifs 89
3.6 Perspectives 92
3.7 Conclusion 93

4 La fusion d'images optiques **95**
4.1 Pourquoi fusionner? 96
4.2 Un exemple d'application : l'observation de la neige via Sentinel-2 96
4.2.1 Méthode 97
4.2.2 Résultats 102
4.2.3 Conclusion 103
4.3 Un nouveau modèle de fusion de données optiques 104
4.3.1 Contexte 104
4.3.2 Le modèle étendu de fusion 105
Définition 105
Réduction de dimension 105
Dégradation spatiale et concaténation 106
Application du modèle de mélange linéaire 106
Résolution du problème de fusion 108
4.3.3 Expérimentations 108
Données synthétiques 108
Cas semi-synthétiques 112
Image réelle 115
Fusion Sentinel-2 Pléiade 116
Résultats sur l'estimation de la neige 119
4.4 Conclusion et perspectives 119

5 Conclusions et perspectives **121**

6 Bibliographie **127**

A Annexes **I**
A.1 PDF du papier "An Assessment of Existing Methodologies to Retrieve Snow Cover Fraction from MODIS Data" I
A.2 PDF du papier "Snow cover estimation from image time series based on spectral unmixing" XXII

Liste des figures

1.1 Variation annuelle des surfaces enneigées . . . 2
1.2 La mer de glace en 1823, aquarelle de Samuel Birman. . . . 4
1.3 cristallisations d'un flocon de neige . . . 6
1.4 Transformations liées au gradient thermique . . . 7
1.5 Photographie infrarouge d'un manteau neigeux . . . 10
1.6 Effets du vent sur le manteau neigeux . . . 11
1.7 Variations spatiales du manteau neigeux . . . 12
1.8 Spectre d'émission du soleil et de la Terre . . . 14
1.9 Géométries d'acquisition . . . 16
1.10 Terminologie des différents types de réflectances . . . 17
1.11 Interaction des rayons lumineux avec l'atmosphère et avec la topographie . . . 19
1.12 Variations de la réflectance hémisphérique de la neige en fonction de la SSA ou du contenu en impuretés . . . 21
1.13 Exemple d'albedo et de BRDF de la neige . . . 22
1.14 Exemples d'acquisitions satellites . . . 24

2.1 Réfléctance des bandes 2 et 11 du satellite Sentinel-2 au-dessus des Grandes Rousses, France . . . 32
2.2 Spectre de réflectance de certains pixels issus l'acquisition Sentinel-2 . . . 33
2.3 Images en fausse couleur d'une acquisition hyperspectrale . . . 34
2.4 Images en fausse couleur d'une acquisition Sentinel-2 . . . 34
2.5 Acquisition panchromatique Pléiade . . . 35
2.6 Acquisition MODIS . . . 37
2.7 Suivit temporel d'une zone avec Sentinel-2 . . . 38
2.8 Evolution temporelle de la réfléctance de deux pixels MODIS . . . 38
2.9 Dimentionnalité des images MODIS, Sentinel-2 et hyperspectrale (Capteur FENIX) 39
2.10 Analyse en composante principale d'une image Sentinel-2. . . . 40
2.11 Réponses spectrales des bandes 1 à 7 du capteur MODIS. . . . 41
2.12 Les trois zones d'intérêt situées dans les Alpes françaises, les Pyrénées et l'Atlas marocain . . . 48
2.13 méthodologie utilisé pour produire des cartes de SCF comparables à une résolution spatiale de 250 m. . . . 49
2.14 Résultats visuels de la fraction de neige entre 0 et 1 dans chaque pixel pour le 15 avril 2015 dans les Alpes. . . . 53
2.15 Fraction de neige en fonction du NDSI et seuillage des différentes approches. . . . 54
2.16 Erreur quadratique moyenne pour l'ensemble des dates des trois zones étudiées. . . 56
2.17 Erreur quadratique moyenne sur les pixels enneigés pour l'ensemble des dates des trois zones étudiées. . . . 58
2.18 Distribution des erreurs de fraction de neige. . . . 59
2.19 Distance moyenne asymétrique de surface . . . 61
2.20 Erreur de géolocalisation des pixels MODIS . . . 62
2.21 Impact du type de surface sur les produits neige. . . . 63

2.22 Impact de la référence binaire au travers d'une expérimentation sur une image drone. 64

3.1 Représentation schématique du modèle de mélange linéaire 73
3.2 Représentation schématique de cas de mélanges non linéaires 73
3.3 Illustration d'un simplex à 2 dimensions 74
3.4 Estimation des endmembers et des abondances sur une image hyperspectrale . . . 79
3.5 Estimation des endmembers et des abondances sur une image multispectrale 80
3.6 Illustration de différents simplex face à la variabilité spectrale 82
3.7 Exemple de création de bundles à partir d'un grand nombre d'extractions d'endmembers 83
3.8 Fraction de neige estimé par les différentes méthodes existante prenant en compte la variabilité spectrale 85
3.9 Variabilité spectrale d'un pixel au cour du temps 86
3.10 Erreur de reconstruction pour quatre estimations différentes des endmembers . . . 87
3.11 Comparaison visuelle entre les performances des différents algorithmes pour les Alpes 89
3.12 Comparaison visuelle entre les performances des différents algorithmes pour le Maroc 90
3.13 RMSE de l'ensemble des estimations d'endmember ainsi que celui utilisé pour l'estimation 92

4.1 Visualisation RGB des images pléiades pour l'Alpe d'Huez et le Mont-Blanc 98
4.2 Visualisation RGB de la zone 1 utilisée pour la comparaison 99
4.3 Visualisation RGB de la zone 2 utilisée pour la comparaison 100
4.4 Visualisation RGB de la zone 3 utilisée pour la comparaison 101
4.5 Résultats visuels pour de petites surfaces d'intérêt des zones 1 et 2. 103
4.6 Configuration de l'environnement de fusion, cas synthétique 109
4.7 PSNR et SAM en fonction du décalage du centrage des différentes bandes entre les deux capteurs, de la dégradation spatiale w et de la méthode de fusion utilisée . . . 110
4.8 Réponse spectrale des différents capteurs 111
4.9 Résultats de la fusion de l'image synthétique issue de l'image hyperspectrale 113
4.10 Résultats de la fusion pour l'image synthétique issue de la dégradation spatiale de l'image Sentinel-2 acquise au-dessus de l'Alpe d'Huez. 114
4.11 Résultats de la fusion pour l'image Sentinel-2 semi-synthétique prise au-dessus de la vile de Vérone, Italie 115
4.12 Fusion d'une image sentinel-2 réelle. 116
4.13 Visualisation de la bande 11 pour la fusion via ATPRK et EFM NMF 117
4.14 Résultats visuels de la fusion entre Sentinel-2 et Pléiade 118

Liste des tableaux

2.1 Principales caractéristiques des trois zones étudiées. 47
2.2 Moyenne des métriques binaires et fractionnelles pour les trois zones d'étude. . . . 55

3.1 Résultats fractionnels des différentes méthodes d'estimation des endmember et des abondances 90
3.2 Résultats fractionnels de le méthode proposée en fonction du nombre de dates utilisées 91

4.1 Résultat des métriques dans les différentes zones pour les différentes approches testées. 102
4.2 PSNR, SAE et RMSE pour la fusion entre les diférents capteurs sur l'image synthétique 112
4.3 Résultat des métriques pour les fusion d'images semi-synthétiques 113
4.4 Résultat des métriques pour les différentes méthodes de fusion sur l'estimation de la neige. 119

Chapitre 1

Introduction

« *Winter is coming* »

J.R.R. Martin

Sommaire

1.1 Champ d'étude 2
1.2 Formation, évolution et propriétés de la neige 5
1.2.1 Présentation générale du matériau neige 5
1.2.2 Les différents stades d'évolution du manteau neigeux 7
1.2.3 Les grandeurs mesurables dans le manteau neigeux 8
1.2.4 Variabilité spatiale et temporelle du manteau neigeux. 11
1.3 L'imagerie satellitaire 13
1.3.1 Principes généraux 13
1.3.2 Géométrie d'acquisition 16
1.3.3 Les notions de réflectance et d'albédo 17
1.3.4 Correction des acquisitions aux longueurs d'onde solaire 18
1.3.5 Contraintes et avantages 19
1.4 La neige par satellite 20
1.4.1 Les propriétés électromagnétiques de la neige 20
1.4.2 La détection de la neige par satellite 21
1.5 Les axes de travail privilégiés 25

1.1 Champ d'étude

La détection, la caractérisation et la compréhension de la neige font partie des grands enjeux actuels. Si le matériau en lui-même est connu de tous, ses implications aux niveaux économique, environnemental ou humanitaire sont considérables et souvent sous estimées. Sa présence modifie de manière fondamentale les échanges d'énergie et de masse entre le sol et l'atmosphère. Ses impacts à grande échelle sont notamment dus aux très grandes variations de superficie des zones enneigées entre les saisons. Si l'on compare une carte de l'hémisphère nord à son maximum de surface enneigée, qui peut représenter jusqu'à 40% des terres émergées [Frei and Robinson, 1999], avec celle où elle l'est le moins (Figure 1.1), il est immédiatement possible de comprendre les considérables stocks d'eau impliqués. La quantité d'eau contenue dans les neiges saisonnières est ainsi évaluée à un maximum de 3×10^{15} kg en 1993 [Foster and Chang, 1993]. Les schémas atmosphériques variant chaque année, cette valeur et la répartition des quantités changent également à chaque saison. L'évaluation de ces stocks induit dès lors des enjeux liés à l'estimation de l'épaisseur du manteau neigeux, de sa superficie ou de son équivalent en eau. Ceux-ci sont primordiaux pour toute une partie des chaînes de prévision.

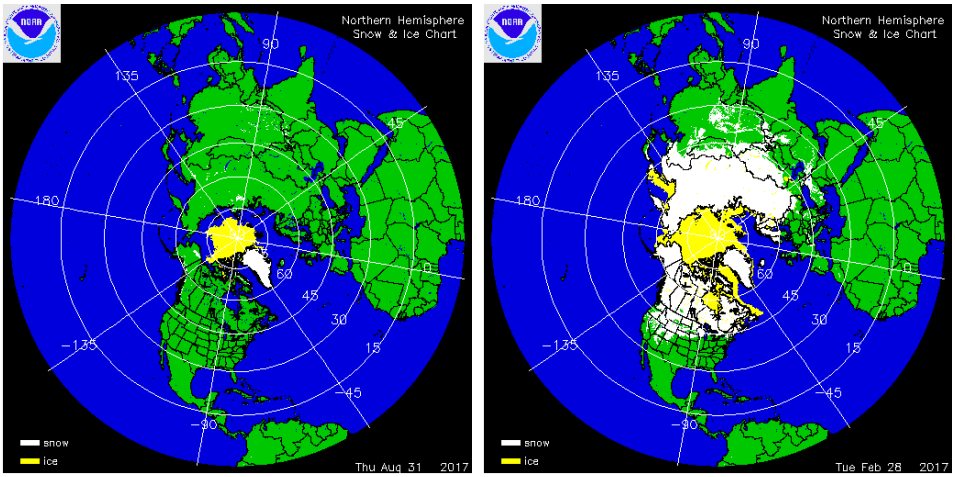


FIGURE 1.1 – Surfaces enneigées de l'hémisphère nord au quasi maximum (28 février 2017) et au quasi minimum (31 aout 2017), source NOAA.

En premier lieu, ces prévisions ont des intérêts économiques. L'estimation des surfaces de neige permet un meilleur forçage des modèles hydrologiques [Stigter et al., 2017] et ainsi une évaluation plus précise des stocks d'eau disponible en amont des barrages hydroélectriques [Fitzharhis, 1992; Ltd, 2009] ou d'autres infrastructures hydro-dépendantes (centrales nucléaires, industries ...). Une bonne connaissance de ces réserves permet une gestion plus précise, et par conséquent plus économe, de cette ressource renouvelable. Cette eau qui s'écoule est également particulièrement importante pour les bilans hydrologiques des différents cours d'eau situés dans les bassins versants où de la neige s'accumule [Barnett et al., 1989; Ross and Walsh, 1986]. Le couplage des zones couvertes avec les différents modèles de prévisions à court terme permet d'anticiper plus rapidement d'éventuelles catastrophes naturelles de type inondations. Celles-ci peuvent être liées à une fonte rapide des neiges concomitante avec un événement météorologique intense amplifiant leur intensité [Rango and Shalaby, 1998].

L'anticipation de ces réserves naturelles permet également la protection des populations et la prévention des potentielles crises humanitaires. Certaines régions du globe, particulièrement en Asie [Armstrong et al., 2018; Aryal et al., 2014; Kattelmann, 1987; Xu et al., 2009], ont une dépendance quasi-totale au stock d'eau tombé sous forme de neige pendant la mousson pour leur approvisionnement durant la saison sèche. Une étude précise de ces stocks permet d'anticiper d'éventuelles crises humanitaires liées à la ressource en eau [Gaddam et al., 2018]. De la même façon, l'incorporation de ces observations dans les modèles climatiques [Estilow et al., 2015; Fur-

tado et al., 2015; Wang et al., 2017] permet une meilleure définition des zones à risque de par une meilleure appréhension de l'évolution future du climat et des précipitations associées. Ces observations alliées à des prévisions météorologiques toujours plus fines permettent d'envisager une réduction de ces évènements dramatiques et de leur coût humain associé.

Les modèles climatiques [Bormann et al., 2018] et la prévision météorologique sont le dernier point majeur que l'on peut anticiper et qui sera évoqué ici. La connaissance précise des surfaces enneigées et leur assimilation dans les modèles [Charrois et al., 2016; Dumont et al., 2012] a un impact direct sur la prévision à petite et grande échelle (prévision du risque d'avalanche, prévisions météorologiques, modèles climatiques). La neige possède en effet des propriétés remarquables d'isolation du sol, limitant les échanges thermiques sol atmosphère. Ses propriétés radiatives sont uniques et responsables de rétroactions climatiques très importantes [Flanner et al., 2007; Imbrie and Imbrie, 1980]. A partir de ces prévisions plus fines, plus précises et plus fiables, il est possible de fermer la boucle et d'améliorer l'ensemble des centres d'intérêts évoqués précédemment.

L'ensemble de ces enjeux est dépendant d'une quantification précise et fiable de la ressource, ou plus généralement de la neige et d'une partie ou de l'ensemble de ses caractéristiques. Ce matériau est subtil, formé par la cristallisation d'eau sous forme de vapeur [Barrie, 1991], il subit maintes modifications et variations au cours du temps. Généralement très légers lors de leur dépôt, les flocons de neige vont subir de nombreuses transformations, influencées par l'ensemble des paramètres atmosphériques tels que la température, le vent ou l'humidité, induisant une forte évolution des grains entre leur dépôt et leur fonte [Fierz et al., 2009]. Les reliefs entraînent une grande variabilité spatiale horizontale à des échelles submétriques [Bühler et al., 2017] tandis que la superposition des différentes couches de neige et l'interaction avec le sol induit une grande variabilité verticale suivant l'épaisseur de neige. Son dépôt sur des surfaces de plusieurs millions de kilomètres carrés associé à cette importante variabilité aussi bien spatiale que temporelle implique la nécessité d'observations sur de larges domaines. Une résolution spatiale et temporelle adéquate est alors nécessaire afin d'étudier au mieux l'ensemble de l'évolution des surfaces enneigées.

Nos capacités pour étudier et caractériser l'enneigement sont importantes et diversifiées [Robinson et al., 1993]. Les plus anciennes observations visuelles qui remontent jusqu'à nous concernent principalement l'avancement des glaciers (Figure 1.2). Plus récemment les réseaux modernes d'observation se sont relativement étendus, principalement dans les pays occidentaux et sont beaucoup plus complets en termes de capacité d'acquisition. Par exemple, une partie du réseau automatique de mesure de Météo-France inclut quelques dizaines de stations NIVOSE en zone de montagne permettant de connaître la hauteur de neige. Additionné aux relevés des stations de ski, cet ensemble de mesures permet d'avoir un historique relativement important de données, ainsi qu'une couverture observationnelle permanente d'une partie du manteau neigeux. Cependant ces données, qui peuvent être continues temporellement, sont spatialement très ponctuelles. Ainsi les Alpes du Nord françaises (Isère, Savoie, Haute-Savoie) ne comportent que 14 NIVOSE dépendantes de Météo France, une trentaine de balises météo privées qui ne permettent pas forcément d'identifier les surfaces enneigées et une centaine de stations de ski reportant des données pendant leur période d'ouverture. L'ensemble de ces données ne permettent qu'environ un point tous les 100 kilomètres carrés en considérant une grille parfaite, ce qui est largement insuffisant au vu de la variabilité spatiale en zone de montagne. Ces données spatialement ponctuelles peuvent être momentanément complétées par une étude de terrain. Si de telles études peuvent être envisagées à l'échelle de la zone d'accumulation d'un glacier [Reveillet et al., 2015; Thibert et al., 2013] ou d'un petit bassin versant [Kane et al., 1991], il est plus compliqué, au vu de la difficulté d'accès aux zones de montagne et du coût, de les généraliser à l'échelle d'un massif. La couverture spatiale reste par conséquent faible, tout comme la couverture temporelle.

Afin de couvrir de grandes surfaces, il est envisageable d'utiliser l'imagerie aérienne. Celle-ci permet une grande couverture spatiale tout en laissant la liberté de choisir les zones d'intérêt. La résolution spatiale des images permet d'atteindre des tailles de structures topographiques faibles. Seule la répétabilité des vols devient alors une limitation, tout comme l'étendue maximale ob-

FIGURE 1.2 – La mer de glace en 1823, aquarelle de Samuel Birman.

servable, qui si elle dépasse considérablement celle d'une campagne de terrain, reste limitée à l'échelle d'un massif ce qui reste faible face aux étendues couvertes par la neige. La production d'images, de bonne résolution spatiale, avec une bonne résolution temporelle, faisant fi de la topographie et/ou de la couverture nuageuse ne paraît alors possible que par l'intermédiaire de satellites.

L'observation de la surface terrestre est un des premiers objectifs historiques des missions spatiales avec les premières images de neige venant du satellite ESSA3 (Environmental Science Services Administration Satellite) de la NASA [Singer and Popham, 1963] même si des images plus anciennes via les archives militaires commencent à apparaître. Les instruments d'observation utilisés varient mais une certaine continuité dans les missions telles que AVHRR permet une large couverture spatiale et temporelle avec une production de cartes d'enneigement hebdomadaires par la NOAA depuis 1966 [Matson et al., 1986] et micro-ondes depuis 1978 [Hall et al., 2002]. La multiplicité des satellites en orbite induit une multiplicité des jeux de données, chacun ayant ses propres caractéristiques et limitations. Si on se concentre sur les satellites d'observation passifs dit optiques, c'est-à-dire imageant la surface de la Terre grâce aux rayons du soleil réfléchis sur celle-ci, les principales caractéristiques sont liées au nombre de bandes spectrales utilisables et à la résolution spatiale au sol correspondante. Ces deux caractéristiques sont complétées par le temps de retour, c'est-à-dire à la durée nécessaire au satellite pour passer de nouveau au-dessus d'un même point.

L'exploitation de cette production d'images est par la suite étroitement liée avec les différentes approches de traitement permettant d'isoler les objets ou matériaux souhaités [Elachi and Van Zyl, 2006]. Il est alors nécessaire d'avoir une connaissance approfondie de ce que l'on observe afin de savoir de quelle façon cet ensemble sera représenté sur les images acquises.

1.2 Formation, évolution et propriétés de la neige

1.2.1 Présentation générale du matériau neige

La neige se forme par la condensation de la vapeur d'eau [Barrie, 1991]. Lorsque les conditions de température, de pression et d'humidité sont favorables, l'eau se présente alors sous sa forme solide (glace) et a pour particularité de se structurer lors de la cristallisation en suivant une symétrie hexagonale. La structuration dépendant de la température de l'air lors de la formation, différentes formes (étoiles, plaquettes, aiguilles ou colonnes) peuvent apparaître puis évoluer lors de la chute vers le sol (Figure 1.3). Cela permet de catégoriser la neige suivant les formes prises par les cristaux, la limite finale étant floue lorsque l'on parle de grésil puis de grêle, qui ne sont pas considérés comme de la neige. Cette cristallisation a lieu dans la troposphère à différentes altitudes. Si la plupart des précipitations d'importances se forment dans les nuages, des cristallisations à basse altitude par température très froides peuvent également apparaître, telles que le givre de surface ou les précipitations communément appelées "neige de pollution".

Lorsque les températures restent négatives ou très proche de 273K sur l'ensemble de la colonne atmosphérique, les flocons formés atteignent le sol et se déposent sur la surface formant progressivement une couche. Cette couche est composée d'un entrecroisement de cristaux de neige et comporte une grande quantité d'air pouvant aller jusqu'à 95%. La nature de ce dépôt est influencée par les conditions atmosphériques telles que le vent ou la température du sol. La superposition des couches forme ensuite ce que l'on appelle le manteau neigeux ou couvert nival. Ce manteau neigeux va alors subir des interactions liées à l'atmosphère ou être recouvert par une nouvelle couche de neige, formant un manteau stratifié pouvant comporter des cristaux et des propriétés physiques différentes suivant la verticale.

Les différentes couches formant ce manteau neigeux sont distinguables par leurs caractéristiques physiques issues de la microstructure (l'arrangement tridimensionnel de la glace et de l'air), mais également chimiques. On retrouve ainsi des grandeurs classiques telles que la masse volumique, la température mais également une grandeur dédiée à la neige, nommée la surface spécifique, qui sera abordée par la suite. L'évolution de ces propriétés étant influencée tout comme

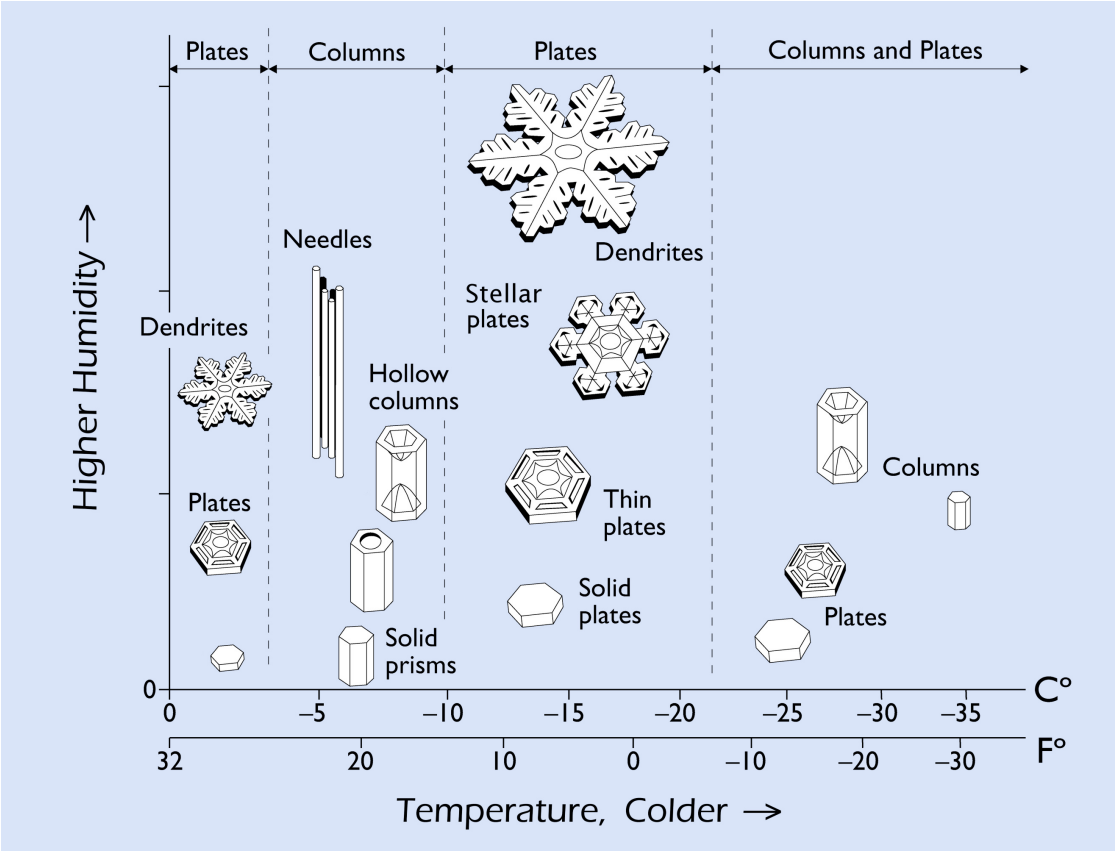


FIGURE 1.3 – Forme prise par la cristallisation lors de la formation d'un flocon de neige en fonction de la température et de l'humidité. Source : http ://www.snowcrystals.com

le dépôt par les conditions atmosphériques, un ensemble de mécanismes de métamorphismes (l'évolution de la forme d'un cristal de neige sous l'action d'un facteur externe) [Calonne et al., 2014] et de compaction influencent continuellement les propriétés de chaque couche.

Le manteau neigeux est par conséquent constitué d'un millefeuille de couches de neige pouvant également absorber ou se voir recouvert d'un grand nombre d'impuretés issues de l'atmosphère. [Doherty et al., 2013; Dumont et al., 2014; Hansen and Nazarenko, 2004; Jacobson, 2004; Painter et al., 2010, 2012; Warren, 1982; Warren and Clarke, 1990]. En particulier l'effet le plus souvent visible, notamment dans les Alpes, est un dépôt de sable de provenance saharienne sur la dernière couche de neige. La neige habituellement blanche pour l'œil humain prend alors une teinte orangée modifiant considérablement les propriétés physiques de la neige. D'autres particules et notamment les carbone suie affectent également le manteau neigeux, surtout via une absorption du rayonnement du visible très importante. Ces particules ont la particularité d'être la plupart du temps hydrophobe et par conséquent de ne pas s'écouler avec les eaux de fonte [Flanner et al., 2012, 2009]. Elles vont alors s'accumuler en surface lors de la fonte du manteau neigeux, entrainant de profondes modifications des propriétés de réflectance (la quantité d'énergie réfléchie) de celui-ci.

Ce manteau neigeux disparait dans la plupart des cas par fonte lors d'un réchauffement des températures et d'une augmentation du flux radiatif incident. Cette fonte peut être longue et induire la présence d'un couvert nival durant une grande partie de l'année en région tempérée en fonction de l'altitude. Dans certains cas la neige ne disparait pas et forme alors un ensemble de névés qui peuvent évoluer vers un glacier à haute altitude ou au niveau des pôles. Ces différents états de la neige sont présentés dans la section suivante. Dans le cas d'un environnement sec, une partie de la neige peut également disparaitre par sublimation. La vapeur d'eau est alors directement absorbée par l'atmosphère et n'entre plus dans le cycle de ruissellement de l'eau liquide. Ces cas doivent être pris en compte dans les modèles car ils peuvent représenter une grande part de la

fonte, notamment lors d'événements de type foehn [Strasser et al., 2008].

1.2.2 Les différents stades d'évolution du manteau neigeux

Le consensuel et fort esthétique flocon de neige n'est pas la norme dans les dépôts. En effet il nécessite des conditions aérologiques favorables afin de se former et d'arriver en bonne forme au sol. Toutes les formes de neige peuvent cependant être vues comme une évolution des trois types de cristallisation évoqués précédemment (étoile, plaquette et aiguille). Les premières transformations peuvent avoir lieu avant de toucher le sol. En cas de fort vent, les dendrites des flocons peuvent être brisées. Dans les cas les plus extrêmes et notamment lorsqu'une forte convection intra nuageuse est présente, les formes initiales peuvent intégralement disparaître au profit d'une neige dite roulée sous forme de grain. Elle se distingue de la grêle par la possibilité de comprimer ces petits grains (présence d'air) contrairement au bloc de glace qui forme un grêlon.

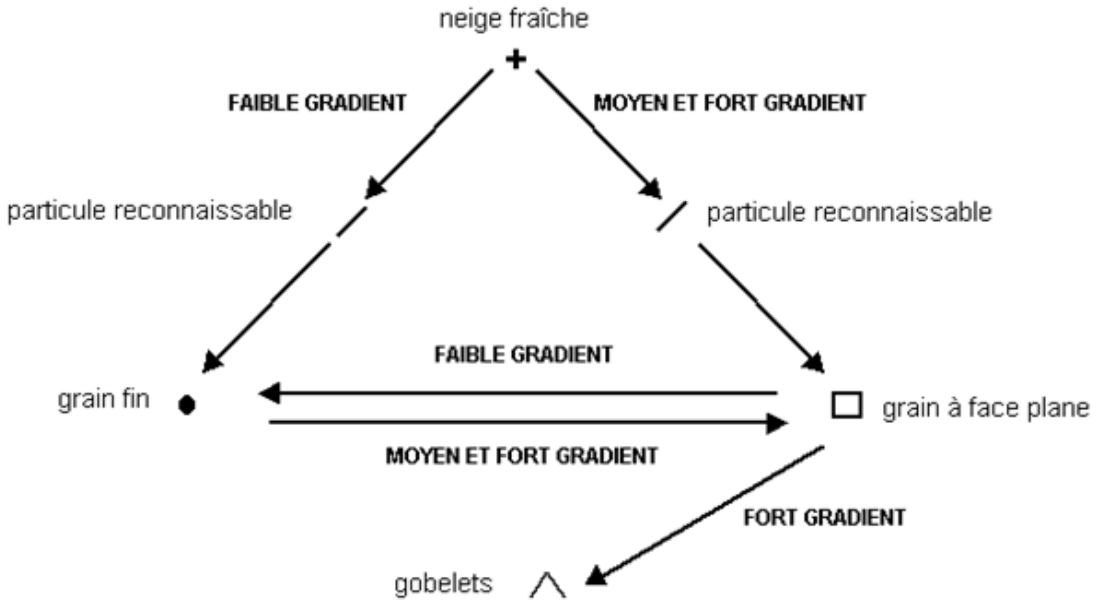


FIGURE 1.4 – Exemple de différents types de transformation liés au gradient thermique intra-couches

Lors de son dépôt au sol, ce flocon (parfait ou non) s'imbrique avec ses voisins par entrecroisement des dendrites restantes permettant une cohésion dite de frittage. En cas de températures supérieures au point de fusion, une faible fraction d'eau est présente autour du flocon donnant un aspect humide au manteau neigeux (possibilité de former des boules). Au contraire si la température est en dessous du point de fusion et l'humidité résiduelle faible, la neige sera considérée comme "sèche" et difficile à agglomérer. Plus généralement un grand nombre de formes de microstructures peuvent être identifiées, se regroupant en grandes catégories telles que les grains fins, les particules reconnaissables, les grains à face plane ou encore les gobelets.

L'évolution des différentes couches de neige formant le manteau neigeux au cours du temps est dépendante des conditions atmosphériques auxquelles il est exposé et des priorités du sol sous-jacent. En absence de vent, la compaction tend à faire diminuer la hauteur de neige tout en augmentant sa densité. En cas de présence longue de cette neige et de hauteur suffisante, la disparition quasi intégrale de l'air amène la transformation progressive en glace, formant des glaciers. L'évolution des de la microstructure par métamorphisme [Calonne et al., 2014] peut être reliée au gradient thermique intra couche ou aux différents évènements de surface tel qu'une exposition au vent ou au soleil. Un fort gradient thermique entre la base d'une couche et son sommet entrainera l'évolution des flocons originaux vers des grains à face plane tandis qu'un gradient plus faible verra la formation de grains fins, aux propriétés différentes. Lors d'un réchauffement des températures ou d'infiltration d'eau, l'ensemble de ces cristaux évolue vers une forme de grain rond sous l'effet d'un métamorphisme humide. On distingue alors la neige dite sèche de la neige

humide contenant une teneur en eau liquide [Fierz et al., 2009].

Si l'ensemble de ces cristaux peuvent être observés à l'œil nu ou à l'aide d'une loupe à faible grossissement, la caractérisation précise du manteau neigeux nécessite l'utilisation de grandeurs plus conventionnelles et indépendantes de l'appréciation de l'observateur.

1.2.3 Les grandeurs mesurables dans le manteau neigeux

La qualification des différentes couches peut se faire partiellement par un utilisateur averti. C'est notamment le cas lors d'une vérification rapide du manteau neigeux lors des activités de montagne où des grandeurs telles que la dureté ou la cohésion des couches peuvent être appréhendées. Cependant la quantification des grandeurs physiques est nécessaire pour comprendre et analyser le manteau neigeux. La compréhension des grandeurs influentes sur le couvert nival est primordiale pour adapter l'observation, sur place ou à distance, tout comme la modélisation future de ces différentes couches. On distinguera par la suite les mesures généralistes, dont la mesure ne repose pas sur des propriétés particulières de la neige (température, densité, hauteur ...), des mesures moins conventionnelles telles que la surface spécifique des microstructures qui nécessitent des appareillages particuliers.

Mesures généralistes

Les grandeurs mesurables dans le manteau neigeux sont diverses et permettent de séparer plus précisément les différents types de neige présents à l'intérieur du manteau neigeux, voire d'une même couche de neige. Nous développerons ici les mesures les plus communes mais les plus susceptibles d'avoir un impact sur ce que nous voudrons par la suite observer.

La hauteur de neige (en m) est la mesure la plus répandue et la plus facilement disponible. Observée au moyen d'une sonde, elle peut être mesurée en différents points d'une zone définie par l'observateur. Certaines stations de montagne (comme les nivôses) peuvent également mesurer cette grandeur via un capteur à ultrason ou un laser. La précision de ces informations est généralement centimétrique, principalement dépendante du type de sol et de la capacité de l'observateur à effectuer une mesure à la verticale.

Dans le cas de la création d'un puits, il est envisageable d'identifier visuellement les différentes couches du manteau neigeux. Il est alors possible de mesurer l'épaisseur de l'ensemble de ces couches de neige. Ayant accès à la masse volumique (en $kg.m^{-3}$) pour chacune d'entre elle, il est possible d'intégrer cette donnée sur l'ensemble du manteau neigeux pour calculer l'équivalent en eau liquide (Snow Water Equivalent, SWE en $kg.m^{-2}$). Cette grandeur est la plus recherchée pour les bilans hydrologiques car représentant la colonne d'eau équivalente en cas de fonte instantanée de l'ensemble du couvert nival. La connaissance précise du SWE à grande échelle permet d'estimer les volumes d'eau mobilisables au cours de la saison de fonte.

Profitant de la disponibilité du puits, il est possible de mesurer la température dans les différentes couches de neige constituant le manteau neigeux. Comme nous l'avons vu précédemment, le gradient thermique au sein du manteau neigeux influe sur le métamorphisme de la microstructure, cette donnée permet alors une estimation de la dynamique interne, et notamment de l'impact des couches dures de transition de type glace qui peuvent rompre un gradient linéaire. Cette température peut également être mesurée au moyen de capteurs préalablement posés à différentes profondeurs permettant de s'affranchir des effets de bord créés par le puits. Cependant de telles installations sont rares et spatialement fixes.

L'étude stratigraphique amorcée par la mesure de la température peut être complétée par une mesure « à la main » de la dureté du milieu, permettant en particulier d'observer les différentes couches de regel ou de glace pouvant être présentes. Des outils plus précis tel que le Snow Micro Pen [Techel et al., 2008] permettent une précision verticale bien plus importante de cette dureté. Ces études stratigraphiques incluent également une caractérisation visuelle (à la loupe) des différents types de microstructures.

Ces grandeurs « conventionnelles » sont les plus faciles à mesurer mais ne rendent compte que grossièrement du manteau neigeux en place. De plus, elles sont spatialement localisées et leur extrapolation à l'échelle d'un massif, ou même à quelques mètres du point de mesure peut induire des erreurs importantes dues à la variabilité spatiale du couvert nival (voir section 3). Ces mesures, si elles conviennent parfaitement à une étude localisée et rapide d'une couche de neige, sont limitées par les propriétés spécifiques de la neige. Des grandeurs remarquables et des techniques permettant de caractériser directement les microstructures ou les contenus en impureté sont disponibles et influeront particulièrement sur ce qu'il sera possible d'observer via des moyens de télédétection.

La surface spécifique

Nous avons vu que la microstructure de la neige pouvait présenter différentes formes, aussi bien lors de leur dépôt que pendant leur évolution dans le manteau neigeux. La caractérisation précise de la microstructure devient alors une nécessité car représentative de l'état d'une couche stratigraphique du manteau neigeux à un moment donné. Si l'observation visuelle permet de différencier certaines catégories, la mesure n'en est pas moins limitée par l'acuité visuelle de l'observateur et la subjectivité de celui-ci. De plus, ces microstructures ne sont pas homogènes dans une même couche et présentent des difformités par rapport à la microstructures idéal représentant une classe. S'ajoute à cela la forme complexe des microstructures qui ne permettent pas de calculer la surface de contact avec l'air de chacun d'entre eux, sauf à faire une approximation extrêmement grossière d'une forme conventionnelle. Or, la taille de cette surface influe directement sur la diffusion de la lumière tandis que le volume n'intervient que sur l'absorption de celle-ci [Grenfell and Warren, 1999]. Il est alors nécessaire de mesurer ces microstructures de façon représentative non plus en fonction uniquement de leur forme et de leur taille mais également en fonction de leur surface de contact. Cette mesure est effectuée en calculant la surface spécifique (en $m^2.kg^{-1}$), c'est-à-dire la surface de l'interface glace/air pour chaque microstructures [Domine et al., 2006] par masse de glace. Dès lors, plus une microstructures présente des formes complexes, plus sa surface spécifique (ou Specific Surface Area, SSA) est importante. Cet état correspond majoritairement à de la neige fraîche, présentant encore un certain nombre de dendrites (SSA aux alentours de $100 m^2.kg^{-1}$, $200 m^2.kg^{-1}$ dans les conditions particulières de l'Antarctique [Libois et al., 2014]). Avec le vieillissement et la compaction des différentes couches, la tendance générale est à l'arrondissement des microstructures et la diminution des aspérités, diminuant la SSA. La SSA n'est cependant pas une mesure de forme des cristaux, mesure qui ne fait actuellement pas l'unanimité dans la communauté neige [Krol and Löwe, 2016].

La SSA impacte directement les observations de type télédétection par un impact sur les propriétées optiques du manteau neigeux. Un grand nombre de grandeurs sont liées à la lumière comme la profondeur de pénétration, la diffusion, l'absorption mais également l'albédo [Domine et al., 2006; Gallet et al., 2009]. L'ensemble de ces grandeurs impactant directement les échanges et le bilan d'énergie avec l'atmosphère, il est nécessaire de mesurer la SSA le plus précisément possible.

Si les albédos des microstructures de neige présentant différentes SSA sont proches dans le visible (400-800nm), ils varient de façon importante dans le proche infrarouge (1000-2500 nm). Les mesures actuelles de la SSA se servent de ces différences pour attribuer une valeur à un échantillon de neige prélevé [Picard et al., 2009]. La mesure la plus commune est effectuée avec l'appareil IceCube (DUFISSS for DUal Frequency Integrating Sphere for Snow SSA measurement) aux longueurs d'ondes de 1310 et 1550nm [Gallet et al., 2009; Montpetit et al., 2012]. Ces mesures isolées permettent de catégoriser les différentes couches de la stratigraphie précédemment établie. Les données étant parcellaires, elles ne permettent pas d'observer l'intégralité de l'hétérogénéité tridimensionnelle du manteau neigeux.

Pour observer ces variations sur un plan bidimensionnel, il est possible d'effectuer une prise de vue dans l'infrarouge. Cette prise de vue (Figure 1.5) nous permet de constater l'importante hétérogénéité du manteau neigeux aussi bien à la verticale qu'à l'horizontale. Cette variabilité a

FIGURE 1.5 – Photographie infrarouge d'un manteau neigeux près de Sodankyla, Finlande. Photo : Théo Masson

différentes origines qui ont déjà été évoquées et présente un défi particulier pour l'observation du manteau neigeux.

Impuretés

Nous évoquions dans la partie 1.2.1 la présence d'impuretés en surface ou à l'intérieur des différentes couches du manteau neigeux. Ces impuretés sont de différentes origines. Elles peuvent être naturelles ou provenir de l'influence des océans, des poussières continentales parfois transportées sur de grandes distances (sable saharien dans les Alpes provoquant une coloration jaune orangée) voir organiques dans le cas de la présence d'algues ou de cyanobactéries colorant le manteau neigeux en rouge au printemps. Ces impuretés peuvent également être d'origine anthropique, principalement issues des fumées de combustion produisant des carbone suie qui s'accumulent dans la neige ou en surface de celle-ci et peuvent visuellement présenter des neiges noires.

Ces impuretés influent directement sur la réflectance dans le visible du manteau neigeux [Warren, 1982] en abaissant celle-ci, et par conséquent sur le bilan d'énergie total en absorbant une plus grande quantité de rayonnement solaire. La caractérisation de la contenance en impuretés est alors primordiale pour l'ensemble des chaînes de traitement et des modèles issus des observations. La distinction du type d'impuretés est également importante, en effet pour une observation effectuée à une longueur d'onde de 500 nm, $1 ng.g^{-1}$ de carbone suie affecte autant l'albédo que $100 ng.g^{-1}$ de poussières, [Warren, 1982]. Cependant les poussières sont généralement présentes en quantités nettement supérieur et influencent d'autant plus les différents paramètres optiques [Dumont et al., 2014; Painter et al., 2007, 2012].

L'ensemble de ces grandeurs mesurables permet de caractériser précisément un manteau neigeux et d'effectuer des modélisations complexes représentant ces différentes couches. Cependant la plupart des mesures étant localisées et/ou temporellement ponctuelles, il faut alors s'interroger sur la variabilité spatiale et temporelle du couvert nival afin de mieux appréhender les erreurs

pouvant être commises par une généralisation de ces mesures de terrain.

1.2.4 Variabilité spatiale et temporelle du manteau neigeux.

Nous avons vu que la neige peut s'observer avec différentes grandeurs dont l'évolution dépend en partie de la durée depuis laquelle elle s'est déposée au sol ainsi que des aléas climatiques auquel elle a été exposée. Ces aléas influencent directement la taille des microstructures et par conséquent les propriétés optiques qui nous intéresseront par la suite. Il est dès lors important de comprendre quel est l'ordre de grandeur de ces variations afin de pouvoir dimensionner au mieux nos systèmes d'acquisition, ou à défaut de pouvoir appréhender les limitations intrinsèques à chaque type d'acquisition.

Nous pouvons par exemple considérer un terrain type Alpes du nord. Si les plaines, étage collinéen, sont principalement agricoles, urbanisées ou couvertes de feuillus, les étages montagnards puis subalpins laissent rapidement place à des forêts mixtes puis uniquement constituées de conifères. Plus haut en altitude les conifères laissent place à des arbustes puis aux alpages dans l'étage alpin qui s'effacent enfin à l'étage nival pour laisser apparaître le domaine rocheux de haute montagne où uniquement des mousses et lichens subsistent. L'ensemble de ces espaces et reliefs associés induit une variabilité spatiale de la topographie, qui impactera par la suite directement le manteau neigeux. Si lors d'une chute de neige sans vent, le dépôt peut être considéré comme homogène à altitude constante, il sera plus hétérogène en fonction de l'altitude à cause de la variation de température. La variation à altitude constante de l'épaisseur de neige est également à considérer. Si une observation simple montre que les reliefs sont atténués, les études de photogrammétrie [Bühler et al., 2017] confirment que sous une surface apparente lisse, les épaisseurs varient pour s'accorder au micro relief du terrain sous-jacent.

FIGURE 1.6 – Déplacement de neige à grande et moyenne échelle sous l'action du vent (gauche). Effet du vent sur de petites échelles de l'ordre de la dizaine de mètre (droite). Photos : Théo Masson

L'action éventuelle du vent (Figure 1.6) va créer des variations à différentes échelles. Les reliefs de grande taille (sommets, crêtes, vallées) vont induire un déplacement puis un dépôt de la neige à l'échelle de la face, c'est-à-dire concernant plusieurs centaines de mètre voire plusieurs

kilomètres carrés. Les crêtes, même à haute altitude, peuvent ainsi être dégarnies en plein hiver alors qu'à quelques dizaines de mètres de là, voire moins, des accumulations de plusieurs mètres peuvent être observées, empêchant toute considération de régularisation spatiale. Loin de tout obstacle le vent peut également former des structures de type dune qui vont modifier les angulations de la neige par rapport au soleil et potentiellement modifier la réflectance associée. De la même manière d'importantes accumulations localisées ou des dépôts d'avalanches vont former des névés au printemps ou en été, permettant la présence de neige à des altitudes largement inférieures à la ligne de neige actuelle. Ces grands changements topographiques peuvent être en partie anticipés au vu des modèles numériques de terrain disponibles et d'une observation générale de l'orientation des flux atmosphériques. Cependant le dépôt de neige est également influencé par des reliefs de plus petites tailles. Dépressions, bloc rocheux, présence d'arbres ou simplement d'arbustes suffisent à créer des variations localisées à la fois de l'épaisseur de neige mais également de ses propriétés physiques. Ces simples observations permettent de mettre en évidence la possibilité d'une grande variabilité spatiale du dépôt de neige, uniquement via l'influence du vent.

FIGURE 1.7 – Dépôt de sable en surface de la neige (haut, gauche). Effet ruissellement et création de rigoles due à de fortes pluies (haut, droit). Fonte localisée et résidus de neige de type névé (bas, gauche). Fonte localisée de la neige sur les conifères due à l'orientation du soleil (bas droit). Photos : Théo Masson

Nous avons également vu précédemment que la neige se transforme au cours du temps, à des échelles temporelles plus ou moins longues en fonction du processus impliqué, mais également des conditions atmosphériques et d'ensoleillement propres à chaque période de l'année. La SSA diminue, impactant directement la quantité d'énergie absorbée par le manteau neigeux. Le vent, le soleil, la pluie ou encore les dépôts d'impuretés auront chacun un impact distinct sur la réflectance de la zone observée (Figure 1.7). Cette variation temporelle peut être lente, telle que la fonte du manteau neigeux au printemps entraînant des variations sur plusieurs jours des caractéristiques de la neige, ou très rapide telle que lors du dépôt d'une nouvelle couche de neige ou d'un évènement météorologique important (vent, pluie principalement). Nous sommes par conséquent face à un matériau qui évolue temporellement de façon inhomogène et sans régula-

rité précise.

L'exemple le plus marquant, faisant intervenir une grande variabilité spatiale et temporelle de manière synchrone, provient de l'effet du soleil. La courbe du soleil entraine une modification du manteau neigeux sur les faces exposées de façon successive. Cela a pour conséquence une importante variabilité spatiale dont l'importance est dépendante de la quantité d'énergie reçue (et par conséquent de la période de l'année) mais aussi des conditions climatiques du jour. Cette variabilité est également dépendante de la présence de relief (grande zone d'ombre, variabilité spatiale de l'ordre de la centaine de mètres) ou de micro-reliefs (variabilité spatiale de l'ordre du mètre). D'un point de vue temporel, l'évolution est intra-journalière, les variations sont alors observables à l'échelle de l'heure. Par exemple, une face orientée plein sud sera impactée en milieu de journée. Sur un cas typique de printemps, la neige va fondre en surface, produisant une couche de neige humide de faible SSA, présentant une teneur en eau non nulle, une température de surface proche du point de fusion et par conséquent un gradient thermique en profondeur. Lorsque le soleil continue son évolution, l'intensité radiative diminue, pouvant conduire à un regel de cette couche. La réflectance d'une telle couche s'apparente alors à un mix de neige et de glace. Indépendamment, ce regel peut être accéléré, voire tout dégel empêché par la simple action du vent ou la présence au cours de la journée d'une couverture nuageuse. Les variations temporelles sont alors très rapides tout comme les variations spatiales.

Cette importante variabilité spatiale et temporelle à diverses échelles pose implicitement la question de la résolution, aussi bien spatiale que temporelle, des observations. Devant une variabilité sub-métrique, des observations de l'ordre du mètre, de la dizaine voir de la centaine de mètres ne peuvent que rendre une moyenne de l'état de la neige, potentiellement assez peu représentative. De même la régularité des acquisitions est importante. Si les dépôts liés aux chutes de neige ont une variabilité de l'ordre de la journée sur l'épaisseur de neige, les effets du vent et du soleil peuvent entrainer des modifications des propriétés de surface très rapides.

1.3 L'imagerie satellitaire

Nous allons momentanément nous éloigner de l'observation de la neige pour nous concentrer plus précisément sur les techniques de télédétection disponibles actuellement, en nous concentrant sur les acquisitions de type satellitaire. Nous verrons ainsi les principes généraux de ce type d'acquisition dont la qualité et les possibilités futures dépendent non seulement du capteur mais également des caractéristiques orbitales. La diversité des capteurs disponibles étant très importante, nous nous focaliserons sur les traitements nécessaires à l'exploitation des images optiques qui seront utilisées par la suite. Associées à ces caractéristiques, un certain nombre de contraintes limitent l'exploitation de ces données. Leur compréhension est nécessaire pour évaluer correctement la faisabilité d'une série d'observations ainsi que les limites liées à celles-ci.

1.3.1 Principes généraux

La télédétection n'est pas précisément définie [Colwell, 1966; Lintz and Simonett, 1976] mais peut être résumée en suivant la définition de Barrett [2013] comme permettant la collecte d'informations sans contact direct avec l'objet étudié. L'imagerie satellitaire correspond à cette définition en faisant intervenir une plateforme d'acquisition en orbite autour de la Terre ou plus généralement dans l'espace. Les orbites sont diverses, et dans le cas des satellites d'observation qui nous concerneront ici, principalement réparties soit sur une orbite polaire relativement basse (500-700km), passant au-dessus des deux pôles géographiques de la Terre, soit géostationnaires pour un point d'observation terrestre fixe (36 000 km d'altitude). La définition de cette orbite conditionne la plupart des caractéristiques d'observation et de transmission des données vers la Terre. Plus cette orbite est lointaine plus la résolution spatiale de nos images sera contrainte. Plus l'orbite est basse plus le compromis entre résolution temporelle et résolution spatiale de ces mêmes images sera important. De même une position fixe par rapport à la terre, géostationnaire, permet

d'avoir un contact continu avec la plateforme tandis qu'une orbite basse implique un téléchargement séquentiel des données acquises tout comme des ordres d'acquisition donnés.

Ces observations sont basées sur l'étude des rayonnements électromagnétiques (excepté dans le cas de la gravimétrie). Ces rayonnements correspondent à l'énergie transportée par les photons émis depuis la source. En suivant les lois de la mécanique quantique, l'énergie de ce photon dépend directement de sa fréquence et donc de sa longueur d'onde lorsqu'il se déplace. Ce sont ces photons qui seront acquis par les capteurs ou radiomètre, sensibles à une ou plusieurs plages de longueurs d'ondes, et qui fourniront les données utilisées par la suite. Le radiomètre mesure par conséquent un flux radiatif (en W) qui dépend de la longueur d'onde (en μm), de la surface observée (en m^2) et l'angle solide du rayonnement (en stéradian sr). On parle alors d'une mesure de luminance (ou radiance) qui s'exprime en $W.m^{-2}.sr^{-1}.\mu m^{-1}$.

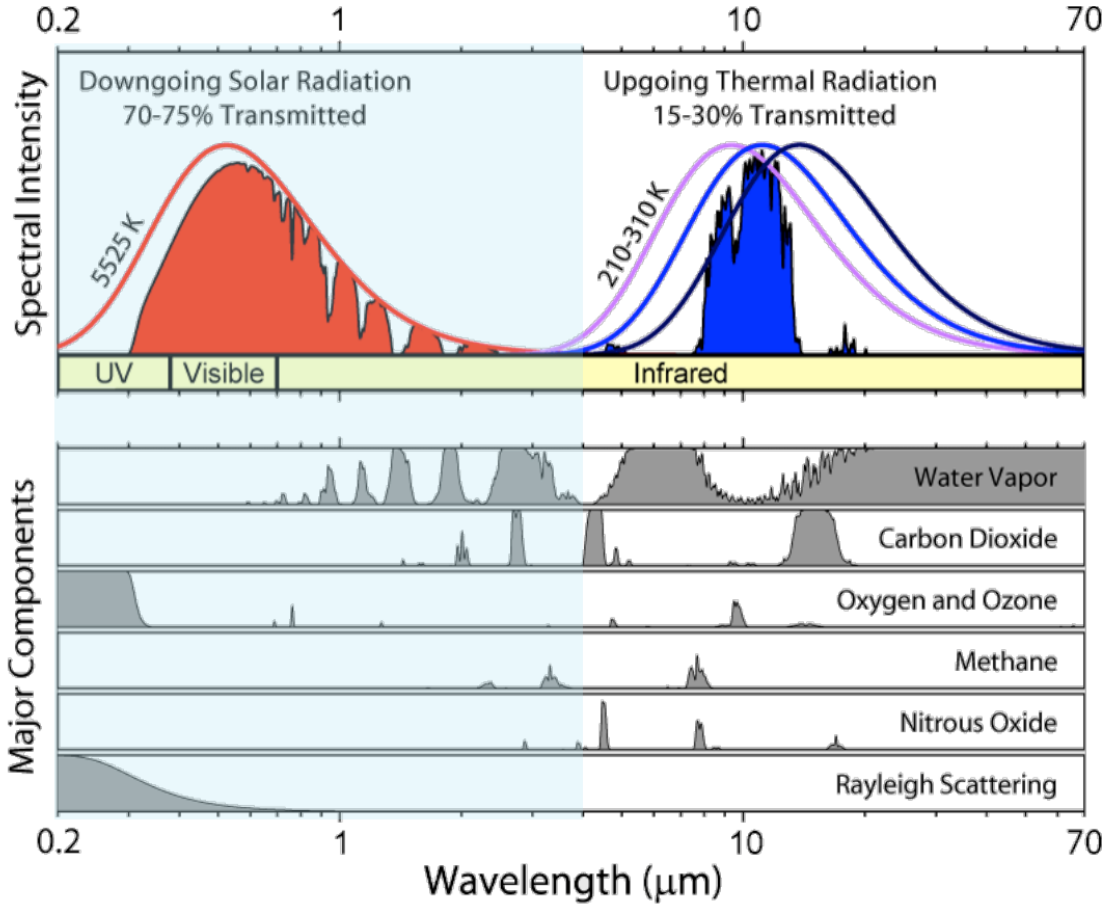


FIGURE 1.8 – Spectre d'émission du soleil et de la Terre à différentes températures dans le cas d'un corps noir (trait plein). Spectre reçu au sol après absorption par l'atmosphère (zone rouge). Spectre au sommet de l'atmosphère émis par la Terre après absorption par l'atmosphère (zone bleu). En bas les différentes longueurs d'ondes d'absorption des principaux composants de l'atmosphère.

Ces données acquises peuvent provenir de différentes formes de capteurs qui sont réparties en deux grandes familles, distinguant les observations actives et passives. Dans le cas d'une observation active, la plateforme d'observation ou une autre plateforme proche émet un signal électromagnétique vers la Terre. Ce signal est alors réfléchi par la surface et récupéré par le satellite permettant l'obtention d'une information terrestre. Les données radar ou lidar sont typiquement des acquisitions actives. Au contraire, les acquisitions passives utilisent l'ensemble du rayonnement émis ou réfléchi par un objet. Dans le cadre de l'observation de la Terre, ces systèmes peuvent s'appuyer sur l'énergie issue du soleil et réfléchie par la surface terrestre, mais aussi sur l'énergie émise par la Terre (Figure 1.8). Si l'on considère ces deux objets comme des corps noirs on peut observer que leurs spectres d'émissivité sont différents tous comme l'énergie émise, 10000 fois moins importante pour la Terre.

Cette énergie réfléchie ou émise par la Terre est contenue sur une grande plage spectrale, c'est-à-dire sur un grand nombre de longueurs d'ondes différentes. Elles ne recouvrent cependant pas l'ensemble du spectre émis à l'origine par le soleil ou la Terre du fait de l'absorption d'une partie de ces longueurs d'ondes par les gaz de l'atmosphère. Cette grande variété de rayonnements induit une grande variété de capteurs dédiés à chaque type d'acquisition. Ainsi le spectre émis par la Terre, situé principalement dans les micro-ondes, permet d'observer la Terre quelles que soient les conditions atmosphériques, mais dans des longueurs d'ondes qui sont inhabituelles pour notre vision. Au contraire l'énergie réfléchie par la Terre provenant du soleil est située dans le visible et l'infrarouge. S'il est nécessaire que la partie de la Terre observée soit exposée au rayonnement solaire, l'intensité de ce rayonnement est également beaucoup plus importante que celui émis par la Terre, permettant une meilleure transmission de l'information via un rapport signal sur bruit plus élevé.

La quantité de rayonnements réfléchis mais également captés est la base des considérations de résolution spatiale et spectrale des capteurs ou spectro-radiomètres passifs. Si la résolution spatiale désigne simplement la taille d'un pixel au sol dans l'image finale, la résolution spectrale considère, elle, la diversité et la largeur des sections ou bandes du spectre sur lesquelles sont acquises les données. Un spectro-radiomètre sensible à une unique section du spectre, souvent large et située dans le visible, acquerra une image dite panchromatique. Un capteur comportant des cellules sensibles sur plusieurs bandes différentes, de largeur de quelques nm à dizaine de nm induira un cube de données appelé image multispectrale. Si le capteur est capable de distinguer l'énergie réfléchie dans plusieurs dizaines à centaines de bandes différentes, souvent très étroites et contiguës, on parlera alors d'image hyperspectrale, se distinguant de la précédente par un cube de données bien plus important.

La largeur de ces bandes est primordiale pour pouvoir définir la qualité de l'acquisition. Si l'on considère tous ces capteurs observant une même surface, le capteur panchromatique va recevoir beaucoup plus d'énergie que les deux autres capteurs en intégrant l'ensemble des rayonnements émis ou réfléchis par la surface considérée sur une large plage spectrale. Cela permet notamment un rapport signal sur bruit au niveau du capteur très favorable. On peut ainsi améliorer notre acquisition en réduisant la taille des pixels pour obtenir une image mieux définie apportant une meilleure résolution spatiale. Au contraire les différentes bandes du capteur hyperspectral sont fines, porteuses chacune d'une petite part de l'énergie totale que l'on retrouvait dans le capteur panchromatique. Les composants du capteur hyperspectral sensibles à chaque bande risquent de présenter un ratio signal sur bruit moindre, nécessitant soit une exposition plus longue pour capter plus d'énergie, au risque de ne pas pouvoir correctement compenser le mouvement de la plateforme, soit des pixels plus grands et par conséquent une résolution spatiale plus faible. L'intermédiaire sera alors le capteur multispectral dont la résolution spectrale est meilleure que le capteur panchromatique et la résolution spatiale meilleure que le capteur hyperspectral du fait de la largeur plus importante des bandes considérées.

La taille du capteur est par conséquent une notion fondamentale. Si nous considérons le capteur multispectral procurant un bon compromis, il faut maintenant définir la largeur de fauché, c'est à dire la taille des images au sol acquises. Puisque notre taille de capteur est contrainte, le choix doit être fait entre une image couvrant une grande surface de la Terre avec une résolution plus basse (type MODIS, Sentinel-3) ou une résolution spatiale plus importante mais une largeur de fauché plus faible (Spot, Landsat, Sentinel-2). Cette largeur de fauché contraint le temps de retour du satellite au-dessus de la même zone. Ainsi les capteurs qui proposent une résolution spatiale de l'ordre de la centaine de mètres par pixel du type MODIS (250-500-1000m) ou Sentinel-3 (300m) et une largeur de fauché de l'ordre du millier de kilomètres (2330 pour MODIS, 1350 pour Sentinel-3) permettent une image quasi journalière de l'ensemble de la Terre. Au contraire les capteurs à bord de Landsat ou Sentinel-2 permettent des résolutions spatiales plus importantes (10 ou 20m pour Sentinel-2, 30 m pour Landsat-8) avec une largeur de fauché plus faible (290km pour Sentinel-2) qui induisent des temps de retour d'environ 10 jours. Dans le cas de Sentinel-2 la mise en constellation de deux satellites permet d'obtenir un temps de retour de 5 jours .

L'observation depuis une position hors atmosphère, implique malgré tout que les rayons réfléchis par le sol ont été influencés deux fois par l'atmosphère. Cette influence implique la possibilité de rayon parvenant au capteur n'ayant eu aucune interaction avec la surface au sol visé, ou au contraire des interactions multiples via réflexion sur la topographie par exemple. L'ensemble de ces effets se doit d'être quantifié afin que l'observation soit la plus fidèle à la réalité du terrain. Une fois l'ensemble de ces corrections effectuées le produit final peut être utilisé par les différentes techniques de traitement d'image afin d'extraire les informations souhaitées.

1.3.2 Géométrie d'acquisition

Les géométries d'acquisitions entre les différents capteurs sont variées. Cependant il est possible de définir certaines grandeurs permettant de comparer les capteurs entre eux ou de pouvoir appréhender les caractéristiques d'une image ou d'une zone de l'image. La figure 1.9 [Harris, 2013] montre la géométrie d'acquisition typique d'un satellite, actif ou passif avec une direction de mouvement et une direction d'acquisition, usuellement perpendiculaire. Le premier point remarquable est le Nadir, c'est-à-dire le point sur Terre à la verticale du satellite. Dans le cas où le capteur n'est composé que d'un pixel, l'optique va balayer l'ensemble de la ligne de visée (ou swath) depuis le point de départ à une extrémité de l'angle total de vue jusqu'à l'autre en passant par le nadir. Ce balayage va permettre d'acquérir un certain nombre d'échantillons qui assemblés correspondront à l'image finale. Chacun de ces échantillons est acquis avec le même angle de vue défini par l'optique. Si l'angle de mouvement de l'optique entre chaque acquisition est bien égal au champ de vue d'un pixel, le recouvrement est inexistant entre les pixels. La succession des lignes d'acquisition suivant la trajectoire du satellite permet de reconstruire une image tel qu'acquise par un appareil photo traditionnel.

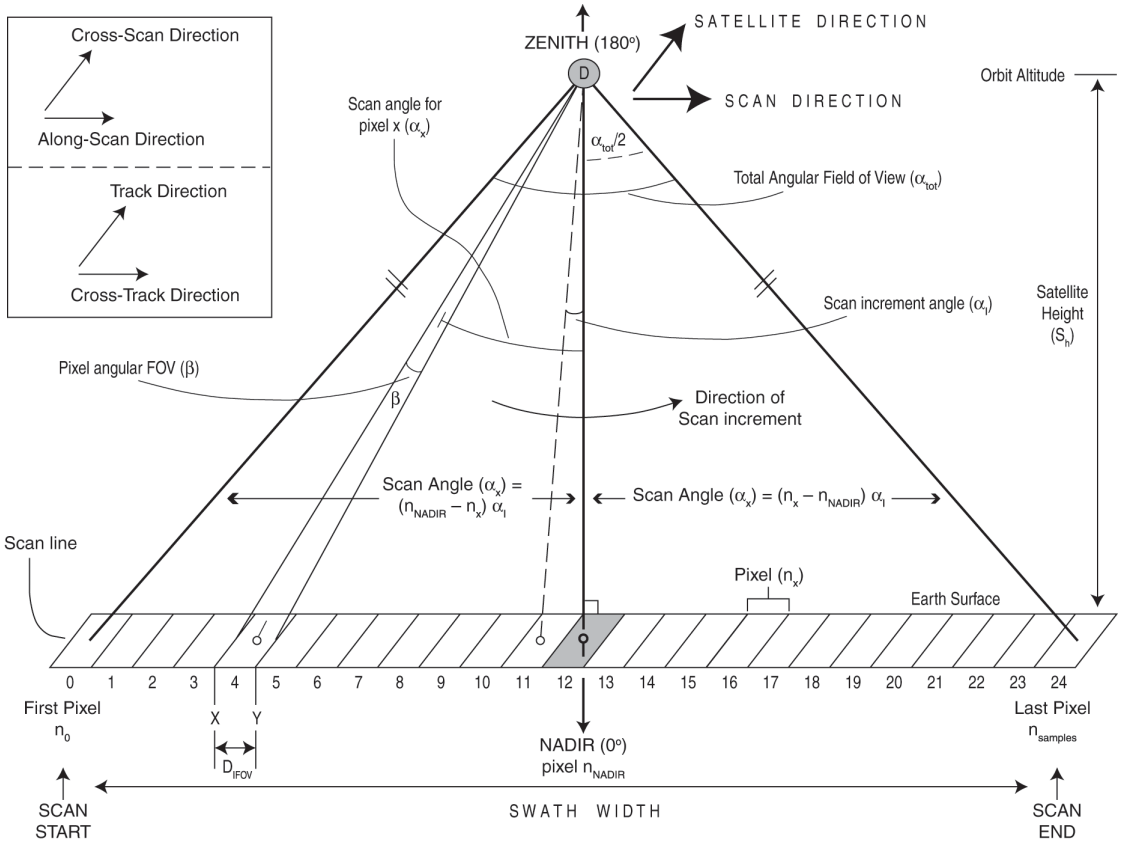


FIGURE 1.9 – Géométries d'acquisition pour une plateforme située en altitude (avion ou satellite). Image issu de Harris [2013]

L'angle de balayage est une notion importante en télédétection satellitaire car du fait de la rotondité de la Terre, la projection de l'angle de vue de chaque pixel au sol dépend de l'angle de

prise de vue initial. Seul le pixel acquis à nadir est géométriquement juste.

1.3.3 Les notions de réflectance et d'albédo

La réflectance est la principale grandeur que l'on utilisera par la suite pour identifier les matériaux contenus dans une scène, ou plus généralement pour afficher les données. Il est cependant nécessaire de bien définir cette grandeur, qui peut être calculée de différentes façons selon la géométrie d'acquisition et dont l'albédo n'est qu'un cas spécifique. En utilisant les définitions proposées par of Standards and Nicodemus [1977] et Schaepman-Strub et al. [2006] la réflectance correspond au rapport entre l'énergie incidente qui illumine une surface et l'énergie qui est réfléchie par cette même surface suivant les angles solides incidents et émergents. Cette réflectance s'exprime pour chaque longueur d'onde et dépend directement des matériaux qui sont illuminés. Si le spectro-radiomètre le permet, l'acquisition de ces différentes réflectances permet de construire un spectre de réflexion sur l'ensemble du spectre incident. Plusieurs types de configuration d'acquisitions de réflectances sont considérés en fonction des angles solides d'incidences et de réflexions. Les différentes possibilités sont résumées sur la Figure 1.10 alors que les cas mesurables se réduisent aux encadrés 5, 6, 8 et 9 d'après Schaepman-Strub et al. [2006].

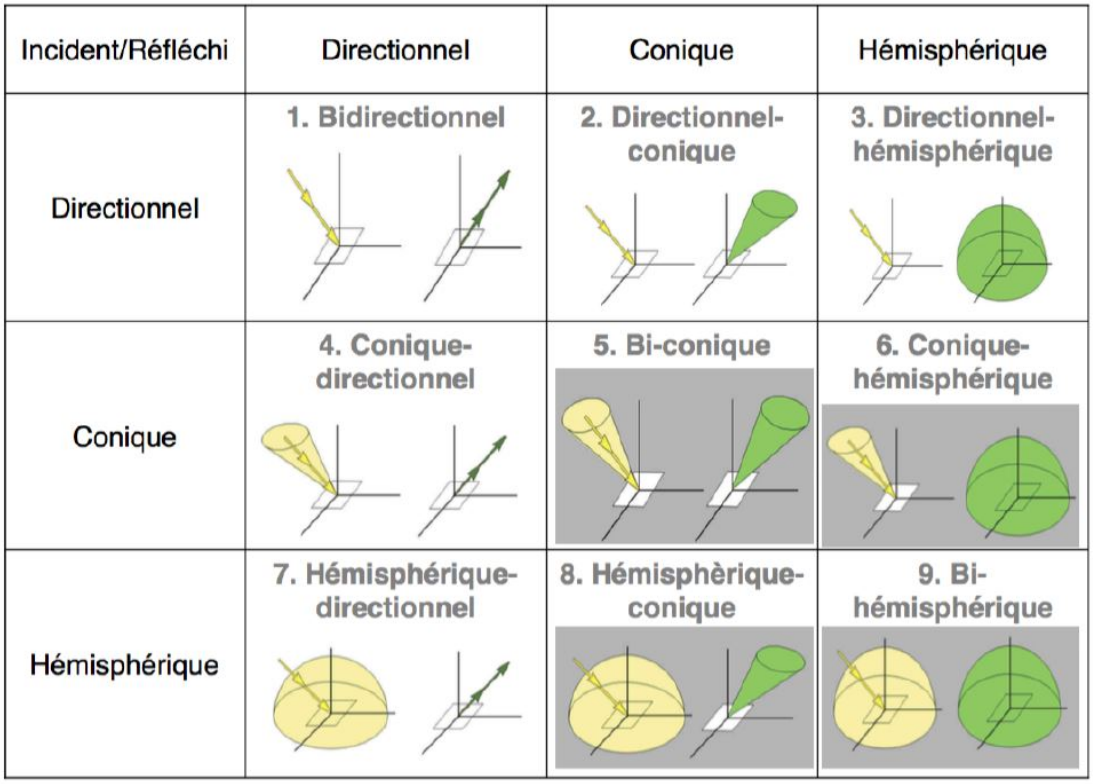


FIGURE 1.10 – Terminologie des différents types de réflectances. Les encadrés gris sont les réflectances mesurables. L'albédo correspond à la configuration 9 tandis qu'une acquisition satellite correspond à la configuration 8. Issus de Schaepman-Strub et al. [2006]

L'albédo peut être considéré comme un cas particulier de la réflectance qui correspond à l'intégration de l'ensemble du spectre de réflectance bi-hémisphérique sur une large bande (souvent dans le visible). Au contraire, les dispositifs d'acquisition de type spectro-radiomètre satellitaire sont limités à une géométrie d'acquisition hémisphérique-conique. Il est alors abusif de parler d'albédo lors du traitement des données satellitaires car seules des réflectances sont acquises. L'albédo est cependant utilisé dans les études de bilan d'énergie car caractérisant correctement la quantité d'énergie émise.

La contrainte de nos capteurs à une acquisition hémisphérique-conique impose l'hypothèse que la réflectivité bi-directionnelle (Bidirectional Reflectance Distribution Function, BRDF) soit

bi-hémisphérique afin que la géométrie d'acquisition n'influe pas la réflectance mesurée. Nous verrons par la suite que cette hypothèse d'une surface Lambertienne peut être remise en cause pour certains matériaux tels que la neige.

1.3.4 Correction des acquisitions aux longueurs d'onde solaire

Chaque type d'acquisitions évoqué précédemment fait intervenir des opérations de correction, de recalage et de traitement qui lui sont spécifiques. Ces méthodes n'étant pas l'objet de ce manuscrit, nous nous focaliserons ici sur les corrections nécessaires à l'exploitation dans de bonnes conditions des données acquises par des spectro-radiomètres dans les longueurs d'ondes correspondantes au spectre solaire et qui sont par conséquent réfléchies par la surface de la Terre.

Géolocalisation et réflectance

Les données issues des spectro-radiomètres satellitaires sont fournies dans un premier niveau comme une succession de pixels assemblés suivant la forme du capteur (simple pixel, ligne ou plaque) avec des données en radiance. Ces données dites de niveau 1A sont exprimées en radiance et ne comportent aucune correction liée à la géométrie d'acquisition. Une étape de traitement prenant en compte les distorsions géométriques liées à l'optique d'acquisition et celles liées à la rotondité de la Terre est nécessaire pour que les pixels correspondent à l'acquisition voulue et soient géo-référençables. La connaissance de la réponse spectrale du capteur, de l'intensité émise par la source, ici le soleil, et la calibration avant le lancement permettent ensuite d'obtenir des données de réflectance. Ces réflectances sont dites « Top-Of-Atmosphere » (TOA) car elles correspondent aux réflectances acquises après un double passage des rayons lumineux par l'atmosphère. Il est alors nécessaire de traiter ces données de niveau 1B pour corriger les effets d'atmosphère et potentiellement de la topographie afin d'obtenir les données de niveau 2A qui seront la base de l'ensemble des traitements effectués dans ce manuscrit

Correction atmosphérique

Les rayons lumineux captés par le spectro-radiomètre ont préalablement traversé une ou deux fois l'atmosphère. En effet si l'on prend appui sur la Figure 1.11 et le cas d'un terrain plat, les rayons lumineux peuvent parcourir plusieurs trajectoires différentes pour atteindre le capteur en interagissant ou non avec le sol. Connaissant les différentes propriétés de la colonne d'atmosphère, il est possible d'estimer ces effets et d'effectuer des corrections appropriées pour obtenir une information de réflectance de surface.

Ces corrections se basent sur les modèles météorologiques et climatologiques ainsi que sur les observations d'autres capteurs pour produire des profils de transmittance dans la colonne atmosphérique. A partir de ces données un modèle radiatif peut être utilisé pour corriger les réflectances TOA. Ces modèles sont variés et considèrent différemment l'atmosphère en le décomposant en une ou plusieurs couches successives. Les données MODIS sont par exemple corrigées en utilisant le modèle de transfert radiatif 6S [Kotchenova and Vermote, 2007; Kotchenova et al., 2006] qui prend en compte les éléments en altitude, une atmosphère réaliste mixte, une surface au sol Lambertienne ou anisotropique et une atmosphère gazeuse. Un grand nombre de modèles sont disponibles et permettent d'obtenir les réflectances de surface nécessaires à un traitement précis des données.

Corrections topographiques

Si la correction atmosphérique prend en considération les différents trajets incidents et réfléchis potentiellement déviés par l'atmosphère, ce modèle ne reste valable que dans le cas d'une topographie plane ou quasi plane. En cas de présence de reliefs suffisamment marqués, une partie des rayons interagissant avec la zone considérée ne proviennent pas directement du soleil mais

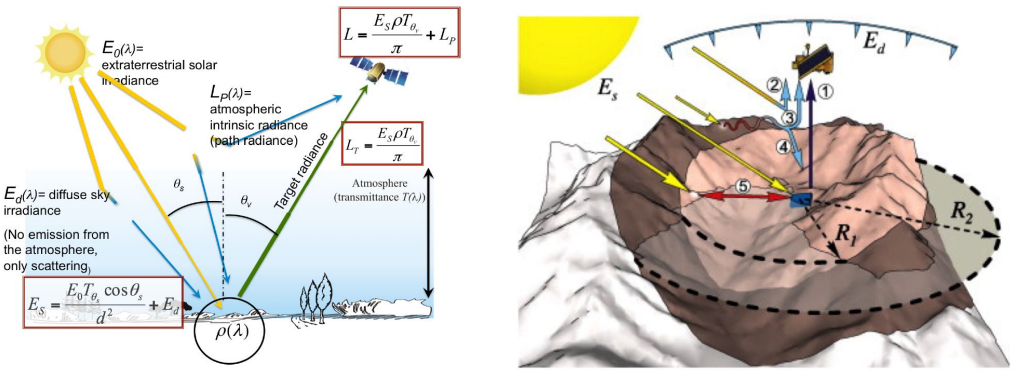


FIGURE 1.11 – Interaction des rayons lumineux avec l'atmosphère (gauche) et avec la topographie (droite) permettant de modéliser les différentes composantes et de les corriger pour obtenir des réflectances de surface. Figure composée par Pascal Sirguey, Université d'Otago. Sirguey et al. [2009]

ont auparavant interagit avec une autre surface (Figure 1.11). Cela permet notamment de pouvoir « voir » dans les zones dites à l'ombre.

L'ensemble de ces effets de topographie doivent être corrigés afin de pouvoir comparer entre eux les pixels d'une même scène. Ces algorithmes de correction se basent sur l'utilisation d'un modèle numérique de terrain (MNT) afin de pouvoir compenser les effets de pente et d'ombre d'une même scène [Sirguey et al., 2009].

1.3.5 Contraintes et avantages

Les principes généraux de l'acquisition par satellite, explicités plus précisément pour les acquisitions dans le visible permettent d'identifier un certain nombre de contraintes liées à ce type d'acquisition. Ces contraintes et limitations doivent être connues pour adapter au mieux la façon dont seront effectuées les acquisitions, mais également pour anticiper les zones de l'image qui pourraient présenter des anomalies.

En premier lieu nous pouvons noter la contrainte précédemment évoquée de la relation entre la résolution spatiale, la résolution spectrale et le temps de retour de l'acquisition. Si l'on peut s'attendre à ce que le compromis résolution spatiale et temps de retour nous permette de travailler avec une plus grande résolution spectrale, les plateformes à ce jour utilisables ne présentent pas un grand nombre de bandes. Typiquement la plateforme MODIS qui sera utilisée par la suite ne fournit que 7 bandes à une résolution inférieure ou égale à 500 m à nadir. Ces caractéristiques disponibles sur une plateforme au temps de retour journalier seront bientôt améliorées avec la mise à disposition de Sentinel-3 et ses 21 bandes disponibles à 300m de résolution. Ces valeurs à nadir sont à prendre avec précaution, d'une part du fait de la rotondité de la Terre qui entraine un accroissement de la taille du pixel lorsque l'on s'éloigne du centre de l'image, mais également du fait que la géolocalisation du pixel peut présenter des erreurs significatives selon la plateforme. Si ces déformations doivent normalement être corrigées lors du passage au niveau 1B, ce n'est pas toujours le cas et cela peut potentiellement induire que la réflectance d'un pixel est contaminée par celle d'autres pixels.

Une fois les contraintes liées au type d'acquisition définies, celles-ci sont fixes et le capteur varie assez peu au cours de sa durée de vie (même si une légère variation est perceptible sur le capteur MODIS par exemple). Au contraire, les contraintes et modifications du signal liées à l'atmosphère sont directement dépendantes du moment de l'acquisition. Leurs variations au cours du temps nécessitent de corriger chaque image afin de pouvoir comparer les différentes acquisitions. Ces corrections nécessitent de connaître l'état de l'atmosphère au moment de la prise de vue, mais également la topographie. L'ensemble des possibilités de rayonnement est résumé sur la figure 11 et permet de se rendre compte de la complexité des trajets parcourus par les rayons lumineux. De plus, si à nadir les prises de vues sont le plus souvent à la verticale ou avec un faible angle

d'incidence, cet angle augmente avec l'éloignement du centre de l'image. A l'extrémité de la fauchée l'angle peut devenir suffisamment important pour que certaines zones escarpées échappent à l'observation.

De même qu'il faut considérer l'angle d'acquisition, il est nécessaire de connaitre l'angle d'incidence solaire afin de pouvoir anticiper les zones d'ombre. Les satellites utilisés pour l'observation optique de la Terre sont paramétrés pour avoir une orbite héliosynchrone et ont une heure de passage relativement proche à chaque observation de chaque zone. Cependant l'évolution avec la latitude de la durée d'ensoleillement change au cours de l'année l'angle solaire au moment de l'acquisition, pouvant induire des surfaces ombragées plus ou moins importantes. La principale conséquence en est que les zones polaires ne sont pas observables dans les domaines réflectifs pendant les périodes hivernales.

De la même façon apparaît la contrainte la plus importante liée à l'observation dans le visible, celle de pouvoir voir le sol. Les nuages sont par conséquence une limitation majeure, contrainte incontournable de l'observation optique des réflectances solaires. Seuls les nuages de très haute altitude type cirrus ne posent que peu de problèmes car laissant passer une grande partie du rayonnement. La couverture nuageuse est par ailleurs l'un des principaux défis en terme de détection, leur composition se rapprochant des surfaces enneigées, leur distinction n'en est que plus complexe à grande échelle.

Ces multiples contraintes ne doivent pas entacher les avantages conséquents apportés par l'observation satellitaire. Nous rappellerons que celle-ci permet une grande couverture spatiale et temporelle au travers d'une multitude de capteurs aux différentes caractéristiques spectrales. L'observation de la Terre en général ou de certaines propriétés spécifiques n'est alors dépendante que de la sélection des bons capteurs permettant de contraindre l'observable avec l'observateur. Ce manuscrit s'intéressant tout particulièrement à la neige, nous allons nous concentrer par la suite sur ce qui existe et sur ce qui a été développé pour détecter celle-ci via des moyens satellitaires, actifs ou passifs.

1.4 La neige par satellite

La neige par satellite est un vaste domaine exploré depuis le début des missions spatiales et de l'imagerie satellitaire. Différentes techniques se sont succédées ou cohabitent encore actuellement utilisant diverses plateformes actives ou passives. Nous allons par conséquent présenter les différentes méthodes utilisables pour détecter la neige par satellite ainsi que leurs avantages ou contraintes associées. Nous ferons par la suite un focus sur la neige vue par les capteurs passifs optiques dans les domaines du visible et de l'infra-rouge en expliquant pourquoi ce choix ainsi que les différentes techniques actuellement disponibles. Cette partie nous amènera à définir les grands axes de travail qui seront développés dans ce manuscrit.

1.4.1 Les propriétés électromagnétiques de la neige

Les propriétés optiques de la neige sont déterminées par les propriétés optiques de la glace [Warren and Brandt, 2008] qui est le composant principal du manteau neigeux avec lequel les ondes électromagnétiques vont interagir. Ces propriétés radiatives permettent de définir les indices de réfraction et d'absorption du milieu qui dépendent de la longueur d'onde du rayonnement incident considéré. Dans le cas de la neige, l'absorption est minimale dans les longueurs d'onde du visible, avec un minimum local dans le bleu tandis qu'elle devient maximale dans l'infrarouge. La conséquence immédiate est que les rayons lumineux dans le visible peuvent pénétrer profondément le manteau neigeux, interagissant avec un grand nombre de cristaux, tandis que les longueurs d'onde du proche infrarouge ou de l'infrarouge sont rapidement absorbées et n'interagissent qu'avec les premiers centimètres du manteau neigeux. Les mesures de profondeur de pénétration correspondant à ces longueurs d'ondes peuvent être trouvées dans les articles de Warren et al. [2006] et de Picard et al. [2016].

La neige ayant un très faible coefficient d'absorption dans le visible, on peut s'attendre à ce que la réflectance soit en conséquence très importante. C'est en effet ce qu'il est possible d'observer dans le cas de réflectance bi-hémisphérique de type albédo. Comme le montre la Figure 1.12, la réflectance d'une neige pure est ainsi maximale et homogène dans le visible (cause de la couleur blanche) et diminue progressivement lorsque l'on se dirige vers l'infrarouge. Ces réflectances sont cependant influencées par différentes caractéristiques de la neige telles que nous avons pu le voir dans la section 1.2.4. La réflectance dans le visible est majoritairement influencée par le contenu en impuretés qui provoque une absorption bien plus importante que la glace pure/neige pure pour ces longueurs d'ondes. Dans le domaine de l'infrarouge la variation d'absorption entre les impuretés et la neige n'est pas suffisante pour que la réflectance s'en ressente, au contraire de l'influence majeure liée à la SSA. Ces composantes influencent la réflectance et doivent être prises en considération sur une plus grande profondeur dans le visible que dans l'infrarouge au vu des propriétés d'absorption du matériau glace.

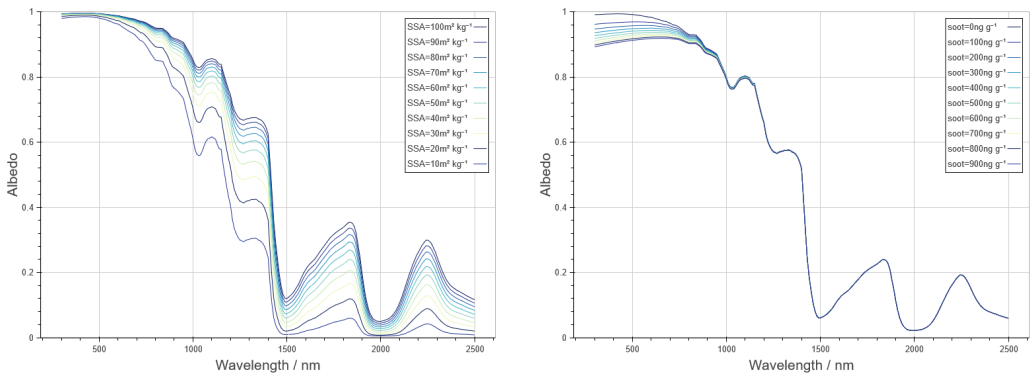


FIGURE 1.12 – Variations de la réflectance hémisphérique de la neige en fonction des longueurs d'onde et de la SSA (gauche) ou du contenu en impuretés (droite)

Ces réflectances sont cependant calculées de façon bi-hémisphérique. Les réflectances capturées en télédétection étant de type hémisphérique-conique et la neige n'étant pas une surface Lambertienne Lyapustin et al. [2009]; Warren [1982], la BRDF (réflectance bidirectionnelle) doit être considérée. Celle-ci influence l'albédo final mais aussi l'intensité de la réflectance dans le cône d'observation. Les mesures effectuées dans Dumont et al. [2010] montrent que l'albédo et la réflectance biconique dépendent de l'angle d'incidence solaire et de la position de l'observateur dans le second cas (Figure 1.13). Dans un cas réel, la neige n'est pas soumise à une irradiance directionnelle ou conique mais partiellement hémisphérique due aux multiples réflexions sur l'environnement. Cependant ces résultats montrent qu'un biais peut exister entre les spectres et/ou les intensités théoriques faces à celles réellement observées. Différents modèles peuvent être utilisés pour corriger les données satellitaires de ces effets mais sont cependant dépendantes d'une connaissance précise du milieu observé, ce qui est en général l'objectif de telles mesures

Dans le domaine des micro-ondes il est important de distinguer la neige sèche de la neige humide. La première peut être vue comme un mixte entre de l'air et de la glace. La permittivité est alors dépendante de la densité et de la longueur d'onde. Elle peut être calculée en utilisant les formules généralistes de Sihvola [1999]. Dans le cas où la neige est humide, les propriétés électromagnétiques de l'eau rendent difficile l'estimation de la permittivité qui est directement dépendante de la teneur en eau, mesure complexe à effectuer expérimentalement. Différents modèles peuvent être utilisés en fonction de la façon dont on considère la répartition de l'eau dans le manteau neigeux Colbeck [1982]; Hallikainen et al. [1986]; Sihvola [1999].

1.4.2 La détection de la neige par satellite

Nous avons pu voir que la neige présente des propriétés optiques particulières, influencées par certaines de ses grandeurs physiques (SSA), par son épaisseur (profondeur de pénétration) et

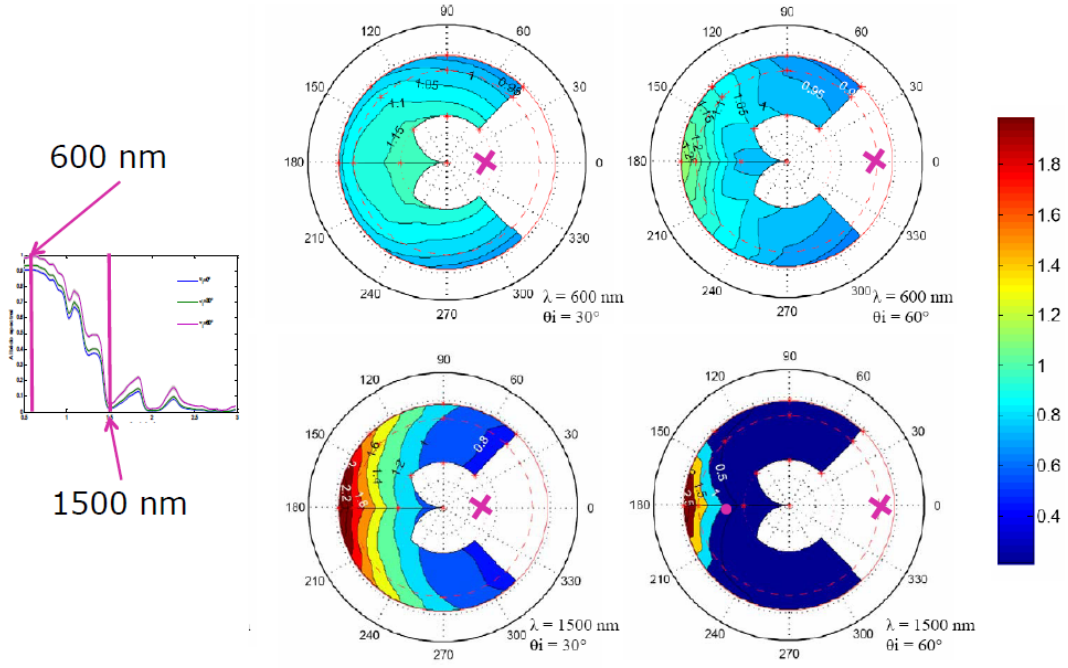


FIGURE 1.13 – Albédo (réflectance hémisphérique) en fonction de l'angle d'incidence sur une neige fraiche (gauche). A droite la BRDF correspondant à deux angles d'incidence pour deux longueurs d'ondes différentes sur ce même échantillon à partir de Dumont et al. [2010].

par les impuretés présentes dans le manteau. La signature spectrale du matériau est cependant particulièrement distinguable de celle des autres matériaux et permet, dans certains cas, d'isoler les zones enneigées du reste de l'observation avec plus ou moins de précision. Dans certains cas des informations sur la hauteur de neige ou sa composition peuvent également être extraites grâce aux propriétés évoquées dans le paragraphe précédent ainsi qu'aux particularités d'acquisition.

Cette section est dédiée à la présentation des différentes mesures qui peuvent être effectuées en fonction du type d'acquisition envisagé. Les méthodes précises ne seront pas explicitées car présentées plus loin dans le manuscrit ou non pertinentes dans le cadre de ce travail.

Images panchromatiques

Les acquisitions panchromatiques intègrent une grande partie du spectre visible pour produire une image à très haute résolution spatiale mais ne comportant qu'une seule donnée d'intensité. La détection de la neige peut alors s'appuyer sur le fait que la réflectance de celle-ci est très importante dans l'ensemble du visible. La distinction des pixels enneigés est alors dépendante des seuils que l'on peut définir. Ces seuils sont cependant pernicieux et peuvent induire des erreurs, surtout pour les surfaces très claires qui vont alors "répondre" comme de la neige. De la même façon les zones enneigées ombragées sont très sombres et peuvent être confondus avec de la roche. L'expertise humaine est dans ce cas primordiale pour isoler de façon précise les zones enneigées.

Ces données sont cependant particulièrement précieuses car elles fournissent la meilleure résolution spatiale car coïncidant avec le maximum d'émission solaire (le visible) et possédant dès lors un des plus grands ratios signal sur bruit disponible parmi les acquisitions spatiales. Ces images peuvent être acquises par satellite mais sont également la base des données historiques disponibles par avion.

Images multispectrales

Les images multispectrales correspondent aux images les plus utilisées pour la détection de la neige de nos jours. Leur disponibilité sur une grande variété de capteurs embarqués sur différentes plates-formes permet une large couverture à différentes résolutions spatiales et différents temps de retour. La continuité des mesures au travers de la succession des satellites permet d'avoir de larges séries temporelles. Les satellites successifs SPOT, LANDSAT ou ceux embarquant le capteur AVHRR permettent une continuité des mesures même si les caractéristiques diffèrent d'une génération à l'autre. Ces satellites tel que SPOT, LADNSAT ou Sentinel-2 avec un temps de retour de 5 à 30 jours sont complétés par des satellites au temps de retour journalier tel que Aqua et Terra embarquant le capteur MODIS ou le plus récent Sentinel-3. Enfin certains satellites du type Pléiade fournissent des images à la demande avec une très grande résolution spatiale mais une largeur de fauchée très faible (quelques kilomètres).

La détection de la neige via ces différents capteurs dépend du nombre et du placement des bandes spectrales. Si ces différentes bandes spectrales sont placées uniquement dans le visible ou le proche infrarouge, il n'est pas possible d'exploiter l'intégralité des propriétés optiques de la neige pour la distinguer des autres matériaux. Des méthodes de classification par apprentissage peuvent être utilisées sous la supervision d'un opérateur et conduire à une classification binaire des pixels comme comportant ou non de la neige. Ces méthodes sont cependant sujettes à un certain nombre d'erreurs notamment sur les zones d'ombre et les roches claires/moraines (expérimentations personnelles).

En cas de disponibilité d'une ou plusieurs bandes dans l'infrarouge plus lointain (>1200 nm), il est possible d'exploiter la décroissance de la réflectance de la neige pour la distinguer des autres matériaux. De nombreuses approches en ce sens ont été développées et seront explicitées dans le chapitre suivant. Ces méthodes permettent d'obtenir un produit de neige binaire mais également fractionnel, c'est-à-dire donnant la proportion de neige dans le pixel, ce qui est une mesure plus précise notamment lorsque ces pixels sont importants, cas typique des acquisitions journalières.

La disponibilité de plusieurs bandes permet également de mettre en œuvre des approches de démélange spectral qui exploitent l'intégralité de l'information disponible pour séparer les réponses spectrales des différents pixels en une combinaison de matériaux présents dans ce pixel avec leurs fractions correspondantes. Ces approches seront explicitées dans les deux chapitres suivants.

Enfin la disponibilité des bandes dans le visible et l'infrarouge permet d'exploiter les propriétés optiques précédemment évoquées en fonction de la teneur en impureté ou de la SSA pour estimer ces grandeurs moyennes dans les différents pixels. L'ensemble de ces données ne permet cependant pas de remonter à la hauteur de neige.

Images micro-ondes passives

Nous l'avons vu précédemment, la Terre émet son propre spectre radiatif dans des longueurs d'ondes beaucoup plus grandes que le soleil à cause de sa température plus froide. Une partie de ces émissions se font dans le domaine des micro-ondes, à des longueurs d'ondes de 3mm à 6cm qui sont le plus souvent exprimées en fréquence, c'est-à-dire entre 5 et 100GHz. Bien que l'énergie transportée par ces longueurs d'ondes soit 10000 fois plus basse que celles réfléchies dans le visible, elles ont pour particularité de n'interagir que très peu avec l'atmosphère et les nuages permettant une exploitation des données sans se soucier des conditions atmosphériques ou d'illumination. La principale limitation vient de la faible énergie impliquant des résolutions spatiales très basses, de l'ordre du kilomètre à la dizaine de kilomètres.

Ces rayonnements électromagnétiques étant émis par la Terre, ils sont impactés par l'ensemble des matériaux situé en surface. Historiquement un grand nombre d'approches ont été développées pour identifier la présence de neige ou de précipitations Ferraro et al. [1994]; Grody [1991] sans pouvoir forcément distinguer l'un de l'autre Standley [1999]. Traversant naturellement l'ensemble du manteau neigeux avant d'atteindre le capteur, les différentes fréquences sont plus ou

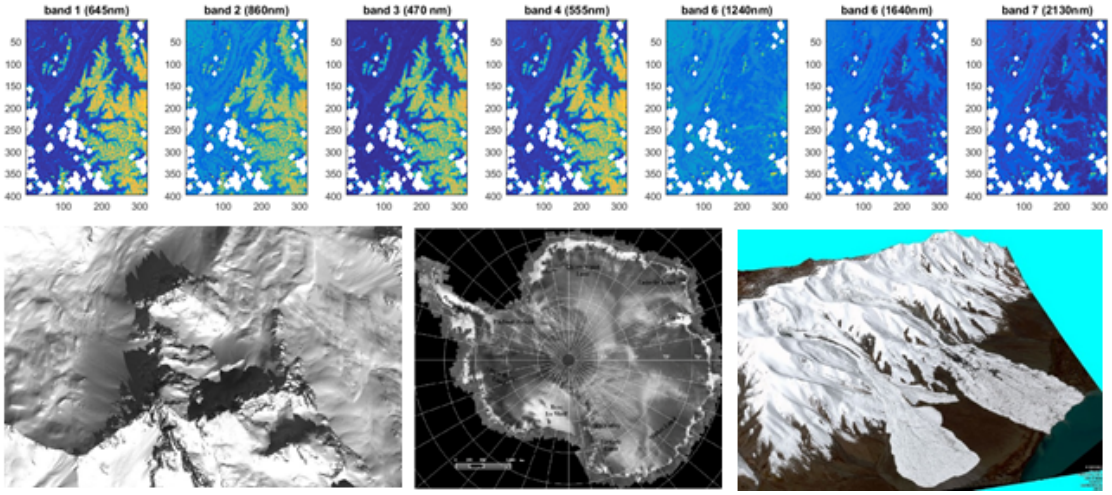


FIGURE 1.14 – Haut : Acquisition multispectral (MODIS) à proximité de Grenoble, la neige apparait en jaune sur les première bandes (visible) et en bleu foncé sur les dernière (infrarouge). Bas, gauche : acquisition panchromatique par Pléiades au-dessus du Galibier le 14 mars 2018. Bas, milieu : acquisition SAR au-dessus de l'antarctique permettant l'identification des zones de fonte Liu et al. [2006]. Bas, droite : composition 3D à partir d'une image stéréoscopique pléiade (Crédit : Simon Gascoin).

moins impactées par la constitution de celui-ci lorsque la neige ne contient pas d'eau liquide. Plus particulièrement la fréquence à 37GHz est impactée par la SSA, le nombre de couches et l'épaisseur totale produisant une dispersion de l'onde. Un rapport entre cette onde et celle à 18,7GHz permet d'obtenir la présence et l'épaisseur de neige Hall et al. [2002]. L'utilisation de modèles de propagation des ondes électromagnétiques dans le manteau neigeux Wiesmann and Mätzler [1999] permet d'inverser ces rapports et de remonter à une estimation plus précise de l'épaisseur et de la quantité équivalente d'eau contenue dans le manteau neigeux Lemmetyinen et al. [2018].

Ces méthodes micro-ondes permettent en conséquence une observation continue de l'ensemble de la surface de la Terre avec l'équivalent en eau. Cependant les résolutions spatiales restent une contrainte majeure tout comme la vérification des données et la prise en compte des surfaces mixtes comportant de la végétation Cai et al. [2017]. Les cartes résultantes ne permettent alors pas d'identifier les variations à petite échelle de l'épaisseur du manteau neigeux tel qu'attendu pour des modèles hydrologiques ou météorologiques à petite échelle.

Acquisitions actives

Les acquisitions actives sont le plus souvent de type radar. Un pulse est émis par le satellite, généralement dans les micro-ondes, interagis avec la surface et est ensuite capté par le satellite. Les fréquences utilisées étant de type GHz, la neige sèche diffuse ce rayonnement en fonction de son épaisseur et de la taille de ses grains tandis que l'eau (et par conséquent la neige humide) l'absorbe. Il est alors possible de distinguer l'enneigement des surfaces. L'évaluation de la hauteur de neige par ces techniques est théoriquement possible mais la grande variabilité du manteau neigeux suivant l'épaisseur pose des problèmes de simulation inverse actuellement non résolus.

L'utilisation de ces radars de type SAR permet malgré tout de retrouver la surface, et par interférométrie les changement d'élévation d'une zone au cour du temps, ce qui est particulièrement intéressant pour le suivi des glaciers. De la même façon les mesures laser de type LIDAR [Painter et al., 2016] commencent également à se démocratiser mais ne serons pas abordé dans ce manuscrit.

Stéréoscopie/photogrammétrie

Si cette branche de la détection de la neige fait intervenir des images panchromatiques ou multispectrales, nous la distinguons de la section précédente car son application est bien spécialisée.

La stéréoscopie désigne le fait d'exploiter deux images afin de produire un rendu tri dimensionnel de la scène et ainsi isoler le relief. De récentes techniques utilisent ce procédé pour comparer les images entre elles et produire des cartes de hauteur de neige. La technique est dépendante de la résolution des images. Les très hautes résolutions telles que celles produites par Pléiades permettent d'obtenir une erreur maximale sur la hauteur de neige de l'ordre de 50 cm Marti et al. [2016]. D'autres applications de type photogrammétrie permettent une estimation de la hauteur de neige. Si les expérimentations actuelles se limitent à des images issues du survol d'une petite zone avec un drone Bühler et al. [2017]; Redpath et al. [2017], les résultats avec une précision centimétrique de la hauteur et une résolution spatiale sub-centimétrique sont très prometteurs Avanzi et al. [2018]. L'application à large échelle de ces deux méthodes est cependant rendue complexe par le temps de vol du drone ou le faible temps de retour des images très hautes résolution.

1.5 Les axes de travail privilégiés

Nous avons vu précédemment que la neige est un matériau complexe. Elle se dépose sur la surface sans forcément recouvrir l'ensemble des matériaux présents. On est alors face à la possibilité d'un mélange visible de différents matériaux où seule une fraction de la zone est couverte de neige. Il paraît alors nécessaire d'aller plus loin que la simple présence ou non de neige dans le pixel. Nous avons également vu que la neige possède des propriétés optiques uniques, principalement dans le visible et l'infrarouge. Malgré tout, d'autres matériaux peuvent avoir des comportements approchants et nécessitent par conséquent d'être distingués. Nous avons également vu que la couverture neigeuse présente généralement une importante variabilité aussi bien spatiale que temporelle. Il est alors nécessaire de rechercher à la fois la meilleure résolution spatiale, mais également temporelle de notre acquisition. Afin d'être intégrées à des modèles de prévision météorologique ou de risque, les données de neige doivent pouvoir être produites avec une certaine rapidité, nécessitant des traitements rapides. Il est alors nécessaire de pouvoir travailler sur des jeux de données importants, permettant de prouver la faisabilité de leur exploitation future, mais également de tester la validité dans le temps des différentes méthodes. A partir de cet ensemble de contraintes et d'avantages issus des propriétés de la neige, nous pouvons définir une gamme de capteurs sur lesquels nous allons travailler.

Dans la suite de ce manuscrit nous allons nous concentrer sur les capteurs disponibles présentant des caractéristiques multispectrales dans le visible et l'infrarouge. Ces capteurs sont en effet les plus propices à imager la Terre avec une résolution suffisante pour l'étude de la neige en zone de montagne, aussi bien spatialement que temporellement. De plus leur résolution spectrale permet la plupart du temps d'exploiter les particularités optiques de la neige. De nombreuses méthodes existent pour détecter la neige sur ce type de capteur. Malgré cette large variété d'approches, de nombreux points restent à explorer comme l'adaptabilité de ces méthodes aux nouvelles générations de capteurs, mais également comprendre et corriger les erreurs actuellement faites par ces capteurs.

L'utilisation de tels capteurs permet également de travailler plus généralement sur les techniques de détection qui peuvent être réutilisées dans d'autres domaines. L'exploitation de capteurs multispectraux s'étend de l'imagerie spatiale à l'imagerie médicale, toute avancée dans un des domaines peut ainsi bénéficier à une multitude d'applications. La bibliographie concernant ces méthodes et ces capteurs est importante. Une large partie de celle-ci se concentre sur deux points clés que sont la distinction des différents composants d'une scène au sens large et la fusion entre les différentes images.

La distinction entre les matériaux fait appel à des techniques d'inversion dont la définition et la complexité diffèrent en fonction des objectifs attendus mais également de la qualité des données disponibles. La plupart de ces méthodes ayant été construites pour des données hyperspectrales, avec par conséquent une résolution spectrale bien supérieure, leur application dans le domaine des images multispectrales peut présenter certaines nuances et des incertitudes qu'il conviendra de comprendre pour possiblement les corriger ou les adapter.

Enfin nous avons vu que les résolutions spatiales sont intrinsèquement liées aux résolutions spectrales. Une part de la recherche sur les capteurs multispectraux et hyperspectraux s'attache à tenter d'améliorer la résolution de l'ensemble de ces données pour profiter de la meilleure résolution spatiale et spectrale disponible. Ces procédés dits de fusion ont été jusqu'à présent principalement développés pour combiner les caractéristiques des capteurs hyperspectraux et multispectraux ou panchromatiques, profitant d'un recouvrement entre les bandes spectrales des différentes acquisitions. Plus récemment la nécessité de fusionner des capteurs multispectraux entre eux est apparue, amenant de nouvelles techniques mais également de nouvelles possibilités de développement.

Pour l'ensemble de ces raisons et de ces opportunités, nous avons choisi de nous concentrer sur les capteurs multispectraux, en isolant les différentes problématiques afin d'apporter de nouvelles solutions ou de nouvelles informations sur les performances de ces techniques. La démarche scientifique de cette thèse est alors concentrée autour des questionnements suivants :

Quelles sont les limitations actuelles de l'état de l'art pour l'observation spatiale optique de la neige ? (Chapitre 2)

La détection de la neige est un enjeu depuis longtemps compris et par conséquent exploré. De nombreuses approches existent pour différents capteurs tels qu'évoqués dans la section 1.4.2. Ces méthodes amènent différentes résolutions spatiales dont l'évaluation à large échelle montre d'importantes différences [Metsämäki et al., 2017]. Dans la classe de capteurs qui nous intéresse le capteur MODIS est actuellement l'une des sources les plus utilisées pour le suivi de la neige et des écosystèmes en général. Ce capteur en orbite depuis bientôt 20 ans permet une résolution temporelle journalière associée à 7 bandes spectrales de faible résolution spatiale (250 ou 500 mètres). Ce capteur étant représentatif des efforts récents pour la détection de la neige, nous tenterons de répondre à cette première question via une comparaison des méthodes associées à ce capteur. Celles-ci sont nombreuses et l'évaluation de leur précision reste une difficulté importante. Nous allons par conséquent profiter de produits binaires à plus haute résolution pour évaluer les performances en fractionnel des différentes grandes approches actuellement existantes pour MODIS.

Ces méthodes sont dérivées de grands principes de détection de la neige et l'évaluation de leurs limites permet d'envisager des corrections, ou du moins de pouvoir améliorer les connaissances de la communauté sur les incertitudes liées à leur utilisation. Plus précisément nous identifierons les points limitants dans les méthodes de démélange, les plus à même d'être améliorés mais également généralisables à un plus grand nombre d'applications permettant une contribution à large échelle. Ceci amènera naturellement un second questionnement :

Comment exploiter les séries temporelles pour s'adapter à la variabilité spectrale des matériaux ? (Chapitre 3)

Une fois les limitations inhérentes aux méthodes de détection identifiées, nous nous intéresserons aux avantages offerts par les méthodes de démélange. Si le concept de base de ce type d'approche est déjà utilisé au travers de certaines méthodes explicitées dans la problématique précédente, de nombreux autres algorithmes existent. Ces algorithmes le plus souvent développés pour des images hyperspectrales présentent des failles dans leur utilisation pour les images multispectrales. A partir de ce constat nous allons proposer le développement de nouvelles méthodologies pour combler une partie des problèmes issus de l'adaptation des méthodes aux différents capteurs. Nous utiliserons l'avantage apporté par la disponibilité de séries temporelles notamment sur le satellite MODIS pour proposer d'améliorer la première étape du démélange qui consiste à estimer les matériaux présents dans la scène. Si ce développement méthodologique est testé sur les cartes de neige à partir de la base de données et de l'expertise apportée par la section précédente, il est tout à fait possible de l'appliquer à d'autres objets. A partir de ces résultats nous identifierons un dernier point d'amélioration possible dans la chaîne, l'image en elle-même. Ceci amène le dernier questionnement qui sera développé dans ce manuscrit :

Est-il possible de généraliser la fusion de données pour une acquisition multimodale à partir de capteurs optiques ? (Chapitre 4)

L'amélioration de la résolution spatiale et spectrale d'une image passe soit par une interven-

tion matérielle, tel que l'envoi d'un nouveau satellite, opération particulièrement coûteuse, soit par l'exploitation des différentes informations disponibles dans le but de les fusionner pour produire une image contenant une meilleure résolution spatiale et/ou spectrale. Ces méthodes sont actuellement adaptées pour la fusion entre des images hyperspectrales et panchromatiques, plus récemment entre des images hyperspectrales et multispectrales. L'ensemble de capteurs nous intéressant se trouvant dans la catégorie des multispectraux, une nouvelle classe de fusion nous intéresse. Il s'agit ici de fusion intra plateforme (entre différents capteurs positionnés sur un même satellite) ou entre deux capteurs ayant observé la scène de façon rapprochée et dont on veut exploiter au mieux les différentes caractéristiques. Si quelques approches ont déjà été proposées nous proposons ici de répondre à notre questionnement par la définition d'une méthode plus généraliste pouvant également couvrir les autres types de fusion.

Nous couvrirons ainsi pendant ce travail l'ensemble des éléments permettant, à partir d'une image satellite, de détecter un élément avec la plus grande précision possible. La neige servira de fil rouge à l'ensemble de ces expérimentations, permettant à la fois de définir dans un premier temps les limitations de ce qui se fait actuellement puis de vérifier l'efficacité des améliorations proposées aux différents stades de l'image. Seule la partie acquisition et traitement de l'image brute ne sera pas abordée ici.

Ces trois questionnements sont explorés de façon successives selon le plan suivant :

Le chapitre 2 présente la détection de la neige par satellite passif optique. Le champ de recherche présenté est vaste il est ici restreint aux capteurs multispectraux dans le visible et le proche infrarouge qui apportent le meilleur compromis résolution spatiale/résolution spectrale. Nous présenterons dans un premier temps ce qu'il est possible d'observer sur de tels images. Dans un second temps nous nous concentrerons sur la neige afin de répondre à la première question posée. Une revue des différentes possibilités sera effectuée suivie par un état de l'art pour le capteur MODIS. La contribution de ce manuscrit est une comparaison précise et indépendante de ces différentes méthodes afin d'étudier les limites et les avantages de chacune des approches tout en proposant des pistes d'amélioration pour d'éventuels futurs produits opérationnels. Ces travaux ont fait l'objet d'une publication [Masson et al., 2018b]) qui reprend une partie de ces résultats.

Le chapitre 3 s'évertue à présenter le plus exhaustivement possible les principales méthodes de démélange qui peuvent avoir un intérêt pour la détection des surfaces enneigées sur le type de capteurs présentés au chapitre 3. Nous nous intéressons notamment aux méthodes prenant en compte la variabilité spectrale, principale limitation des approches utilisées. Pour l'identification des limites et plus particulièrement pour palier à la difficulté d'obtenir une représentation spectrale précise des différents matériaux de la scène au cours du temps, nous proposons une approche prenant appui sur les séries temporelles d'images disponibles afin d'améliorer d'une manière générale la partie du démélange spectral consacrée à l'estimation des réponses spectrales des matériaux. Cette approche est testée sur la détection de la neige mais est potentiellement généralisable, amenant une contribution d'importance pour les techniques de démélange spectral. Ces travaux ont fait l'objet d'une publication [Masson et al., 2018a] qui reprend l'approche de la série temporelle.

Le Chapitre 4 s'intéressera au dernier échelon de traitement d'images possible afin d'améliorer la résolution spatiale et spectrale de ces dernières. Nous étudierons ce qui a récemment été produit dans le cadre du satellite Sentinel-2 et proposerons une alternative au produit neige actuellement distribué afin de doubler la résolution spatiale disponible. Ces travaux nécessitant une référence de très haute résolution nous apporterons les éléments nécessaires à cette démonstration de faisabilité, dans les limites des champs possibles de vérification. Ces éléments de fusion étant limités pour les capteurs multispectraux, nous établirons une revue des différentes possibilités de fusion inter-capteurs et proposerons un nouveau modèle permettant d'inscrire ces cas de fusion dans une vision généraliste afin de pouvoir fusionner entre eux les différents capteurs optiques disponibles à travers le monde. Ces travaux font l'objet d'une publications pour montrer les avantages appliqués de la fusion sur Sentinel-2 dans le cadre de la détection des surfaces enneigées et d'une seconde publication méthodologique pour proposer la version étendue du modèle

de fusion.

Le chapitre 5 propose la conclusion de ces travaux via un rappel des différentes contributions tout en identifiant les multiples voies de recherches découlant de ces avancées.

Chapitre 2

Télédétection optique des surfaces enneigées

« Juste à notre aplomb, une corneille est posée sur une branche. Dans quelques secondes, elle va s'envoler. (La corneille s'envole.) Voilà. Nous avons franchi le solstice d'été. Et pendant que d'autres célèbrent le jour le plus interminable de l'année... nous allons secrètement nous réjouir du retour des longues nuits. »

Kaamelott, Livre IV, 99/100 : Le Désordre et la Nuit, Alexandre Astier.

Sommaire

2.1 Introduction . . . 31
2.2 Que peut-on voir sur les images optiques dans le visible et le proche infrarouge ? 31
2.2.1 L'influence de la longueur d'onde . . . 31
2.2.2 L'influence de la résolution spatiale . . . 33
2.2.3 L'influence de la résolution temporelle . . . 36
2.2.4 Dimensionnalité . . . 36
2.2.5 Conclusion . . . 39
2.3 Le capteur MODIS . . . 40
2.3.1 Présentation générale . . . 40
2.3.2 Les principaux produits MODIS . . . 40
2.4 Produits optiques de couverture neigeuse . . . 41
2.4.1 Le NDSI . . . 41
2.4.2 Le démélange spectral appliqué à la neige . . . 42
2.5 Comparaison des approches NDSI et SU au travers des données MODIS . . . 43
2.5.1 Problématique . . . 43
2.5.2 Produits fractionnels de neige basés sur les images MODIS . . . 45
2.5.3 Jeu de données . . . 47
2.5.4 Méthode pour la comparaison . . . 50
2.5.5 Résultats . . . 52
2.5.6 Aparté : L'incertitude apportée par l'aspect binaire de la référence . . . 62
2.5.7 Discussion . . . 65
2.6 Perspectives . . . 67

2.7 Conclusion 69

2.1 Introduction

Le principal objectif de ce chapitre consiste à traiter la détection des surfaces couvertes par de la neige via les capteurs multispectraux spatiaux. Pour cela un certain nombres d'approches ont été développées et ont permis des avancées significatives dans la précision de ce type d'observation au cours du temps. Cependant avant de pouvoir éventuellement apporter des améliorations à ces différentes techniques, il est nécessaire de comprendre leur fonctionnement, leurs dépendances et leurs limitations, tout en évaluant leur précision. Nous verrons dans un premier temps ce qu'il est possible d'observer sur des images optiques hyperspectrales, multispectrales et panchromatiques. Cela nous permettra d'évaluer le type de grandeur que nous pourrons par la suite étudier avec chaque capteur et plus particulièrement MODIS. Nous étudierons ensuite une partie des techniques développées depuis l'apparition du satellite MODIS. Celles-ci se répartissent en deux grandes classes que sont le NDSI et le démélange spectral. Nous verrons comment ces approches sont appliquées aux différents satellites qui sont actuellement en orbite et nous nous poserons la question de l'évaluation de la fiabilité de ces produits d'observation de la neige dérivé des observations. Afin de répondre à cette question nous présenterons l'étude effectuée sur les produits issus du capteur MODIS embarqué sur le satellite Terra et dont une partie des résultats présentés ici a été publiée dans Masson et al. [2018b]. Ces résultats nous amèneront à identifier différentes limitations, dont certaines sont critiques et proviennent de l'observable, tels que la neige en forêt, et d'autres où il parait envisageable d'apporter des améliorations directement à la conception des méthodes.

2.2 Que peut-on voir sur les images optiques dans le visible et le proche infrarouge ?

Suivant les propriétés du matériau neige, notre choix s'est porté sur les images optiques. Cependant il existe un grand nombre d'images optiques disponibles, avec différentes résolutions spatiales, spectrales et temporelles. Il est alors possible d'observer différents détails en fonction de l'image utilisée. Cette section présente à la fois une partie des images utilisées par la suite, mais également un ensemble de détails observables sans opérations importantes sur les images. Nous verrons ainsi ce qu'apporte l'acquisition sur différentes bandes spectrales, les résolutions spatiales et leur impact sur la définition d'un environnement, ce que la temporalité montre et pour finir certains aspects intrinsèques à l'image tel qu'une première approximation de sa dimensionnalité.

2.2.1 L'influence de la longueur d'onde

Nous avons vu que la neige avait une réflectance changeante en fonction de la longueur d'onde observée. La plupart des capteurs que nous utiliserons étant multispectraux ou hyperspectraux, il est possible de voir cette différence. Ainsi sur la Figure 2.1 que la bande 2 du satellite Sentinel-2 (centrée à 496.6 nm dans le visible) permet d'identifier les zones enneigées qui ressortent en blanc car beaucoup plus réflectives. Le reste de l'environnement composé de roches et de végétation est lui très absorbant. Au contraire la bande 11 (centré à 1613,7 nm dans l'infrarouge) montre un effet inverse avec une neige qui absorbe quasiment l'intégralité des rayonnements et une végétation beaucoup plus lumineuse.

Nous utilisons ici une représentation matricielle, cependant les données obtenues peuvent être vues comme un cube de données, avec pour chaque pixel une "profondeur" correspondant à sa réflectance dans les différentes bandes de l'acquisition (10 dans le cas de celle-ci). On peut alors manuellement explorer les spectres de l'image. Nous avons représenté sur la Figure 2 trois spectres, deux de neige et un de végétation, que nous avons pu isoler sur l'image. Nous pouvons observer la différence entre les deux spectres de neige, le second étant « sale », c'est-à-dire soit recouvert de roche soit d'impuretés, expliquant la décroissance générale dans le visible de la réflectance. Le spectre de végétation est en accord avec les spectres théoriques. Ces spectres expliquent

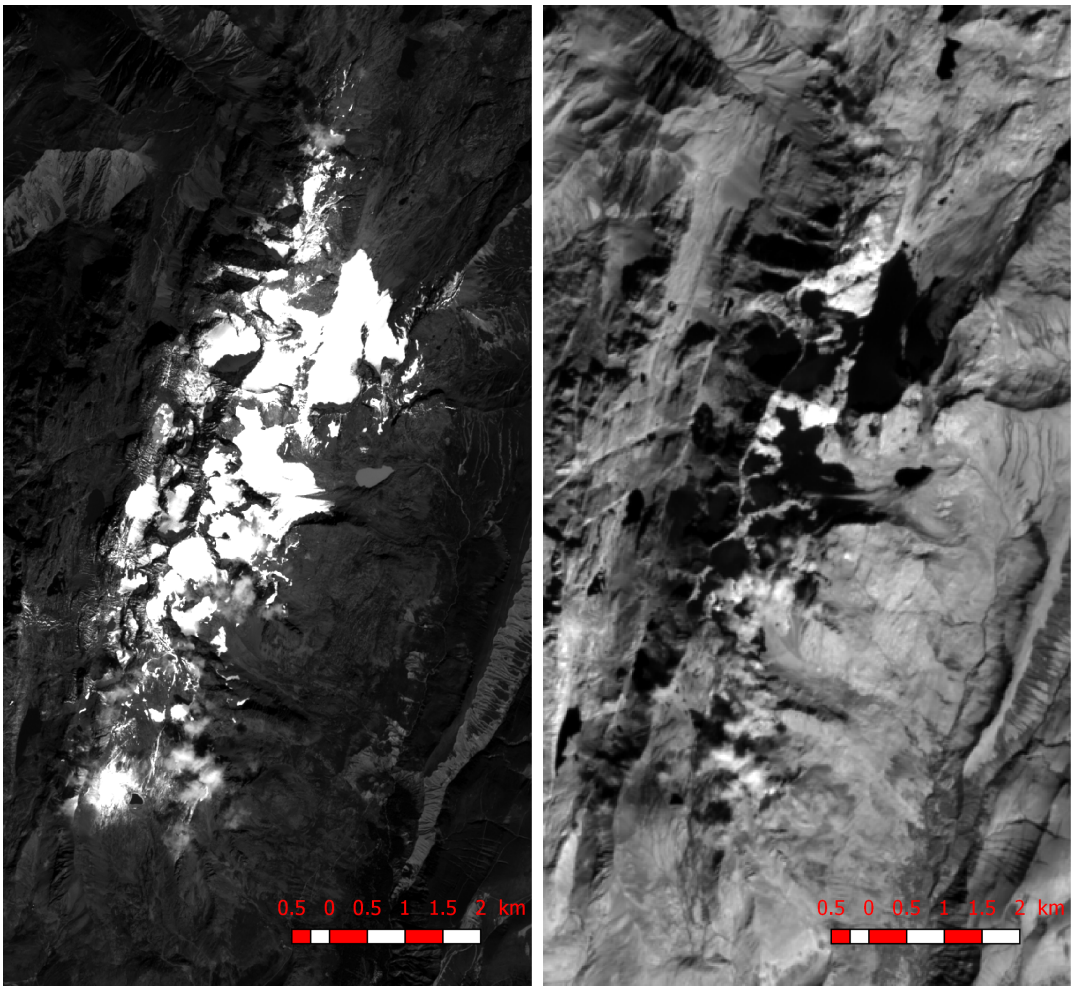


FIGURE 2.1 – Réfléctance de la bande 2 (centré à 496.6nm, gauche) et de la bande 11 (centré à 1613.7nm, droite) du satellite Sentinel-2 acquise le 22 septembre 2016 au-dessus des Grandes Rousses, France

bien la différence de réflectance observé sur les images de la Figure 2.1.

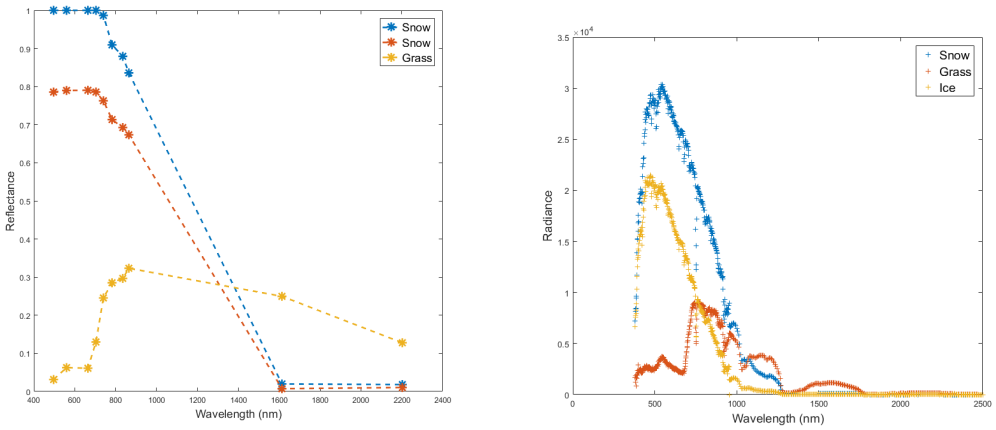


FIGURE 2.2 – A gauche la réflectance en fonction de la longueur d'onde pour trois pixels issus de l'acquisition Sentinel-2 de la Figure 2.1 dont deux sont associés à la neige et un à de l'herbe. A droite la radiance pour trois matériaux comparables issus de l'image hyperspectrale de la Figure

La multiplication des bandes spectrales permet de combler les vides entres les points présentés sur la Figure 2.2 de gauche. Celle-ci présente 10 bandes spectrales, mais certaines acquisitions aéroportées permettent d'exploiter plus de 600 bandes différentes. C'est notamment le cas de l'acquisition EUFAR 15/28 effectué au-dessus du massif du Mont-Blanc. Différentes visualisations sont alors possibles en fonction des bandes utilisées pour la composition RGB (Figure 2.3). cela permet également de combler les espaces vides dans les spectres de réfléctance de la Figure 2.2.

De la même façon l'utilisation de bandes à différentes longueurs d'onde peut permettre de réduire l'influence dans la visualisation de certain polluants atmosphériques tel que les fumées épaisses des incendies. On peut alors distinguer les foyers comme lors des grands feux californiens de l'été 2018 (Figure 2.4). Ces différentes possibilités d'affichage permettent à notre œil exercé de séparer facilement les différentes composantes de l'image, ce qui n'est pas évident d'un point de vue automatique et informatique. Cette séparation est d'autant plus difficile que la résolution spatiale entraine des effets différents d'une image à l'autre, ne permettant pas d'observer les mêmes objets de la même façon, et étant par conséquent influencé par différents mécanismes.

2.2.2 L'influence de la résolution spatiale

La résolution spatiale d'une image est l'une des premières caractéristiques recherchées. Celle-ci permettra ou non de séparer différents objets sur l'image. Ces résolutions spatiales varient suivant les acquisitions de plusieurs ordres de grandeurs, allant du sub-métrique pour Pléiade à plusieurs kilomètres pour les AVHRR. La disponibilité de ces résolutions est en grande partie influencé par le temps de retour des satellites tel que vu dans le chapitre précédent. Nous allons voir ici une partie de ce qu'il est possible d'observer avec certaines de ces résolutions.

Nous commençons ici avec Pléiade et sa résolution sub-métrique. Nous visualisons sur la Figure 2.5 une acquisition effectuée le 16 Mars 2018 au niveau du col du Lautaret. La bande panchromatique permet une résolution spatiale de 0.73m. Nous pouvons alors agrandir l'image d'origine jusqu'à un niveau de détail permettant d'isoler une trace de ski de randonnée, voire de deviner les câbles électriques reliant les pylônes. D'un point de vue applicatif nous pouvons également observer qu'à cette résolution spatiale, les effets du vent sur la neige sont observables. Sur ce même zoom des effets du vent sur la neige se distingue un second problème pour la plupart des applications, l'effet dû à l'ombre. L'intensité du signal acquis pour ces pixels est considérablement inférieure aux autres. Si les algorithmes de correction atmosphérique et topographique doivent

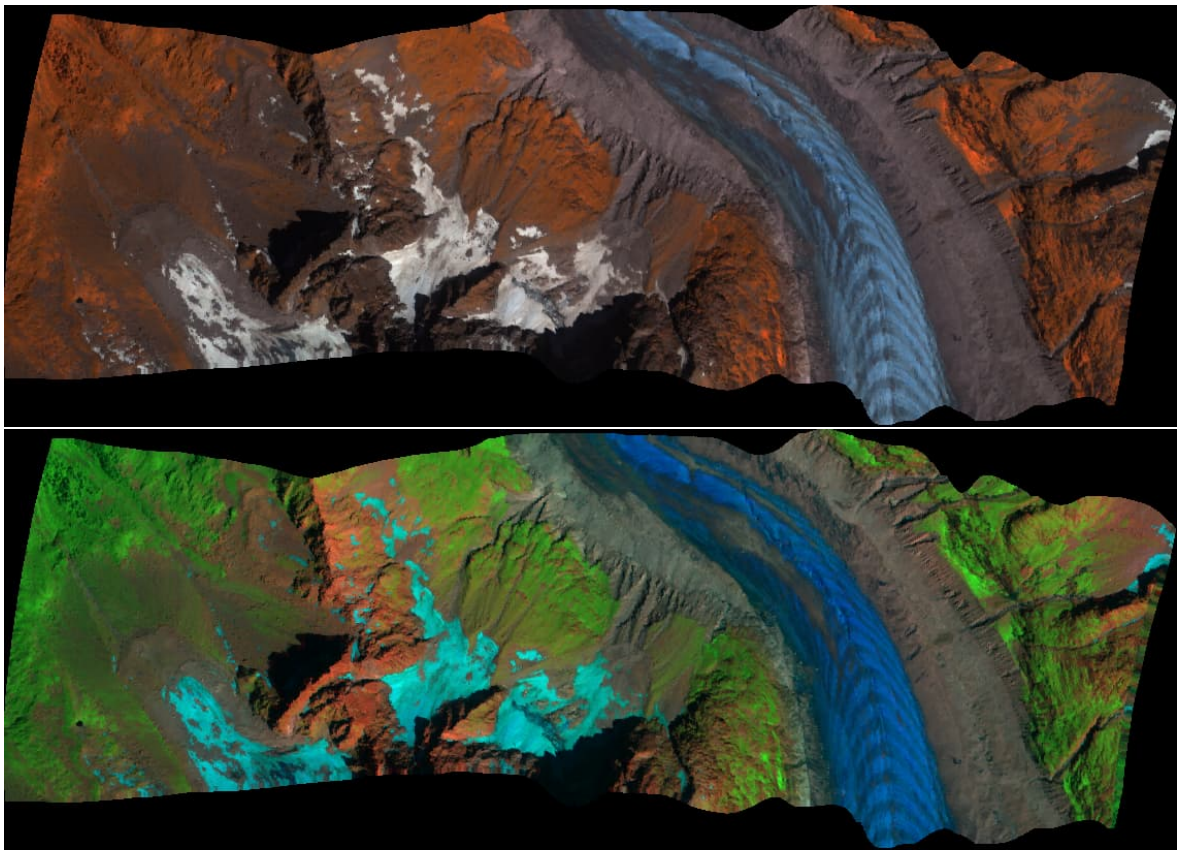


FIGURE 2.3 – Images en fausse couleur utilisant pour le rouge, le vert et le bleu les bandes situées respectivement pour l'image du haut à 890, 720, 550 nm et pour l'image du bas à 1876, 890, 720 nm. Echelle spatiale non disponible.

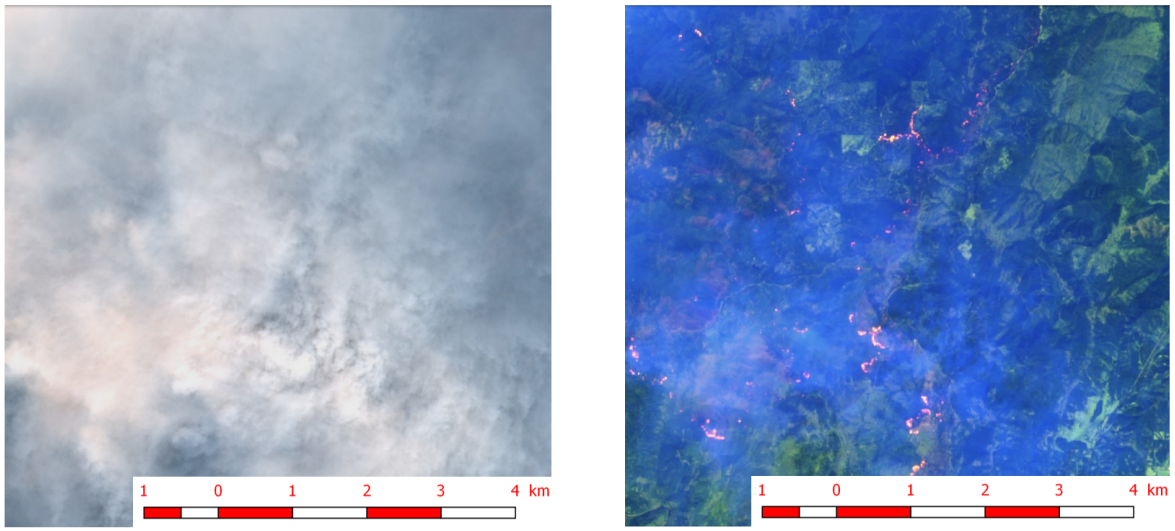


FIGURE 2.4 – Composition RGB Sentinel-2 à partir des bandes 2,3 et 4 (image de gauche, couleurs naturelles) et les bandes 4,11 et 12 (droite, fausse couleurs)

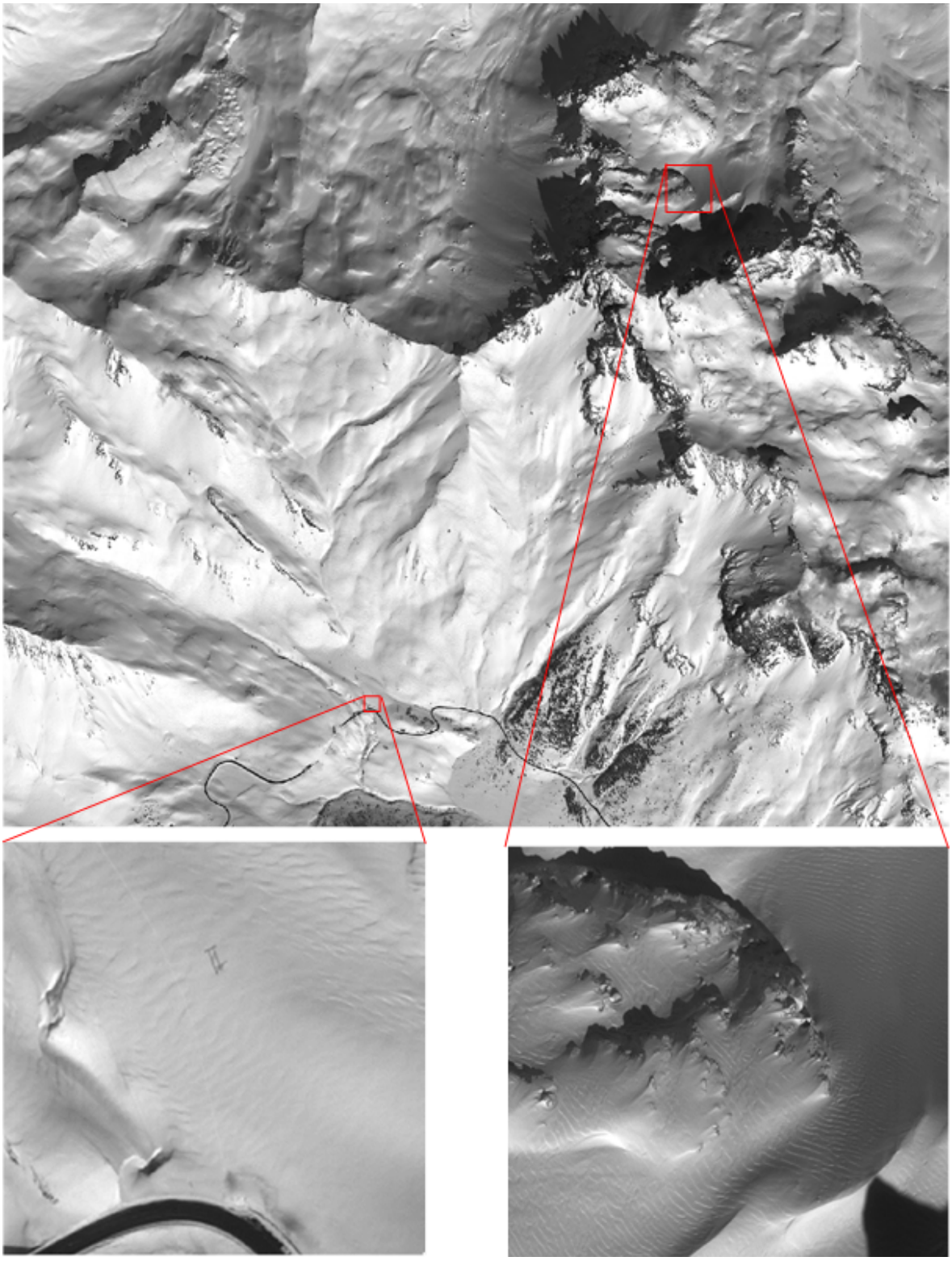


FIGURE 2.5 – Acquisition panchromatique Pléiade au niveau du col du Lautaret le 16 Mars 2018. La résolution de l'image étant trop importante pour montrer tous les détails, des zooms sont présentés en bas laissant percevoir une trace de ski de randonnée à gauche et des effets du vent sur la neige à droite.

corriger ces effets (non appliqués sur cette image Pléiade), une grande partie des données traitées présentent des zones d'ombre pénalisantes, même pour l'œil humain exercé. C'est notamment le cas sur les données Sentinel-2 qui subissent une correction.

A l'opposé d'un point de vue résolution spatiale nous pouvons considérer les images MODIS. Le Swath de 2300 km permet de couvrir l'intégralité de la Terre tous les 1 à 2 jours. La contrepartie est une résolution spatiale largement dégradé avec des pixels faisant au mieux 250 m au sol.

La figure 2.6 montre la spatialement très large acquisition lors du passage de MODIS. La couverture nuageuse se distingue tout comme la neige, la différenciation entre ces deux entités reste cependant visuellement précaire. Après traitement atmosphérique et topographique, l'utilisation des trois premières bandes permet une visualisation en couleur d'une zone plus restreinte proche de Grenoble. On observe que la neige est bien présente sur les massifs (les nuages sont masqués, en noir), et la végétation domine la vallée. On ne peut cependant pas distinctement discerner la métropole Grenobloise. En zoomant sur le massif on observer que les grandes structures sont visibles et que des ombres semblent subsister. Les structures de plus petite taille telles que les crêtes ou les sommets sont difficilement isolable et demandent une forte expertise humaine pour être séparés. Un certain nombre de pixels présentent des erreurs, ou du moins des irrégularités face à ceux qui l'entourent. L'expertise humaine permet de dire que ceux-ci sont des artefacts, des problèmes issus de l'acquisition ou des différents traitements sur les données. Ces artefacts peuvent influencer de façon importante sur nos données, contraignant certains algorithmes.

Ces différences spatiales sont importantes à prendre en compte pour pouvoir estimer ce qu'il sera possible d'observer. Si l'on considère l'observation de la neige, une image Pléiade permet d'avoir de très bon détail et d'étudier l'influence des variations spatiales de très faible ampleur. Au contraire une image MODIS ne permettra que d'obtenir des propriétés moyennes sur une grande zone.

2.2.3 L'influence de la résolution temporelle

Le temps de retour entre chaque image dépend du satellite considéré. Alors que MODIS permet au minimum une image par jour sur l'ensemble du globe (sauf au niveau de l'équateur), Pléiade ne permet des prises de vue qu'à la commande, ne permettant que quelques images par ans sur une même zone. Au milieu Sentinel-2 en constellation de deux satellites permet un temps de retour de 5 jours. Ces ensembles d'images permettent de suivre l'évolution du milieu.

Ce suivi peut s'effectuer sur l'ensemble de la surface pour voir visuellement l'évolution du milieu (Sur la Figure 2.7 dans le massif de Belledonne entre l'hiver et l'été 2018). Il peut également s'effectuer pixel par pixel pour voir l'évolution spectrale d'une surface au cours du temps. Pour cela le spectre d'un pixel précis est extrait à chaque occurrence (Figure 2.8, 117 images MODIS réparties sur 3 ans) et permet de voir l'évolution de la réflectance de cette zone. On peut d'ores et déjà observer la grande variabilité temporelle de ces régions tempérées

Ces trois grandeurs influencent ce que l'on peut observer. La dimension spatiale permettra d'obtenir les détails visuels des objets, la dimension spectrale permettra de différencier ces observables et la dimension temporelle permet de suivre leur évolution au cour du temps.

2.2.4 Dimensionnalité

A partir de ces images nous pouvons effectuer toutes sortes de traitements qui seront développés par la suite dans ce manuscrit. Nous pouvons cependant commencer par observer la dimensionnalité de ces images, c'est-à-dire le nombre de dimensions indépendantes de chaque image et donc d'une certaine façon le nombre de matériaux que nous pourrons séparer mathématiquement.

Pour obtenir une approximation de cette dimensionnalité, nous allons chercher les valeurs propres de matrices de covariance de ces différentes images, et plus particulièrement celles associées à MODIS, Sentinel-2 et l'acquisition hyperspectrale, permettant d'avoir une vue générale des différents types de capteurs.

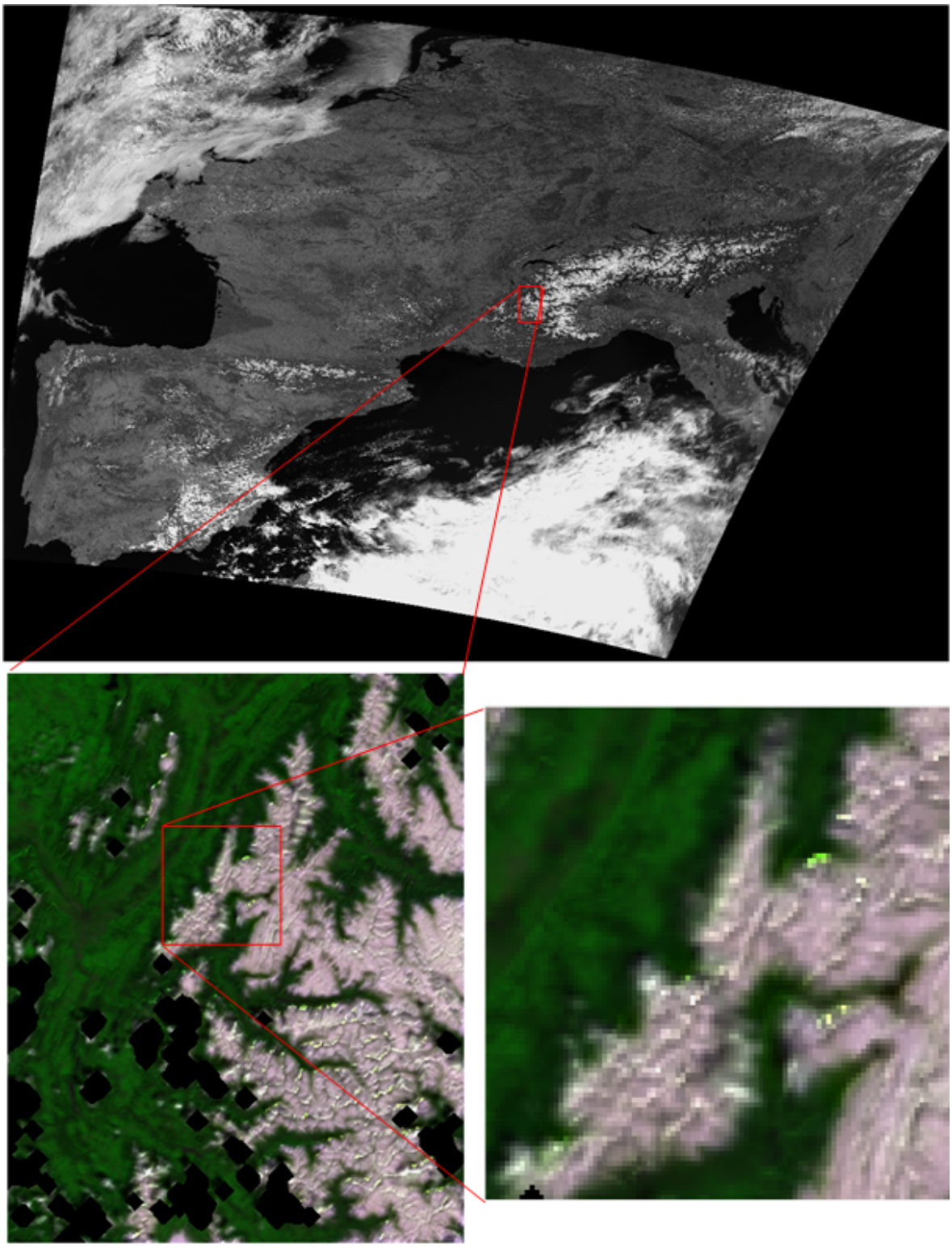


FIGURE 2.6 – Image MODIS distribué par la NASA (haut), zone proche de Grenoble en RGB après correction atmosphérique et topographique (bas, gauche), zoom sur le massif de Belledonne (bas, droite)

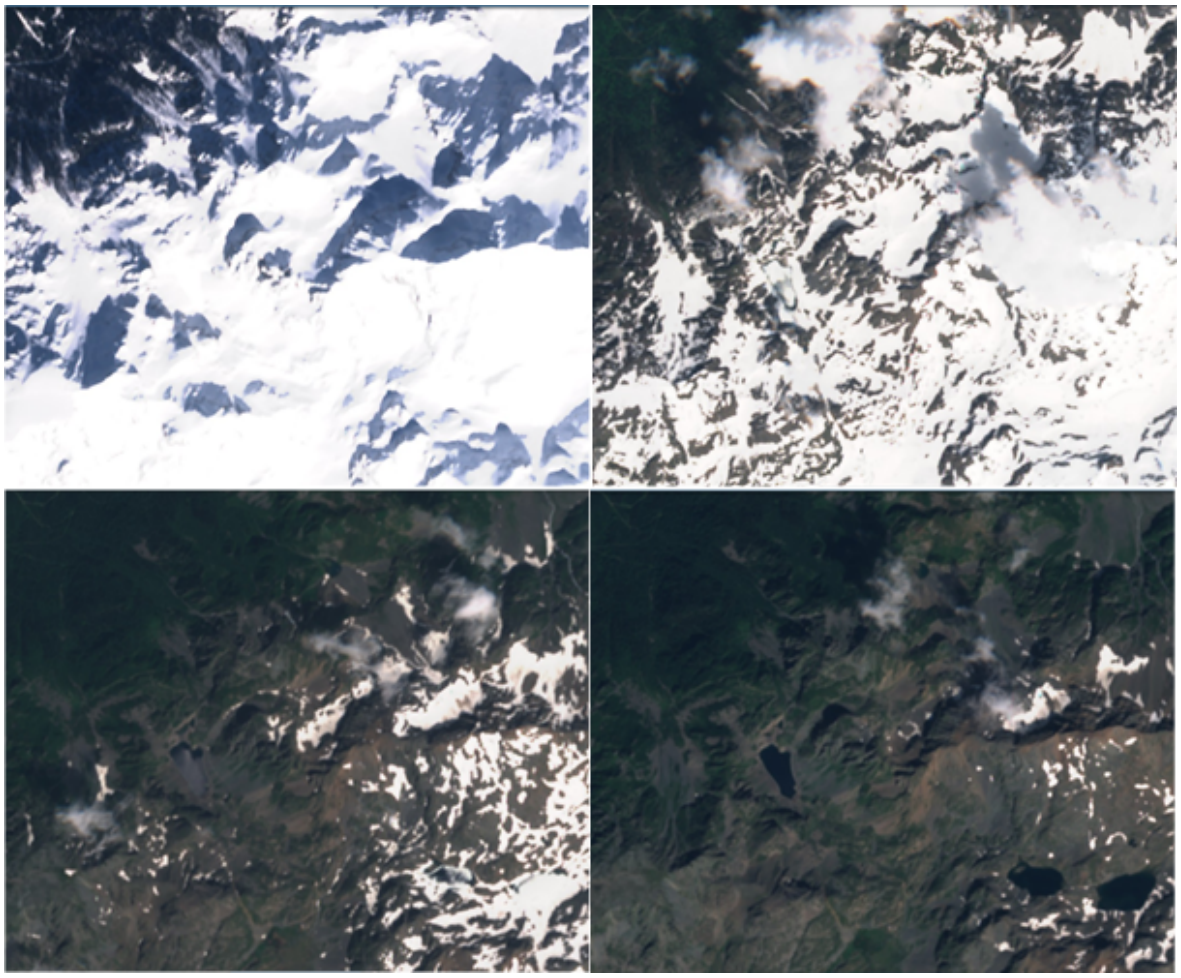


FIGURE 2.7 – Quatre acquisitions Sentinel-2 au-dessus de la même zone le 24 Mars, le 25 Avril, le 2 juillet et le 29 juillet 2018

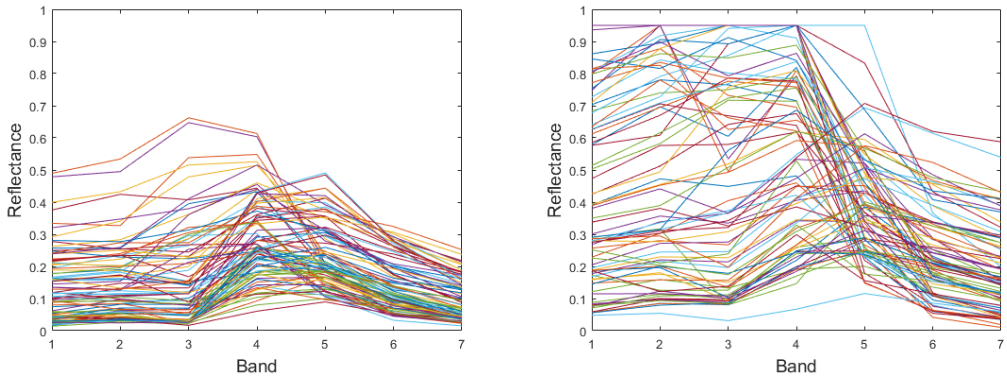


FIGURE 2.8 – Ensemble des spectres correspondant à un pixel en plaine, zone de foret (à gauche) et en zone montagne (droite) pour 117 acquisitions MODIS différentes.

Les résultats présentés sur la figure 2.9 montrent que le nombre de valeurs propres est de 4 ou 6 pour MODIS, de 5 à 7 pour Sentinel-2 et 13 pour l'image hyperspectrale. Cela signifie que pour les zones étudiées, les acquisitions MODIS et Sentinel-2 sont légèrement sur-définies, certaines bandes portant une information comparable à une autre, ou du moins ne permettant pas de mieux séparer les éléments de l'image. De la même manière l'image hyperspectrale et très largement sur-définie, avec plus de 600 bandes pour 13 grandeurs réellement significatives. Il s'agit ici de la dimensionnalité de l'ensemble de l'image. Nous pouvons effectuer des tests comparables pour des sous sections.
Plus particulièrement nous avons exploré la dimensionnalité des zones enneigées sur l'image Sentinel-2, la résolution spatiale et la connaissance de la zone permettant de bien isoler ces surfaces. Nous trouvons dans ce cas-là une dimensionnalité située entre 2 et 3, ce qui est cohérent avec le type d'image. En effet la neige est partiellement recouverte de débris, et les différences d'exposition sont en faveur de deux types de neige. On peut ainsi identifier 3 matériaux différents qui peuvent être vu comme représentatifs de cette zone de l'image. Cette étude préliminaire succincte de la dimensionnalité sera utilisée dans le Chapitre 3 car fondamentale pour le démélange spectrale.

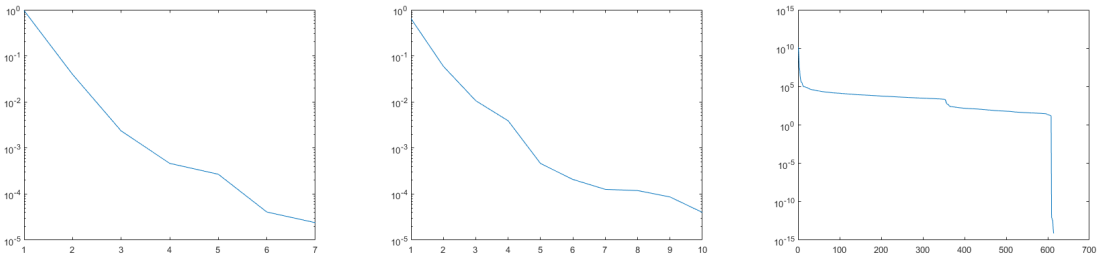


FIGURE 2.9 – Logarithme de la diagonale des valeurs propres pour une image MODIS (gauche), une image Sentinel-2 (milieu) et l'image hyperspectrale (droite)

En utilisant des méthodes d'analyse de composante principale, il est également possible de construire rapidement un sous-espace dans lequel représenter les différentes données. Si l'on prend l'exemple d'une image Sentinel-2 acquise en zone de montagne, il est possible de sélectionner un certain nombre de pixels identifiés visuellement comme appartenant à certaines catégories (neige, roche, alpage) et les représenter en fonction des premiers vecteurs propres. En utilisant uniquement les deux premiers vecteurs propres, une visualisation 2D permet de séparer de visu différentes catégories mais aussi d'observer la variabilité des matériaux.

On peut alors observer sur la Figure 2.10 que les pixels de neige sont bien séparés des pixels identifiés comme de la roche et de l'alpage. Ces deux dernières catégories partagent une frontière commune, ce qui parait logique au vu de la possible présence d'une faible végétation sur la roche de haute montagne, mais également de la présence de roche dans les alpages. Les trois zones de neige isolées présentent des caractéristiques différentes. On observe que la variation de SSA entraine une séparation relativement nette de la première zone avec les deux autres. Cependant ces deux dernières sont plus mixées d'où la présence de pixels s'écartant largement d'une droite fitant les données et passant par l'origine. On observe également que dans le cas du tracé d'une telle droite, les pixels correspondant aussi bien à la neige qu'aux deux autres matériaux seront répartis le long de cette droite. Cela dénote la présence d'une certaine variabilité dans la réponse spectrale des matériaux, variabilité qui peut être linéaire (suivant la droite) mais également légèrement non linéaire en s'écartant de celle-ci.

2.2.5 Conclusion

Ces quelques éléments de présentation des images permettent d'observer la grande variété d'éléments identifiables et isolables sur les images satellites optiques. Ces observables ne font pas

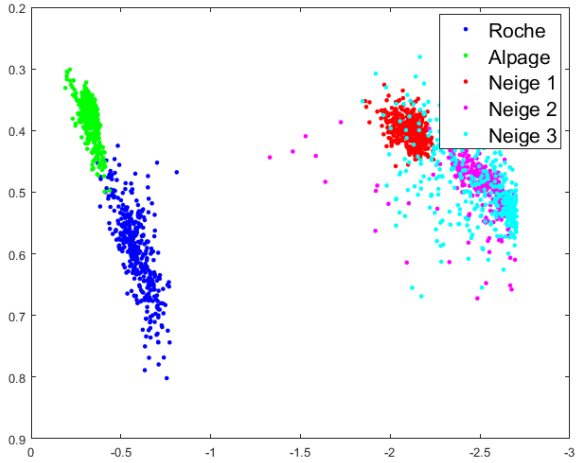


FIGURE 2.10 – Représentation de 5 ensembles de pixels en fonction des deux premiers vecteurs propres d'une image Sentinel-2. Le premier type de neige correspond à une zone homogène avec une SSA relativement faible, le second à une zone avec une SSA plus élevée où certains pixels comprennent un peu de roche. Enfin le troisième type de neige est pris sur une autre zone de l'image avec des variations visuelles de couleur de neige.

intervenir uniquement des visualisation 2D mais également l'extraction de certains spectres de pixels ou l'utilisation différencié de certaines bandes. Ces premiers traitements ouvrent la voie à des méthodes plus complexes dédiées à la detection de la neige. La suite de ce Chapitre se concentrera ainsi sur la detection de la neige via le satellite MODIS (pour son temps de retour très rapide) et à la comparaison des produits existants.

2.3 Le capteur MODIS

2.3.1 Présentation générale

Le capteur MODIS (pour Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) est un capteur radiométrique optique embarqué sur les satellites Terra (EOS AM-1) et Aqua (EOS PM-1). Ce capteur multispectral dispose de 36 bandes spectrales différentes dans le réflectif et l'émissif [Barnes et al., 1998] à des résolutions spatiales dites moyennes de 250 m (2 bandes), 500 m (5 bandes) et 1 km (29 bandes). Dédiée à l'observation générale des terres, des océans et de la basse atmosphère, cette large discrétisation spectrale permet de couvrir les différents aspects visés. Le temps de retour des satellites est quasi-journalier avec un swath de 2330 km et passage de l'équateur avant midi (10h30 heure locale) en mode descendant (nord-sud) pour Terra et l'après midi (13h30) en mode ascendant (sud-nord) pour Aqua correspondant aux minima nuageux locaux. Aux latitudes moyennes (45°) le temps de retour et les trajectoires permettent une à deux images par jour.

Dans le cadre de l'étude qui suit, seules les bandes à 250 et 500 m seront considérées car correspondant au domaine du visible et du proche infrarouge (Figure 2.11). Nous nous focaliserons également sur le capteur embarqué sur le satellite Terra, en effet le capteur MODIS d'Aqua présente une défaillance de la bande 6 limitant considérablement les applications neige.

Le satellite Terra étant en orbite depuis Février 2000, la série temporelle est considérable et les chaines de traitement parfaitement établies et vérifiées.

2.3.2 Les principaux produits MODIS

En suivant les principales étapes de traitement mentionnées dans la partie II.B.3, différents produits de traitement sont disponibles et distribués par la NASA. Les données de niveau 1B fournissent ainsi des données de radiance ou réflectance TOA géolocalisées. Ces données serviront de base à la plupart des algorithmes par la suite.

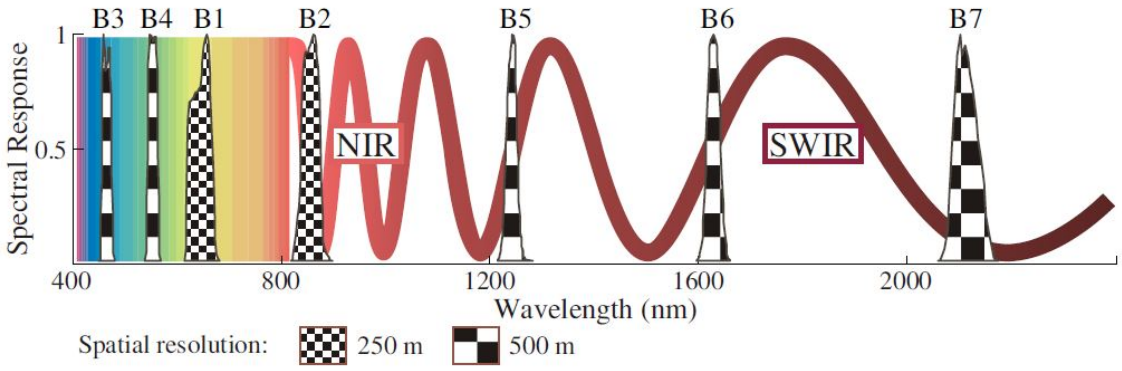


FIGURE 2.11 – Réponses spectrales des bandes 1 à 7 du capteur MODIS. Crédit Pascal Sirguey.

Au premier niveau de traitement à partir de ces données on trouve le produit neige officiel MOD10A1 qui a évolué au cours du temps [Hall and Riggs, 2007]. Celui-ci comporte des données relatives à la présence de neige (indice de confiance) et/ou la fraction de neige dans chaque pixel (jusqu'à la collection 5). On trouve ainsi différentes collections qui représentent les dernières avancées effectuées sur cette détection. Actuellement les deux collections disponibles sont la 5 et la 6, dont les spécificités seront décrites en section 2.5.2. On peut dès à présent noter que ces produits sont directement issus des données de niveau 1B et par conséquent en réflectances TOA.

A ce même niveau de traitement sont également produits des masques de nuages et d'extension des banquises. Si le second produit nous importe assez peu, on peut noter que le masque nuage reste primordial pour l'étude de la neige de par la proximité des réflectances nuages/neige et par conséquent des possibles fausses détections. L'algorithme implémenté est basé sur une série de seuillages sur différentes bandes du visible/proche infrarouge mais également des bandes de l'infrarouge médian, disponible uniquement à une résolution spatiale de 1 km. Le produit de nuages donne ainsi une probabilité de présence de nuages sur des pixels d'un kilomètre [Baum et al., 2012].

Pour finir nous nous intéresserons également au produit de réflectance au sol MOD09 corrigeant les effets de l'atmosphère. Les réflectances de surface sont produites à partir du code de transfert radiatif 6S [Kotchenova and Vermote, 2007; Kotchenova et al., 2006] qui prend en compte les éléments en altitude, une atmosphère réaliste mixte, une surface au sol Lambertienne ou anisotropique et une atmosphère gazeuse. Cette correction ne prend cependant pas en compte les effets liés à la topographie évoqué dans le chapitre précédent.

Les produits suivants sont dérivés de ces premiers produits et sont des produits composites rassemblant généralement des données sur plusieurs jours. Nous pouvons par exemple obtenir des produits de végétation, d'occupation des sols ou de neige sur 8 ou 16 jours. Ce sont au total plus d'un millier de produits statistiques qui sont dérivés au niveau 3, que nous n'utiliserons pas par la suite et qui ne sont par conséquent pas détaillés

2.4 Produits optiques de couverture neigeuse

2.4.1 Le NDSI

L'arrivée de l'imagerie multi-bande et notamment la présence sur les capteurs d'une bande dite SWIR pour « Short Wave InfraRed » située aux alentours de 1600nm a permis d'exploiter l'importante réflectance de la neige dans le visible et sa décroissance rapide dans le SWIR. Dozier [1989] a ainsi proposé l'introduction de l'indice NDSI pour « Normalized Difference Snow index » qui se définit de la façon suivante :

$$\mathrm{NDSI} = \frac{R_{VIS} - R_{SWIR}}{R_{VIS} + R_{SWIR}} \tag{2.1}$$

où R_{VIS} correspond à la réflectance d'une bande située dans le visible (le plus souvent celle correspondant au vert (500-588 nm) et R_{SWIR} correspond à la réflectance dans le domaine du SWIR (autour de 1600 nm).

Ce ratio de bandes permet d'obtenir une valeur, qui, ensuite seuillé, permettra de distinguer la neige du reste de l'environnement. La plupart des nuages ayant également une réflectance importante dans le SWIR, l'application du seuillage permet d'en éliminer la majorité.

Ce seuil en général choisi pour correspondre à une couverture minimum du pixel à hauteur de 40 à 50% de neige induit naturellement une large possibilité d'erreurs, les pixels en sortie de ce seuillage étant binaires, c'est-à-dire considérés soit comme totalement enneigés soit totalement découverts. L'avantage évident d'une telle méthode est sa rapidité d'exécution permettant de traiter de très grandes surfaces en un minimum de temps. Un grand nombre de satellites d'observation possèdent une bande SWIR et une bande compatible dans le visible, ce produit est en général le premier disponible. C'est notamment le cas sur MODIS, sur les données SPOT, sur les données Sentinel-2 (chaine de traitement "Let-It-Snow" [Gascoin et al., 2018]).

Bien que ces méthodes amènent généralement un taux bas de fausses détections, les surfaces totales de neige sont tronquées par le seuillage et faussées par la caractéristique binaire de la carte finale. Le passage en fractionnel, i.e., en pourcentage de neige dans chaque pixel, est primordial pour avoir un rendu final précis des surfaces enneigées. Cette nécessité est d'autant plus importante que la résolution spatiale peut être grossière, notamment dans le cas de MODIS et VIIRS, augmentant le risque de pixels partiellement couverts.

Le passage en données fractionnelles le plus communément utilisé est celui introduit sur le traitement des données MODIS par Salomonson and Appel [2004]. La comparaison a été effectuée entre les valeurs du NDSI sur les données MODIS et des données LANDSAT de plus haute résolution spatiale acquises le même jour. La neige a été extraite via la méthode du seuillage du NDSI, puis dégradée à la résolution spatiale de MODIS a permis d'établir une relation linéaire entre la valeur du NDSI et la fraction de neige dans le pixel MODIS.

Cette relation linéaire définit la fraction de neige d'un pixel F_p comme suit :

$$F_p = 1.45\text{NDSI} - 0.01. \tag{2.2}$$

Cette relation, établie au début des années 2000 à partir des données MODIS avec les corrections de radiance de l'époque n'est valable que pour le satellite MODIS [Salomonson and Appel, 2004, 2006] et n'a pas pu être vérifiée sur d'autres capteurs même si elle a pu être appliquée sur SPOT notamment. Elle est aujourd'hui la base des données fractionnelles fournie par le NSIDC. Ces cartes de neige basées sur le NDSI sont la base des cartes de neige de MODIS, VIIRS, SPOT, LANDSAT et d'autres capteurs. Cependant elles n'exploitent que 2 bandes parmi l'ensemble des bandes, et donc de l'information disponible. D'autres méthodes, plus généralistes et exploitant l'ensemble de l'information, peuvent alors être appliquées sur ces données multispectrales.

2.4.2 Le démélange spectral appliqué à la neige

Le démélange spectral est abordé plus en longueur dans le chapitre 3 de ce manuscrit. Cependant son utilisation dans les approches récentes de détection des surfaces enneigées nécessite une présentation succincte dans cette section.

Dans le démélange spectral linéaire, la signature spectrale d'un pixel est modélisée comme une combinaison linéaire de spectres de matériaux purs, appelée endmembers (mais également pôles spectraux), supposément contenue dans le pixel. On parle ici de Modèle de Mélange Linéaire (Linear Mixing Model (LMM) [Bioucas-Dias et al., 2012]). La linéarité de ce modèle présume qu'un rayon solaire n'est réfléchi que par un unique matériau sur la surface. La réflectance d'un pixel est alors uniquement composée d'un mélange macroscopique au niveau du capteur de spectres des matériaux présents à la surface de l'aire correspondant au pixel. Considérons $\mathbf{W} = [w_1, \cdots, w_p]$ la signature spectrale de P endmembers, où chaque $w_p \in \mathbb{R}^L$ est un vecteur colonne à L dimensions (i.e., L bandes spectrales), la LMM définit que la signature $x_k \in \mathbb{R}^L$ d'un pixel k est définie par :

$$\mathbf{x}_k = \sum_{p=1}^{\mathrm{P}} \boldsymbol{h}_{k,p}\mathbf{w}_{k,p} + \mathbf{n}_p, \tag{2.3}$$

où $\mathbf{h}_{k,p} = [h_{k,1}, h_{k,2}, \cdots, h_{k,\mathrm{P}}]$ est le vecteur à P dimension correspondant à l'abondance fractionnelle par pixel de chaque endmembers et $\mathbf{n}$ est une composante indépendante de bruits. L'estimation des abondances fractionnelles de chaque endmembers dans un pixel peut être modélisée comme un problème inverse de la façon suivante :

$$\hat{\mathbf{H}_p} = \arg\min_{\mathbf{H_p}} \|\mathbf{x}_k - \sum_{p=1}^{\mathrm{P}} \mathbf{w}_p \boldsymbol{h}_{k,p}\|_2. \tag{2.4}$$

Typiquement certaines contraintes physiques sont ajoutées à la LMM. La contrainte de non négativité sur les abondances (ANC), $h_p \geq 0, \forall p$ assure l'absence d'abondances négatives dans le résultat final. La contrainte de somme à 1 sur les abondances (ASC), $\sum_{p=1}^{\mathrm{P}} h_p = 1$ fait en sorte que le total des abondances des matériaux dans le pixel soit égal à 1, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de "vide". La LMM avec ANC et ASC est appelée "Full Constrained Least Square Unmixing (FCLSU) [Bioucas-Dias et al., 2012]".

Les approches basées sur le démélange spectral (Spectral Unmixing ou SU par la suite) nécessitent par conséquent la connaissance ou l'estimation de la matrice d'endmembers pour pouvoir calculer les abondances correspondantes. Dans le cas des approches classiques utilisées pour la neige, cette matrice de spectres est issue d'une bibliothèque connue. Celle-ci est conçue soit en laboratoire par mesure des spectres des différents matériaux par spectrométrie, soit en extrayant directement les spectres sur une image dont la connaissance précise permet de catégoriser les matériaux correspondants. Dans un cas plus général cette matrice d'endmembers peut également être estimée sur l'ensemble de l'image, mais cette approche n'est pas abordée dans ce chapitre et sera la base des développements effectués dans le Chapitre 3.

Le SU permet au final d'obtenir l'abondance dans chaque pixel de chacun des matériaux considérés dans la matrice d'endmembers. L'application à la neige est alors évidente, la fraction de neige par pixel correspondant à la somme des abondances des endmembers correspondants au matériau neige. Dans le cas d'une image suffisamment définie spectralement, il est également envisageable de définir plusieurs endmembers correspondant à plusieurs états de la neige, en fonction de la SSA ou du taux d'impuretés par exemple, afin de pouvoir retrouver ces grandeurs dans l'image. Il est cependant nécessaire de prendre en compte le nombre de bandes disponibles face à la diversité de matériaux de notre image. Plus le nombre de bandes est faible plus la séparation de ces matériaux est complexe. Les méthodes de SU étants principalement développées sur des images hyperspectrales, leur fonctionnement sur des images multispectrales à 10 bandes (Sentinel-2), 7 bandes (MODIS) ou même SPOT (4 bandes) est sujet à caution.

Ces différentes grandes approches sont utilisées sur MODIS notamment, cependant elles sont la plupart du temps légèrement remaniées afin de s'adapter aux particularités du satellite ou pour limiter certaines erreurs. La présentation et la comparaison de ces différents produits permet une vision globale des possibilités et des limitations sur un satellite présentant à la fois une résolution spectrale relativement faible (7 bandes) et une résolution spatiale intermédiaire (250-500 m).

2.5 Comparaison des approches NDSI et SU au travers des données MODIS

2.5.1 Problématique

MODIS offre une résolution au sol de 250 à 500 m au nadir dans les bandes du VIS et du SWIR respectivement pour un temps de retour quasi-quotidien ce qui permet une bonne probabilité d'une image sans nuages. MODIS est en orbite depuis plus de 15 ans ce qui a permis l'émergence de nombreuses méthodes pour l'obtention des données de SCA ("Snow cover area" où surface

enneigée). Cette SCA peut être obtenue par la somme d'un produit binaire, correspondant simplement à la présence ou non de neige dans le pixel, ou par la somme d'un produit fractionnel, dont chaque pixel est caractérisé par sa fraction de neige, SCF par la suite. Hall et al. [1995] ont les premiers proposé une méthode pour produire des cartes de neige binaires à 500 m en seuillant le NDSI calculé à partir de la bande 4 (545-565 nm, VIS) et la bande 6 (1628-1652 nm, SWIR). Salomonson and Appel [2004, 2006] ont proposé de retrouver la SCF au niveau du pixel à partir d'une régression linéaire sur la valeur du NDSI tel qu'explicité en section 2.4.1. Les images LANDSAT ont été utilisées à la fois pour l'étalonnage de la régression linéaire et pour la vérification des valeurs trouvées en utilisant un produit de neige binaire à 30 m. Dans cette étude, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) variait entre 0.04 et 0.10 pour les sites d'essais situés en Alaska, au Labrador et en Sibérie [Salomonson and Appel, 2006]. Le workflow présenté dans Salomonson and Appel [2004, 2006] est la base de l'ancien produit neige MOD10A1 (Collection 5) [Hall and Riggs, 2007]. Actuellement, le produit MOD10A1 Collection 6 distribué par le NSIDC (National Snow and Ice Data Center : http ://nsidc.org/) ne fournit plus de produits SCF, mais seulement des cartes NDSI. Dans le cadre de cette étude, les cartes NDSI de la collection MOD10A1 C6 ont été utilisées pour produire des cartes SCF en utilisant le workflow décrit dans Salomonson and Appel [2006].

Le NDSI est cependant basé sur la seule utilisation de deux bandes sur les cinq disponibles à 500 m tout en omettant l'utilisation des deux bandes à 250 m, au contraire du démélange spectral (SU pour Spectral Unmixing) ce qui revient à ne pas utiliser toute l'information disponible. SU tel que formulé en section 2.4.2 peut ainsi être utilisé sur les données MODIS. Un produit SCF basé sur le démélange est actuellement disponible pour certaines parties du globe à partir du développement proposé par Painter et al. [2009]. L'algorithme MODSCAG est utilisé pour produire cette SCF à une résolution spatiale de 500 m. Ce produit a été évalué par Rittger et al. [2013] sur différentes parties du globe à partir de produits fractionnels de neige à 30 m issus de LANDSAT-8 et produits par une méthode de démélange. Les résultats de cette étude avancent un RMSE moyen pour MOD10A1 de 0.23 sur les pixels non nuageux tandis que l'approche MODDSCAG obtient un RMSE de 0.10. Cela montre particulièrement bien les avancées possibles amenées par le démélange spectral ainsi que le taux d'erreur du NDSI plus important que précédemment estimé.

Sirguey et al. [2009] ont utilisé les deux bandes de MODIS disponibles à une résolution spatiale de 250 m pour appliquer une méthode de fusion dite ARSIS (Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures, [Ranchin and Wald, 2000; Sirguey et al., 2008]). Le but est d'améliorer la résolution des 5 bandes à 500 m vers une résolution finale de 250 m pour des objectifs d'observation en milieux montagnard. Le workflow MODIS Imagery Laboratory (MODImLAB) est capable de produire des cartes de SCF à 250 m en utilisant le SU à partir d'un jeu d'endmembers issus des terrains de la Nouvelle Zélande. Une étude d'évaluation a été menée par Sirguey et al. [2009] sur la Nouvelle Zélande à partir de cartes binaires issues du capteur ASTER et utilisant la méthodologie du NDSI. Le RMSE moyen est évalué à 0.10 ce qui est comparable à MODSCAG et a été calculé après agrégation des cartes à 500 m pour proposer une comparaison plus précise. L'étude de MODImLAB montre également que la résolution de 250 m apporte une amélioration conséquente de la résolution de la ligne de neige, correspondant à la limite entre les zones enneigées et non enneigées.

Face à la diversité de ces approches et des méthodes résultantes, cette section se propose de conduire une évaluation de la précision des deux grandes approches nommées respectivement régression linéaire du NDSI et SU. Dans le but d'effectuer cette comparaison, différents produits neige issus de différentes équipes autour du monde ainsi que des produits additionnels expérimentaux ont été utilisés pour mettre en avant les limitations des différentes approches. Les cartes de neiges issues de ces deux méthodes ont été comparées avec les mêmes cartes de neige haute résolution, considérées comme une représentation précise de la réalité, dans le but de proposer une comparaison plus précise et compréhensible de ces différents produits. Les produits neige utilisés sont MOD10A1 (collection 5 et la nouvelle collection 6) produits par le National Snow and Ice Data Center (NSIDC) représentant la régression linéaire du NDSI, MODImLAB et MODSCAG pour le SU. Deux variantes de ces produits sont utilisées de façon complémentaire. La première,

basée sur la régression linéaire du NDSI, utilise des réflectances corrigées atmosphériquement et topographiquement, contrairement aux produits issus du NSIDC. La seconde est basée sur le SU. La finalité de ces deux produits additionnels est de se focaliser sur les limites pratiques des deux grandes approches sachant que tous les produits opérationnels présentent des subtilités telles que des seuillages comparés au design original présenté en section 2.4.2. Un total de 6 produits est alors comparé, trois issus d'une régression linéaire du NDSI et trois d'un démélange spectral.

Cette comparaison profite du développement récent de la chaine de traitement Let-it-Snow (LIS, Gascoin et al. [2018]) qui permet d'utiliser les nouvelles cartes de neige issues de l'expérimentation Take-5 pour vérifier les différentes données. L'expérimentation Take-5 a été conduite alors que les satellites SPOT4 et SPOT5 arrivaient en fin de vie dans le but de simuler les futures séries temporelles d'images acquises par Sentinel-2. En abaissant leurs orbites, le temps de retour de ces satellites a été réduit à 5 jours, permettant la production d'images pour 45 sites préalablement sélectionnés à une résolution spatiale au sol de 20 m (SPOT4 Take-5) et pour 150 sites à 10 m (SPOT5 Take-5). En plus de ces données, et dans le but d'établir un jeu de données le plus large possible sur les sites d'intérêts, la chaine de traitement LIS a été appliquée sur des données LANDSAT-8 également utilisées comme référence par la suite. L'ensemble de ces données permet d'exploiter la plus grande résolution spatiale et temporelle de produits neige vérifiée sur la période considérée. Cette large base de données a été sélectionnée pour couvrir trois zones différentes, les Alpes Françaises, les Pyrénées et l'Atlas Marocain, ce qui permet d'effectuer les différentes analyses sur des zones de terrain hétérogènes, dont les principales caractéristiques sont respectivement un domaine de haute montagne, de moyenne montagne et une région désertique. Un total de 181 dates a été sélectionné, comprenant 117 acquisitions dans les Alpes, 30 dans les Pyrénées et 24 au Maroc, permettant l'étude de différents scénarios de couverture neigeuse.

Cette section est organisée de la façon suivante. La partie 2.5.2 présente les différents produits issus des approches présentées en 2.4. qui seront comparés par la suite. La partie 2.5.3 présente les différentes zones d'étude et les données de référence. La partie 2.5.4 décrit la méthodologie de comparaison et la partie 2.5.5 fournit les résultats correspondants. Une discussion des principales limitations des différentes approches est disponible en partie 2.5.7.

2.5.2 Produits fractionnels de neige basés sur les images MODIS

MOD10A1 collection 5 et collection 6

Le produit MOD10A1 distribué par le NSIDC est basé sur les réflectances "top-of-atmosphère" (TOA) dérivé des données MOD02HKM et MOD021KM de niveau L1B. Le masque de nuages est fourni par le produit MOD35L2 et complété par un indice de qualité pour chaque pixel dans le but de limiter les erreurs de classification tout en informant l'utilisateur du degré de certitude de celle-ci. Ces approches utilisent comme principal seuillage les valeurs du NIR (bande 2) pour éliminer les surfaces en eau. Un seuillage additionnel dans le visible (bande 4) élimine les valeurs trop basses de la régression linéaire. Si un pixel a une valeur dans la bande 2 < 0.10 ou dans la bande 4 <0.11, ce pixel est considéré comme totalement non couvert de neige. Les pixels ne répondant pas à ces critères d"exclusion se voient appliquer la régression linéaire précédemment explicitée pour calculer leur SCF respective.

De nombreuses améliorations ont été apportées entre les deux collections de données, principalement concentrées sur la couverture nuageuse et l'indice de qualité. D"après le guide utilisateur du NSIDC, le protocole de sélection décidant si un pixel détecté comme couvert de neige est un faux positif en utilisant les températures de surface prend maintenant en compte l"altitude de ce pixel. Cette prise en compte est particulièrement importante pour les enneigements d"altitude au printemps et en été. L"indice principal de qualité est désormais disponible dans une nouvelle couche de données. Toutes les spécifications de la collection 6 peuvent être retrouvées sur le site du NSIDC.

Les valeurs de SCF ne sont plus fournies dans la nouvelle collection 6 de MODIS (C6 par la suite). Dans l"objectif de garder une cohérence entre les différents produits utilisés dans cette

étude, la SCF a été obtenue en utilisant la régression linéaire décrite en Salomonson and Appel [2006] et en section 2.4.1. Elle est appliquée à la carte du NDSI fournie par C6 et uniquement sur des pixels qui contiennent de la neige d'après le produit C6 "NDSI snow cover product" qui ne décrit pas une fraction mais une probabilité de présence de neige. Le produit de couverture nuageuse spécifique à C6 est également utilisé pour ces données SCF.

La collection 5 (C5 par la suite) est toujours disponible sur la plateforme du NSIDC. Les résultats de C5 qui utilisent la même régression linéaire du NDSI sont également inclus dans cette comparaison afin d'évaluer les améliorations apportées par la nouvelle version.

NDSI corrigé atmosphériquement et topographiquement ($NDSI_{atopcor}$)

Dans C5 et C6 fournis par le NSIDC, la régression linéaire est appliquée sur des réflectances TOA qui n'incluent pas de corrections atmosphériques ou topographiques. Dans le but d'étudier l'impact de ces corrections, un nouveau produit a été développé, désigné par la suite sous le nom de $NDSI_{atopcor}$. L'algorithme correspondant utilise en entrée les données TOA issues du produit L1B de MODIS. Une correction atmosphérique et topographique (ATOPCOR) via l'utilisation d'un MNT est conduite pour calculer des réflectances de surface [Sirguey et al., 2009]. Cela fournit une estimation des réflectances de surface telles qu'elles auraient pu être mesurées au niveau du sol en l'absence d'effet d'absorption ou de diffusion résultant de l'atmosphère ou de la topographie. Cette prise en compte de la topographie, incluant les ombres, est la principale différence avec le produit officiel de réflectance au sol MOD09GA. En plus de ce traitement, le principe de fusion d'ondelettes ARSIS est appliqué entre les bandes 1-2 (250 m) et les bandes 3-7 (500 m) avec pour finalité une image comportant 7 bandes avec une résolution spatiale de 250 m [Sirguey et al., 2008]. Les bandes 4 et 6 utilisées pour le calcul du NDSI ont par conséquent une résolution spatiale de 250 m. Un masque de nuage est également généré suivant une approche différente (décrite en Sirguey et al. [2009]) de celle utilisée dans le produit officiel MOD35L2.

MODImLAB

MODImLAB utilise en entrée les réflectances corrigées ATOPCOR après utilisation de la fusion basée sur le concept ARSIS décrit dans la section précédente. L'approche SU décrite en 3.B.2 est alors appliquée sur ces données utilisant une bibliothèque d'endmembers composée de 8 matériaux dérivés de mesures sur le terrain et de réflectances sélectionnées manuellement sur des données MODIS. Quatre de ces endmembers sont associés à de la neige (classifiée comme neige, neige et glace, glace seule et vieille neige), les quatre autres sont associés à la végétation, la roche, les pâturages et les zones de débris, le tout ayant été extrait ou établi à partir de terrains situés en Nouvelle Zélande [Sirguey et al., 2009].

Tous les pixels ayant une valeur du NDSI inférieure à -0.2 sont considérés comme non couverts de neige. Sur l'ensemble des pixels restant le FCLSU est appliqué avec l'ensemble de la bibliothèque de huit endmembers. La SCF finale d'un pixel donné est obtenu par la somme des abondances correspondant aux quatre endmembers associés à la neige [Hapke, 2012].

MODSCAG

Dans le cas de MODSCAG [Painter et al., 2009], les réflectances de chaque pixel proviennent d'une correction via un facteur hémisphérique directionnel des réflectances atmosphériques disponibles via le produit officiel MOD09GA. Les réflectances de surface sont produites à partir du code de transfert radiatif 6S qui prend en compte les éléments en altitude, une atmosphère réaliste mixte, une surface au sol Lambertienne ou anisotropique et une atmosphère gazeuse [Kotchenova and Vermote, 2007; Kotchenova et al., 2006]. MOD09GA est distribué par le "Land Processes Distributed Active Archive Center". MODSCAG est basé sur le SU et utilise une bibliothèque composée de deux parties distinctes. La première partie de cette bibliothèque est subdivisée en 4 classes (roche, sol, végétation et glace de lac) et contient des spectres issus d'études de terrain et d'acquisitions en laboratoire. La deuxième partie de la bibliothèque est composée d'une unique classe

contenant plusieurs centaines de spectres théoriques de neige qui sont calculés en fonction de la SSA et de l'angle solaire en se basant sur la théorie de Mie et le facteur hémisphérique directionnel de réflectance du modèle de transfert radiatif à ordonnées discrètes.

L'étape d'estimation des abondances diffère de celle explicitée en section 2.4.2 ou l'intégralité de la bibliothèque d'endmembers est alors utilisée. Dans le cas de MODSCAG, le FCLSU est utilisé sur les 7 bandes (les 2 à 250 m étant spatialement dégradées) avec toutes les permutations possibles de deux endmembers ou plus avec un endmember par classe de la bibliothèque. MODSCAG sélectionne au final la SCF (et par conséquent la SSA) correspondant à la solution qui minimise l'erreur de reconstruction et qui contient le plus petit nombre d'endmembers. Un endmember supplémentaire qui compte comme de "l'ombre" peut être ajouté pour tenir compte de ces zones qui ne sont pas corrigées dans MOD09GA. Pour limiter les fausses détections, un seuillage est appliqué sur l'ensemble des valeurs basses de SCF après le FCLSU. Les pixels avec une SCF inférieure à 0.15 sont ainsi considérés comme libres de neige. Le masque de nuage utilisé est dérivé du produit disponible avec MOD09GA qui est ensuite régularisé sur la base des SSA trouvées lors du SU.

MODSCAG est un produit opérationnel couvrant uniquement certaines parties du globe et certaines périodes temporelles. L'algorithme et les sources nécessaires à son fonctionnement n'étant pas disponible, son utilisation est limitée sur certains des sites de tests utilisés par la suite. Afin de pouvoir améliorer notre comparaison des techniques SU, un produit additionnel est défini pour étudier les limites de MODImLAB et MODSCAG.

Approche pure SU

MODImLAB et MODSCAG sont basés sur le LMM. Tout comme d'autres approches utilisant le SU, elles s'appuient avec plus ou moins d'importance sur des étapes de pré ou de post-traitement pour réduire les erreurs liées au démélange. Avec cela en tête, un nouveau produit est ajouté à la comparaison, nommé par la suite LMM_{pure}, qui a pour but de vérifier d'un point de vue général l'approche SU utilisée pour l'estimation de la couverture de neige sur MODIS. LMM_{pure} est basée uniquement sur la théorie LMM décrite en section 2.4.2 (i.e., pas de seuillage ni sur les SCF finales, ni sur le NDSI). Le jeu d'endmembers utilisé est le même que pour MODImLAB tout comme les corrections atmosphériques et topographiques ainsi que la fusion de données.

2.5.3 Jeu de données

Zones d'intérêt

TABLEAU 2.1 – Principales caractéristiques des trois zones étudiées.

	Surface (km^2)	Dates	Min. altitude	Max. altitude
Alpes	9216	117	200	4100
Pyrénées	12100	30	250	3300
Atlas	14625	24	100	4080

Les Alpes Françaises La première zone d'intérêt est située près de Grenoble, France (Figure 2.12, Table 2.1). Une zone de 100 km par 80 km a été définie (400 x 320 pixel à 250 m de résolution) qui comprend la ville de Grenoble à l'Ouest et le dôme des Ecrins (4000 m d'altitude) au Sud-Est de l'image. Cette zone est composée de terrains répartis sur un grand panel d'altitudes (de 200 à 4000 m avec une altitude moyenne de 1440 m). Une grande variété de surfaces est présente incluant des zones urbaines de forte densité, des terres agricoles et différentes morphologies d'altitude. La période d'observation s'étend de l'hiver 2013 au printemps 2016 avec les trois capteurs précédemment évoqués utilisés en référence. Un total de 117 acquisitions (77 recouvrant des données MODSCAG) ont été effectuées à différentes dates de ces quatre années permettant la couverture

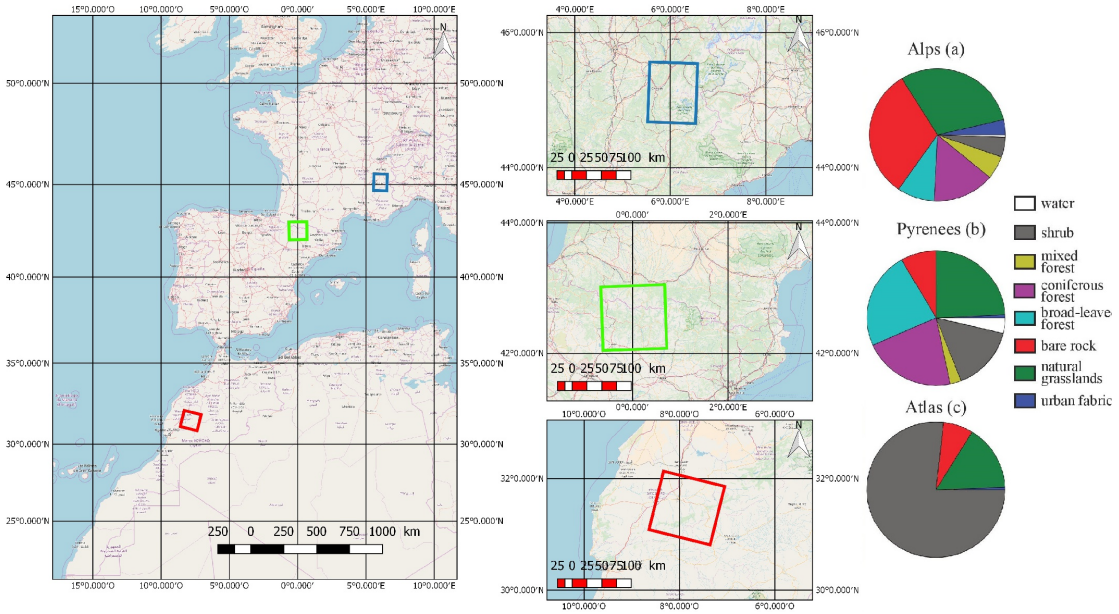


FIGURE 2.12 – Les trois zones d'intérêt situées dans les Alpes françaises (a), les Pyrénées (b) et l'Atlas marocain (c). Les types de sols présentés sur la droite proviennent des données Corine Land Cover pour les Alpes et les Pyrénées à une résolution spatiale de 30 m. Dans le cas de l'Atlas marocain ces données proviennent de classifications MODIS à une résolution spatiale de 500 m et décrite dans Channan et al. [2014]

d'une large variété d'altitudes de la ligne de neige (de 300 m à plus de 2500 m) ainsi que de types de neiges (ex. neige fraiche pendant l'hiver et neige sale ou période de fonte sur le reste de l'année)

Les Pyrénées La zone d'intérêt dans les Pyrénées se situe à la frontière entre la France et l'Espagne et recouvre intégralement l'Andorre. Une large zone de 110 km par 110 km correspondant à 440 par 440 pixels de MODIS est utilisée dans cette étude. La période d'observation, utilisant SPOT4 Take-5 et LANDSAT-8 en image de référence, couvre les hivers 2013, 2014 et 2015 avec un total de 30 dates. Aucune ville d'ampleur n'est visible dans la zone. La plage d'altitudes observables s'étend de 250 à 3000 m avec une altitude moyenne de 532 m. Le morphotype principal est composé de forêts et de plaines contrairement aux Alpes qui présentent un morphotype plus rocheux en altitude. MODSCAG n'est disponible que pour 9 dates de cet ensemble, les autres dates n'étant soit pas comprises dans les données produites, soit présentant de larges artefacts ne permettant pas d'effectuer une comparaison de qualité.

Le haut Atlas marocain La troisième zone d'intérêt défini dans le cadre de cette étude se trouve au Maroc. Avec Marrakech à l'Ouest et mesurant 125 par 117 km, cette zone correspond à une tuile de SPOT-4 couvrant le sud de la chaine de l'Atlas. L'altitude moyenne est de 1012 m et est dominée par le pic Toubkal qui culmine à 4160 m. La présence d'un climat chaud et aride entraine une rare présence de neige à basse altitude, celle-ci étant le plus souvent limitée aux plus hauts massifs. La période d'observation couvre le premier semestre 2013 (24 dates, Table 2.1). Ce troisième site d'étude apporte l'opportunité d'étudier l'efficacité des différents produits pour couvrir une zone avec une répartition très sporadique de la couverture neigeuse. Cela permet également d'envisager l'étude de l'impact du sable sur la détection de la couverture de neige, et plus généralement l'impact d'un environnement non alpin sur les différentes approches et produits. MODSCAG n'est pas disponible, car non produit, pour cette zone.

Méthode pour la génération des cartes de référence de SCF

Un grand nombre de produits de couverture de neige avec une haute résolution spatiale mais une faible résolution temporelle sont disponibles. Cette étude utilise des données acquises par

SPOT4 et SPOT5 lors de l'expérimentation Take-5 avec un temps de retour de cinq jours. Les réflectances de surface de SPOT4 Take-5 sont disponibles avec une résolution spatiale de 20 m. Les caractéristiques de SPOT5 Take-5 sont identiques excepté pour la résolution spatiale qui est de 10 m. Dans le but d'augmenter la base de données, des acquisitions LANDSAT-8 avec une résolution spatiale de 30 m et un temps de retour de 8-16 jours ont également été utilisées. Les données LANDSAT-8 couvrent l'intégralité de la période d'étude des Alpes et des Pyrénées et sont par conséquent intercalées avec les jeux de données SPOT4 et SPOT5.

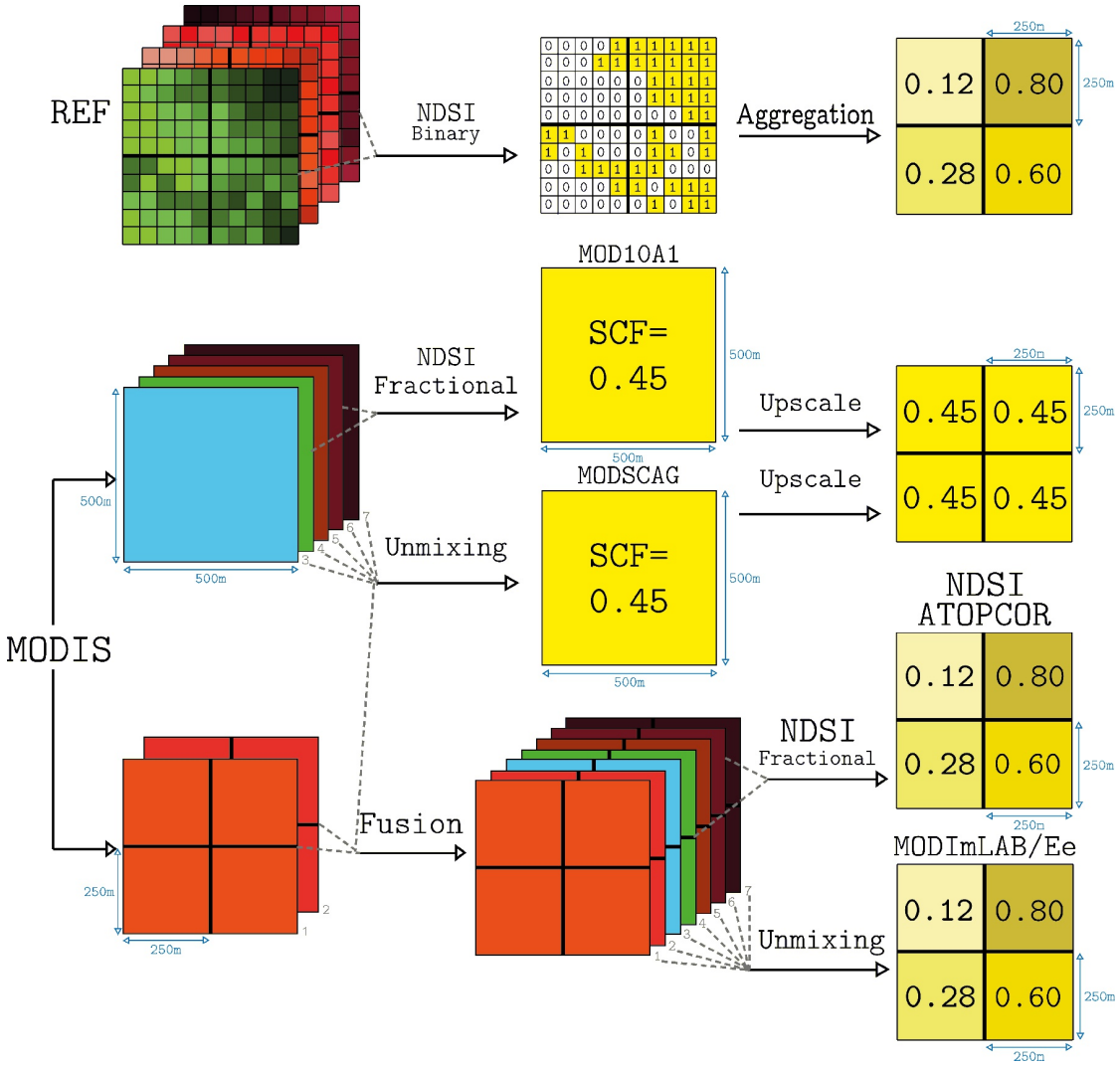


FIGURE 2.13 – Workflow de la méthodologie utilisé dans cette étude pour produire des cartes de SCF comparables à une résolution spatiale de 250 m. La ligne du haut décrit la méthode d'agrégation pour les cartes de référence basées initialement sur un seuillage du NDSI avec un rendu binaire. Les autres lignes détaillent la méthodologie des différents produits de neige MODIS : depuis les bandes à 500 m pour MOD10A1 (C5 et C6) et MODSCAG, les sept bandes fusionnées à 250 m pour MODImLAB, LMM_{pure} et $NDSI_{atopcor}$.

Les cartes de neige binaires correspondantes utilisées pour le calcul de la SCF de référence pour les pixels MODIS sont produites à partir d'un post traitement des données en utilisant la chaine de traitement Let-It-Snow [Gascoin et al., 2018]. Cette détection de la neige est basée sur un seuillage du NDSI tel que décrit dans la partie 2.4.1 et sur les réflectances dans la bande correspondant au rouge. Ce critère sur les réflectances dans le rouge est utilisé pour éviter la détection comme neige de pixel correspondant à de l'eau (rivières, lacs). Toutes les réflectances utilisées

sont topographiquement corrigées et considérées comme des réflectances de surface. Un premier passage est fait sur l'ensemble des pixels avec un premier seuillage qui évite toute fausse détection de neige afin de déterminer l'altitude de la ligne de neige à partir d'un MNT. Un second passage avec des seuils plus fins, permettant une meilleure détection des pixels mixés, est ensuite effectué sur l'ensemble des pixels ayant une altitude supérieure à la ligne de neige. Une carte de couverture nuageuse est également produite. Le résultat de ces cartes est ainsi binaire, c'est-à-dire qu'un pixel est considéré soit comme intégralement couvert de neige, soit comme complètement libre de neige.

L'effet statistique liée à l'agrégation (Figure 2.13) assure que la variance de la fraction de neige sub-pixellaire diminue en fonction du nombre de pixels utilisés pour la calculer. L'utilisation d'une approche binaire pour la référence implique que la résolution spatiale de cette dernière doit être suffisamment importante face à la résolution spatiale du produit que l'on souhaite évaluer. Dans le cas de MODIS, un produit SCF à 250 m est la plus haute résolution disponible à la comparaison. L'agrégation des pixels de référence entrainera la comparaison d'un pixel MODIS face à 625 pixels issus de SPOT5 Take-5, 156.25 pixels SPOT4 Take-5 ou encore 69.4 pixels issus de LANDSAT-8. Ces cartes de couverture neigeuse fractionnelles seront par la suite utilisées comme référence pour les prochaines sections.

2.5.4 Méthode pour la comparaison

Pré traitement

En suivant le protocole présenté en Figure 3, tous les produits comparables sont reprojetés dans le même système de coordonnées propre à chaque zone (Lambert 93 pour les Alpes et les Pyrénées, UTM pour le Maroc). Les données MOD10A1 et MODSCAG ont été reprojetées depuis les tuiles sinusoïdales vers le système de coordonnées correspondant en utilisant la méthode des plus proches voisins pour l'interpolation. Les grilles ont ensuite été alignées et les cartes de références binaires agrégées à une résolution spatiale de 250 m pour produire des cartes de SCF (Figure 2.13). L'ensemble des pixels des produits et des références sont alors à une résolution spatiale de 250 m et précisément co-registrés. Si un des pixels utilisé pour produire le pixel de SCF à 250 m est détecté comme couvert de nuages, le pixel à plus basse résolution sera également considéré comme ennuagé et ne sera pas pris en compte pour la comparaison à venir. Les différents masques de nuages des différents produits sont fusionnés afin de ne comparer les résultats que sur des zones détectées comme ciel clair par l'ensemble des produits et de la référence.

Métriques

Différentes métriques peuvent être utilisées pour vérifier la précision des produits. Les métriques binaires (i.e., basées sur la satisfaction ou non d'une condition préalablement définie) sont très utiles lorsqu'il faut vérifier les performances générales d'une approche (ex., fausses détections ou erreur de classification). Les métriques fractionnelles (i.e., contrôle quantitatif) permettent une étude sub-pixellaire de la SCF. Une approche intermédiaire utilise une métrique basée sur les formes, par exemple les contours (i.e., la ligne de neige dans ce cas) des cartes produites. Une meilleure résolution de la ligne de neige devrait ainsi induire une meilleure estimation des surfaces de neige.

Métriques binaires Pour l'ensemble de ces métriques, un pixel est considéré comme couvert de neige si la $SCF_k > 0$. De façon similaire à l'étude proposée par Rittger et al. [2013], cette étude considère la *Précision* pour évaluer la probabilité qu'un pixel sur lequel de la neige a été détectée contient effectivement de la neige. La *Précision* est définie de la façon suivante :

$$\text{PRECISION} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}, \tag{2.5}$$

où TP (vrai positif) est le nombre de pixels de neige sur le produit comparé qui contient effectivement de la neige d'après la référence. FP (faux positif) est quant à lui le nombre de pixels sur la carte qui devraient être libres de neige d'après la référence et qui ne le sont pas sur le produit. Le *Recall* est pris en compte pour évaluer la probabilité qu'un pixel contenant de la neige soit effectivement détecté.

$$\mathrm{RECALL} = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}}, \tag{2.6}$$

où FN (faux négatif) est le nombre de pixels libres de neige sur le produit qui devraient contenir de la neige d'après la référence. Rittger et al. [2013] et Gascoin et al. [2015] ont également utilisé la métrique *Accuracy* pour déterminer la probabilité qu'un pixel soit correctement classifié comme couvert ou non de neige. Cependant, cette métrique est dépendante de la taille des surfaces de neige, ce qui rend les dates et les zones difficilement comparables entre elles. Pour contrer cet effet il est préférable d'utiliser le F_{score} qui est défini par

$$\mathrm{F_{score}} = \frac{2\mathrm{TP}}{2\mathrm{TP} + \mathrm{FP} + \mathrm{FN}}. \tag{2.7}$$

Le F_{score} pénalise à la fois les faux négatifs et les faux positifs sans être dépendant de la surface totale de neige.

Métriques fractionnelles L'erreur quadratique moyenne (Root Mean Square Error (RMSE)) est définie tel que

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{\mathrm{K}} (\mathrm{SCF_{R}}_k - \mathrm{SCF_{C}}_k)^2}{\mathrm{K}}}, \tag{2.8}$$

Où $\mathrm{SCF_{R}}_k$ est la SCF de la carte de référence dans le pixel k et $\mathrm{SCF_{C}}_k$ la SCF du produit à comparer dans le même pixel. K est le nombre total de pixels à évaluer. Le *RMSE* est calculé suivant deux approches. La première prend en considération l'ensemble des pixels non ennuagés pour évaluer la meilleure reconstruction générale de la carte de neige. Elle sera mentionnée par la suite sous l'acronyme simple *RMSE*. La seconde, référencée sous l'acronyme $RMSE_{snow}$ prend uniquement en compte les pixels couverts de neige selon la référence ($\mathrm{SCF_{R}}_k > 0$) pour évaluer la meilleure reconstruction des fractions de neige et s'affranchir de l'influence de la surface totale de neige. En effet avec une faible SCA, le *RMSE* peut être très faible même si le $RMSE_{snow}$ est très élevé.

Métrique de contours Sirguey et al. [2009] ont utilisé la comparaison des lignes de neige pour mettre en évidence l'amélioration apportée par la fusion à 250 m. Les lignes de neige sont calculées en effectuant en premier lieu un seuillage des cartes de référence évaluées à la valeur de SCF = 50% et en extrayant ensuite les bordures de la carte binaire correspondante. Pour évaluer la précision des lignes de neige extraites entre la référence et le produit, la distance moyenne asymétrique de surface (*ASSD*) introduite dans Heimann et al. [2009] est utilisée. Prenons S(R) la ligne de neige de la référence et S(M) la ligne de neige d'un des produits évalués. La distance la plus courte entre un pixel $s_{\mathrm{M}} \in \mathrm{S(M)}$ et S(R) est défini par

$$d(s_{\mathrm{M}}, \mathrm{S(R)}) = \min_{s_{\mathrm{R}} \in \mathrm{S(R)}} \| s_{\mathrm{M}} - s_{\mathrm{R}} \| \tag{2.9}$$

où $\| \, . \, \|$ correspond à la distance 2D euclidienne. L'*ASSD* est alors donné par la relation suivante :

$$\mathrm{ASSD(R,M)} = \frac{1}{|\,\mathrm{S(R)}\,| + |\,\mathrm{S(M)}\,|} \left(\sum_{s_{\mathrm{R}} \in \mathrm{S(R)}} d(s_{\mathrm{R}}, \mathrm{S(M)}) + \sum_{s_{\mathrm{M}} \in \mathrm{S(M)}} d(s_{\mathrm{M}}, \mathrm{S(R)}) \right). \tag{2.10}$$

Expérimentation supplémentaire

Résolution spatiale Le workflow présenté sur la Figure 2.13 montre les données utilisées pour la comparaison qui sera effectué à une résolution spatiale de 250 m. Cependant MOD10A1 C5 et C6 tout comme MODSCAG ne sont pas nativement disponibles à cette résolution. Ceci peut être

préjudiciable et introduire artificiellement des biais dans la comparaison. Dans le but d'estimer l'impact de la résolution spatiale de comparaison, l'une des expérimentations agrège les données à 250 m à une résolution plus faible de 500 m, la résolution native de MOD10A1 et de MODSCAG, pour effectuer la comparaison.

Erreurs de géolocalisation La très haute résolution des cartes de référence permet d'envisager d'estimer l'erreur de géolocalisation des pixels MODIS. Sur les cartes de neige avec des limites visuellement bien définies, les coordonnées de positionnement des images de référence et des produits sont progressivement modifiées par petits pas et l'erreur absolue globale calculée. Nous pouvons ainsi isoler le minimum de cette erreur censé correspondre à un recouvrement parfait des deux cartes.

Impact du type de sol Les types de sol fournis par la base de données Corine Land Cover [Feranec et al., 2016] pour les Alpes et les Pyrénées permettent de connaitre le type de terrain des zones étudiées à une résolution spatiale de 30 m. L'ensemble des métriques précédemment évoqué peut être calculé en fonction du type de sol. Cette étude se concentre dans ce cas sur les calculs de SCA pour chaque type de terrain. Elle est calculée pour la référence et pour chacun des produits et permet de comparer son évolution et l'impact sur l'erreur totale. En particulier le but de cette opération est de mettre en avant les problèmes induits par les zones de forêts.

2.5.5 Résultats

Résultats visuels

L'ensemble des résultats visuels n'étant pas représentable sur une figure, nous montrons en Figure 2.14 une date type, correspondant au 15 avril 2015 dans les Alpes, permettant d'identifier visuellement les limites des différentes approches. On peut observer que les couvertures nuageuses détectées par les différents produits sont très hétérogènes. Sur d'autres dates, on peut également identifier un grand nombre de nuages détectés par MODSCAG sur les zones de neige, principalement au printemps, laissant penser à un biais dans l'algorithme de détection, et notamment dans la considération de la taille des grains. Les produits fournis par le NSIDC (MOD10C5 et MOD10C6) présentent une pixellisation très visible, contrastant avec les autres produits, présentant alors des limites de neiges moins "hachées". Nous pouvons finalement observer sur le produit LMM_{pure} un grand nombre de fausses détections de faible intensité dans les vallées. Ces faibles détections ne sont pas présentes sur les autres produits.

Ces observations générales sont également valables pour les autres zones d'étude. En particulier, le grand nombre de fausses détections de LMM_{pure} est marquant dans l'Atlas Marocain, où les autres méthodes en produisent également mais en moins grand nombre.

Afin de pouvoir quantifier ces écarts manifestes, nous allons nous pencher sur les résultats des différentes métriques. Nous rappelons ici que les comparaisons suivantes sont effectués sur l'union des masques nuages, les zones comparées seront ainsi les mêmes d'une méthode à l'autre.

Effet des seuillages

Avant de s'intéresser aux résultats des différentes métriques, nous pouvons représenter l'ensemble des pixels enneigés issus de la référence dans une représentation 2D en fonction de leur fraction de neige lorsqu'ils sont dégradés à 250 m et de la valeur du NDSI correspondant sur les données MODIS.

Le graphique résultant est présenté en Figure 2.15. Il permet d'appréhender les niveaux d'erreur qui peuvent être induits par les différents algorithmes. On peut déjà observer que la régression linéaire n'est que très peu représentative de la très grande variété des solutions possibles. Le seuillage proposé par MODImLAB n'exclut que peu de valeurs et impactera majoritairement les

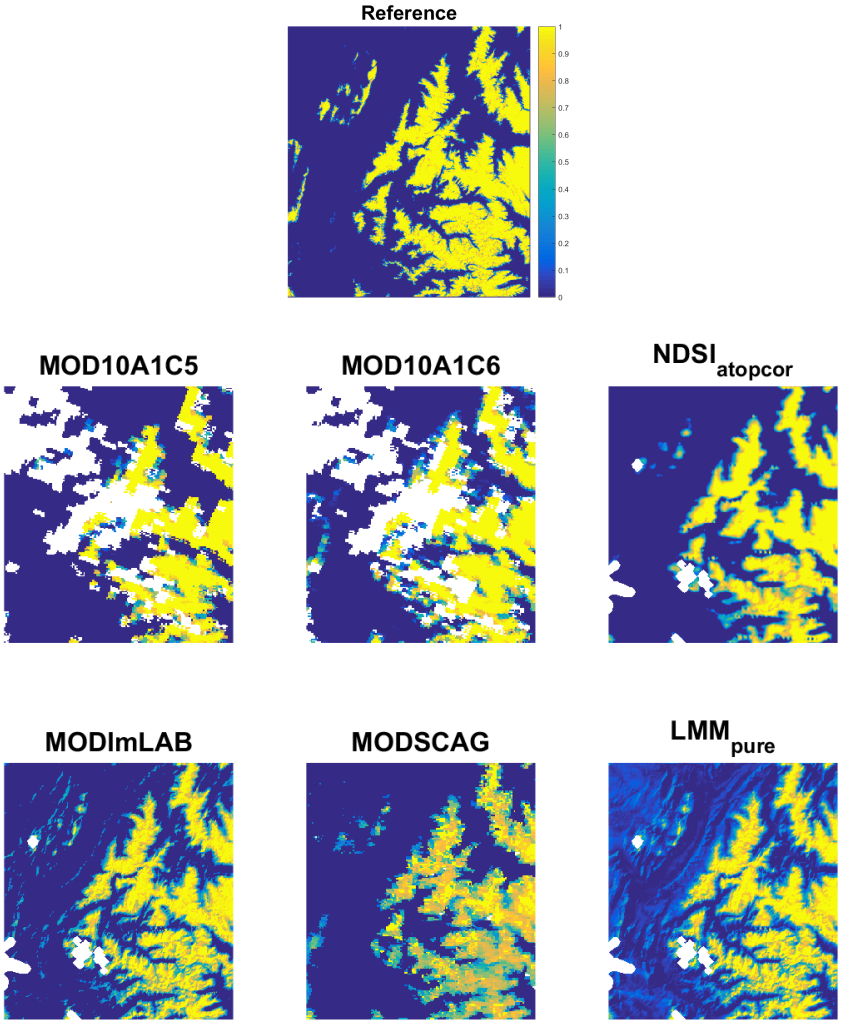


FIGURE 2.14 – Résultats pour le 15 avril 2015 pour la zone des Alpes. La référence rendue fractionnelles est à gauche ; les différents produits sur la droite. Les zones blanches correspondent aux nuages identifiés par les différentes approches.

très faibles fractions de neige. Au contraire le seuillage de MODSCAG est plus radical et supprime l'ensemble des valeurs inférieures à 0.15, ce qui représente un grand nombre de pixels impactés.

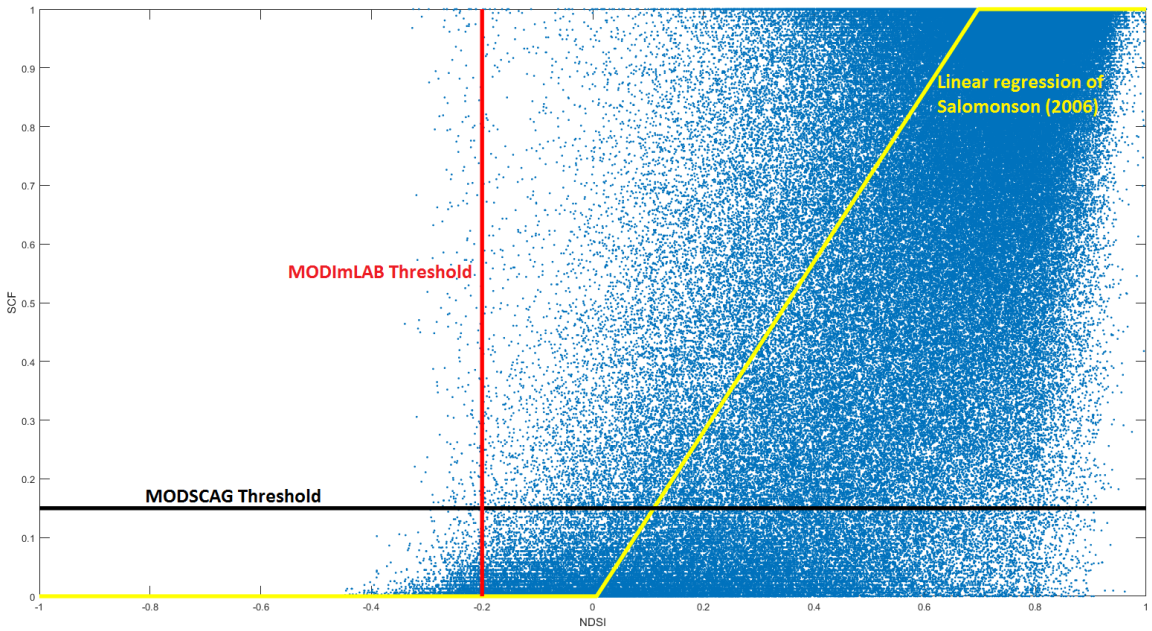


FIGURE 2.15 – Représentation de l'ensemble des pixels (points bleu) sur 10 dates en fonction de leur fraction réel de neige (à partir de la référence) et de leur valeur du NDSI (à partir des images MODIS). La régression linéaire de Salomonson and Appel [2006] est présentée en jaune. MODImLAB effectue un seuillage suivant la ligne rouge (tous les pixels avec un NDSI < -0.2 sont considérés comme libre de neige) tandis que MODSCAG effectue un seuillage sous la ligne noire (tous les pixels avec une SCF < 0.15 sont considérés comme libre de neige)

La génération de ce graphique a par ailleurs permis de faire modifier le seuillage inclus à l'origine dans MODImLAB. Dans les précédentes versions de l'algorithme, celui-ci était paramétré à une valeur du NDSI de 0, ce qui exclut un plus grand nombre de pixels sans réduire notablement les fausses détections, principal problème des méthodes de démélange comme nous allons le voir avec les métriques binaires.

Métriques binaires

Les valeurs moyennées sur l'ensemble des dates disponibles pour chacun des produits, sur chacune des zones et pour les trois métriques binaires sont fournies dans la Table 2.2. Pour l'ensemble de ces métriques binaires, plus la valeur est haute plus la précision est importante. Dans les Alpes, le score associé à la *Précision* montre que la plus grande probabilité pour un pixel classifié comme étant couvert de neige d'effectivement en être couvert est apporté par le $\text{NDSI}_{\text{atopcor}}$ et C5. Pour MODImLAB, qui utilise un seuillage basé sur le NDSI pour les bases valeurs de SCF, la *Précision* est meilleure que pour LMM_{pure} qui est clairement handicapé par les dates où la couverture de neige est faible et où un grand nombre de faux positifs sont présents. Dans le cas de MODSCAG (qui est calculé sur un nombre inférieur de dates), cette *Précision* reste très bonne notamment grâce au seuillage sur les basses fractions de neige qui limite les faux positifs. La corrélation entre la couverture de neige et la valeur de la précision est de 0.84 pour LMM_{pure} et 0.59 pour MODImLAB. Dans le cas des méthodes basées sur le NDSI, C6 est 20 points derrière les deux autres approches. Le *Recall* montre des résultats à l'opposé de la *Précision* pour les deux approches extrêmes. Les pixels de neige sont bien retrouvés par LMM_{pure} (0.812) et beaucoup moins bien par C5 (0.472). $\text{NDSI}_{\text{atopcor}}$ est au même niveau que C6 avec un score de *Recall* respectivement de 0.661 et 0.662. Les trois autres approches présentent des scores intermédiaires pour ces métriques. Cela amène à un F_{score} plus élevé (i.e., le meilleur compromis) pour $\text{NDSI}_{\text{atopcor}}$ avec 0.641 là où les autres approches sont proches de 0.5 et LMM_{pure} à 0.340 hautement pénalisée par la *Précision*.

TABLEAU 2.2 – Moyenne des métriques binaires et fractionnelles pour les trois zones d'étude compares à 250 m (valeurs entre 0 et 1). Une méthode précise affichera des scores élevés pour les métriques binaires (F_{score}, *Precision*, *Recall*) et des valeurs basses pour le *RMSE* et le $RMSE_{snow}$

Zone	Method	F_{score}	Precision	Recall	RMSE	$RMSE_{snow}$
Alpes	C5	0.485	0.691	0.463	0.154	0.295
	C6	0.519	0.480	0.659	0.149	**0.258**
	$NDSI_{ATOPCOR}$	**0.657**	**0.730**	0.657	**0.128**	0.303
	MODImLAB	0.513	0.579	0.592	0.151	0.349
	LMM_{pure}	0.343	0.263	**0.811**	0.150	0.334
	MODSCAG (77 dates)	0.500	0.631	0.491	0.116	0.274
Pyrenées	C5	0.586	0.654	0.677	0.244	0.347
	C6	0.592	0.509	0.796	0.246	0.320
	$NDSI_{ATOPCOR}$	**0.670**	**0.652**	0.774	0.215	0.291
	MODImLAB	0.620	0.523	0.890	**0.207**	0.280
	LMM_{pure}	0.462	0.357	**0.950**	0.211	**0.279**
	MODSCAG (9 dates)	0.592	0.577	0.644	0.182	0.354
Maroc	C5	0.237	0.489	0.216	0.057	0.306
	C6	0.392	0.421	0.423	0.057	0.274
	$NDSI_{ATOPCOR}$	0.446	**0.623**	0.421	**0.047**	**0.228**
	MODImLAB	**0.452**	0.408	0.623	0.053	0.236
	LMM_{pure}	0.069	0.038	**0.709**	0.091	0.236

Dans les Pyrénées, les résultats en termes de classement des approches sont similaires à ceux trouvés dans les Alpes. La principale différence vient du F_{score} qui est plus haut dans les Pyrénées que dans les Alpes. Alors que des valeurs similaires sont trouvées pour le *Précision*, le *Recall* est plus haut pour toutes les méthodes. MODSCAG, présent seulement sur un tiers des dates, présente la même évolution de résultats.

Dans l'Atlas marocain, ces valeurs sont plus basses, en particulier pour LMM_{pure} où le F_{score} atteint 0.069, principalement à cause d'une *Précision* de 0.038.Le nombre de fausses détections augmente à cause de l'aire plus grande de la zone et de la très faible proportion de neige (inférieur à 8%). Cette basse valeur de la SCA semble augmenter les difficultés rencontré par C5 pour retrouver la neige telle qu'avancées par le faible *Recall*. Ces limitations semblent avoir été corrigées dans C6 qui montre une Précision similaire mais un *Recall* deux fois plus élevé. L'approche $NDSI_{atopcor}$ possède toujours la plus haute précision mais présente également un taux élevé de faux négatifs (*Recall* moyen de 0.42). Dans ces conditions les méthodes basées sur SU apportent la plus haute probabilité de détecter les surfaces couvertes de neige. Dans l'ensemble, ces résultats montrent la difficulté de faire la balance entre une bonne capacité à retrouver la neige (haut *Recall*) tout en évitant les fausses détections (haute *Précision*). MODImLAB, $NDSI_{atopcor}$ et C6 semblent proposer de bon compromis, démontré par leur F_{score}.

Métriques fractionnelles

Les métriques fractionnelles permettent une description plus précise des erreurs que les métriques binaires à partir du moment où, contrairement aux métriques binaires, les "petites" erreurs impactent moins les résultats que les « grosses » erreurs. Les valeurs moyennes du *RMSE* sont présentées en Table 2.2 et montrent des écarts importants entre les différentes zones. Cependant, les valeurs moyennes ne sont pas idéales pour décrire précisément les variations de ces résultats au cours des saisons. Les résultats jour par jour des métriques *RMSE* et $RMSE_{snow}$ sont par conséquent présentés sur les figures 3 et 4.

Alpes Dans les Alpes, les *RMSE* moyens pour MODImLAB et LMM_{pure} sont similaires (0.155 et 0.154 respectivement). C5 et C6 montrent également des résultats très proches (0.157 et 0154 res-

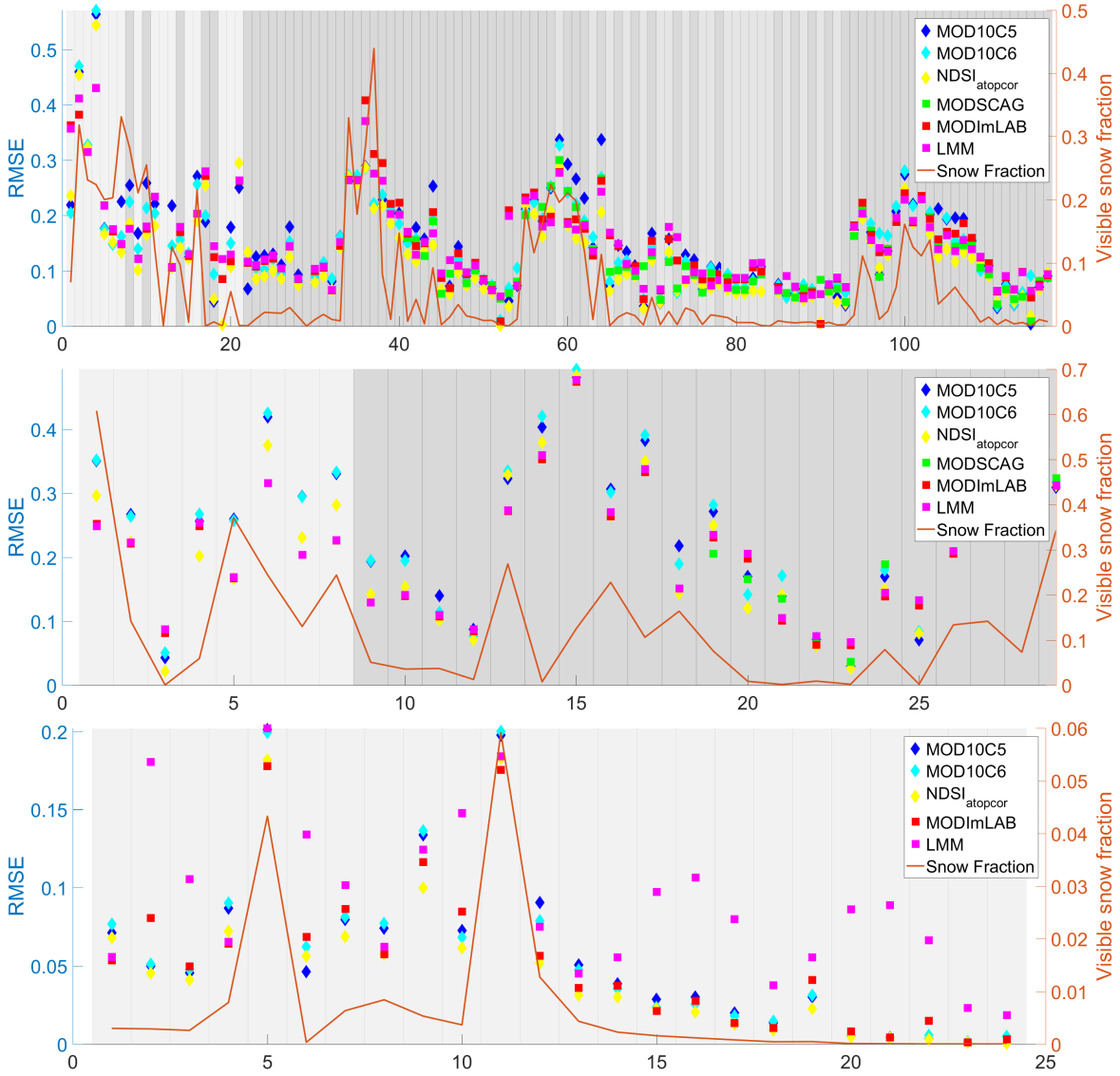


FIGURE 2.16 – Erreur quadratique moyenne (RMSE) (marqueurs) et fraction de neige totale (ligne orange) pour l'ensemble des pixels non nuageux pour les Alpes (haut), les Pyrénées (milieu) et l'Atlas marocain (bas) en fonction de chaque date pour chaque zone. Les marqueurs carrés représentent les méthodes basées sur le SU tandis que les marqueurs en diamant correspondent aux méthodes basées sur la régression linéaire du NDSI. La couleur du fond correspond au type de capteur utilisé pour la référence avec en plus clair SPOT4, en intermédiaire SPOT5 et le plus foncé LANDSAT-8. Pour des raisons de lisibilité l'échelle temporelle n'est pas respectée, cependant les saisons et les années sont distinguables via les variations de l'enneigement.

pectivement) avec un léger avantage de précision pour C6. Les résultats au jour le jour révèlent que dans l'ensemble C6 est plus précis. Les meilleurs résultats ont été obtenus pour $NDSI_{atopcor}$ avec un *RMSE* moyen de 0.133. Ces observations sont renforcées par l'étude de la comparaison jour par jour sur la figure 2.16 où les deux collections de MOD10A1 montrent des écarts importants, particulièrement sur les premières dates comparées. Si on compare entre elles les approches basées sur le NDSI, on peut observer que $NDSI_{atopcor}$ est plus précis tout en utilisant la même régression linéaire, ce qui confirme l'importance des corrections topographiques et atmosphériques. LMM_{pure} et MODImLAB présentent des résultats similaires, contrastant avec les métriques binaires. LMM_{pure} est généralement moins précis que MODImLAB lorsque la couverture de neige est faible, et plus précis lorsque celle-ci augmente. Cependant la tendance de LMM_{pure} à produire un grand nombre de faux positifs, précédemment démontrée par la faible précision, n'affecte pas de façon significative le *RMSE*. De la même façon MODSCAG, dont les moyennes ne sont pas comparées car ne recouvrant pas l'ensemble des dates, présente une forte disparité entre les périodes hivernales et le reste de l'année, influence probable de la façon dont est effectué le démélange spectral, ce qui sera discuté par la suite.Le coefficient de corrélation entre ces séries temporelles et la SCA de chaque jour (ligne orange) est relativement haut, compris entre 0.7 et 0.8 selon les méthodes. Cette corrélation est attendue face à la décroissance naturelle du nombre de pixels où de larges erreurs (i.e., avec une grande SCF) peuvent être présentes face à la taille croissante de la zone non enneigée où les faux positifs de faible valeur sont minimisés par le calcul du *RMSE*.

$RMSE_{snow}$ (Figure 2.17) montre la capacité des différentes méthodes à reconstruire correctement la fraction de neige sans être dépendant de la surface totale de neige mise en jeu. Les résultats moyens (Table 2) donnent un avantage aux approches basées sur la régression linéaire du NDSI. Avec C6 à 0.256 les erreurs restent malgré tout très importantes et particulièrement aléatoires au cours des saisons. La stabilité de C6 par rapport à C5 est très observable. Pour le démélange, on retrouve une nouvelle fois une distinction été/hiver pour MODSCAG qui présente les meilleurs résultats pour cette classe de méthodes.

Les distribution d'erreurs (Figure 2.18) montrant les différences entre le produit et la référence sont centrées en 0 pour tous les produits sauf MODSCAG. Dans le cas de LMM_{pure}, la variance est plus haute que pour les autres produits. Dans le cas de C5, la distribution des erreurs est légèrement asymétrique vers les valeurs négatives, indiquant un grand nombre de surfaces détectées à tort comme non enneigées. C'est là la principale différence entre C5 et C6 qui ne présente plus ce pic de faux négatifs. Tous les produits montrent des pics mineurs vers +1, indiquant que des pixels détectés comme non enneigés par la référence sont alors détectés comme complétement enneigés. Dans le cas de MODSCAG, on observe l'impact du seuillage sur la gauche du graphique avec un plus grand nombre de sous-estimations que de surestimations de la SCF dans la gamme 0-15%. Plus généralement la répartition des erreurs pour MODSCAG ne présente pas l'homogénéité précédemment observée, ce qui peut indiquer un biais, notamment avec les pics d'erreurs au niveau de -0.5 et 0.5.

Pyrénées Dans les Pyrénées, les approches basées sur le NDSI sont ordonnées de la même manière mais avec des valeurs 7 à 9 points plus hautes que dans les Alpes. $NDSI_{atopcor}$ est 3 points plus précise que les autres approches du NDSI avec un *RMSE* moyen de 0.215. C6 et C5 sont quasiment égaux avec un RMSE moyen de 0.246 et 0.244 respectivement. Les approches basées sur SU, MODImLAB et LMM_{pure} produisent des résultats similaires (*RMSE* moyen de 0.207 et 0.211 respectivement). Ces deux dernières méthodes sont les plus précises pour cette zone contrairement aux Alpes. MODSCAG n'est disponible que pour les dernières dates du jeu de données mais donne des résultats comparables aux autres approches, sans signes distinctifs de variances liées à la période de l'année. Le coefficient de corrélation entre le *RMSE* et la couverture de neige globale est moins évident (comprise entre 0.37 et 0.52) avec des erreurs importantes sur la date du 13 avril 2013 où une très faible quantité de neige est détectée, principalement due à la présence d'une importante couverture nuageuse qui masque la neige sur de grandes surfaces.

Pour le $RMSE_{snow}$ (Figure 2.17), l'ordre des approches est à l'inverse de celui des Alpes avec

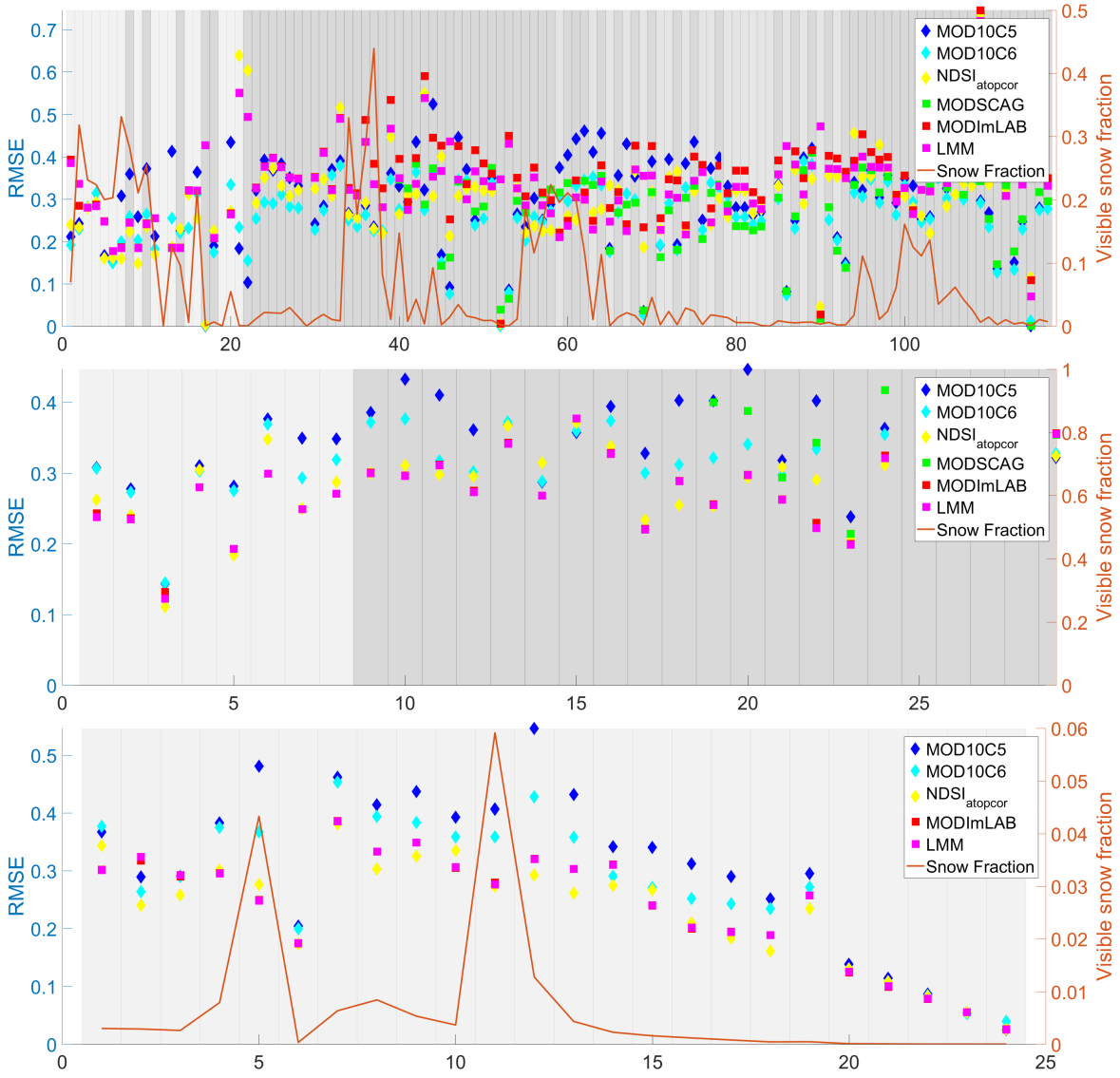


FIGURE 2.17 – Erreur quadratique moyenne sur les pixels détectés comme enneigés par la référence ($RMSE_{snow}$) (marqueurs) et fraction de neige totale (ligne orange) pour l'ensemble des pixels non nuageux pour les Alpes (haut), les Pyrénées (milieu) et l'Atlas marocain (bas) en fonction de chaque date pour chaque zone. Les marqueurs carrés représentent les méthodes basées sur le SU tandis que les marqueurs en diamant correspondent aux méthodes basées sur la régression linéaire du NDSI. La couleur du fond correspond au type de capteur utilisé pour la référence avec en plus clair SPOT4, en intermédiaire SPOT5 et le plus foncé LANDSAT-8. Pour des raisons de lisibilité l'échelle temporelle n'est pas respectée, cependant les saisons et les années sont distinguables via les variations de l'enneigement.

les méthodes basées sur le démélange qui ont l'avantage avec des scores moyens de 0.280. La distribution des erreurs est similaire à celle des Alpes avec cependant une variance plus grande et un léger décalage vers les valeurs positives pour les approches basées sur le NDSI. Le reste des erreurs de distribution est comparable avec les Alpes, excepté pour le pic des valeurs en +1 qui est plus important, probablement influencé par la proportion majoritaire de forêts. MODSCAG présente à nouveau un profil de répartition de l'erreur différent des autres approches, comparable aux Alpes.

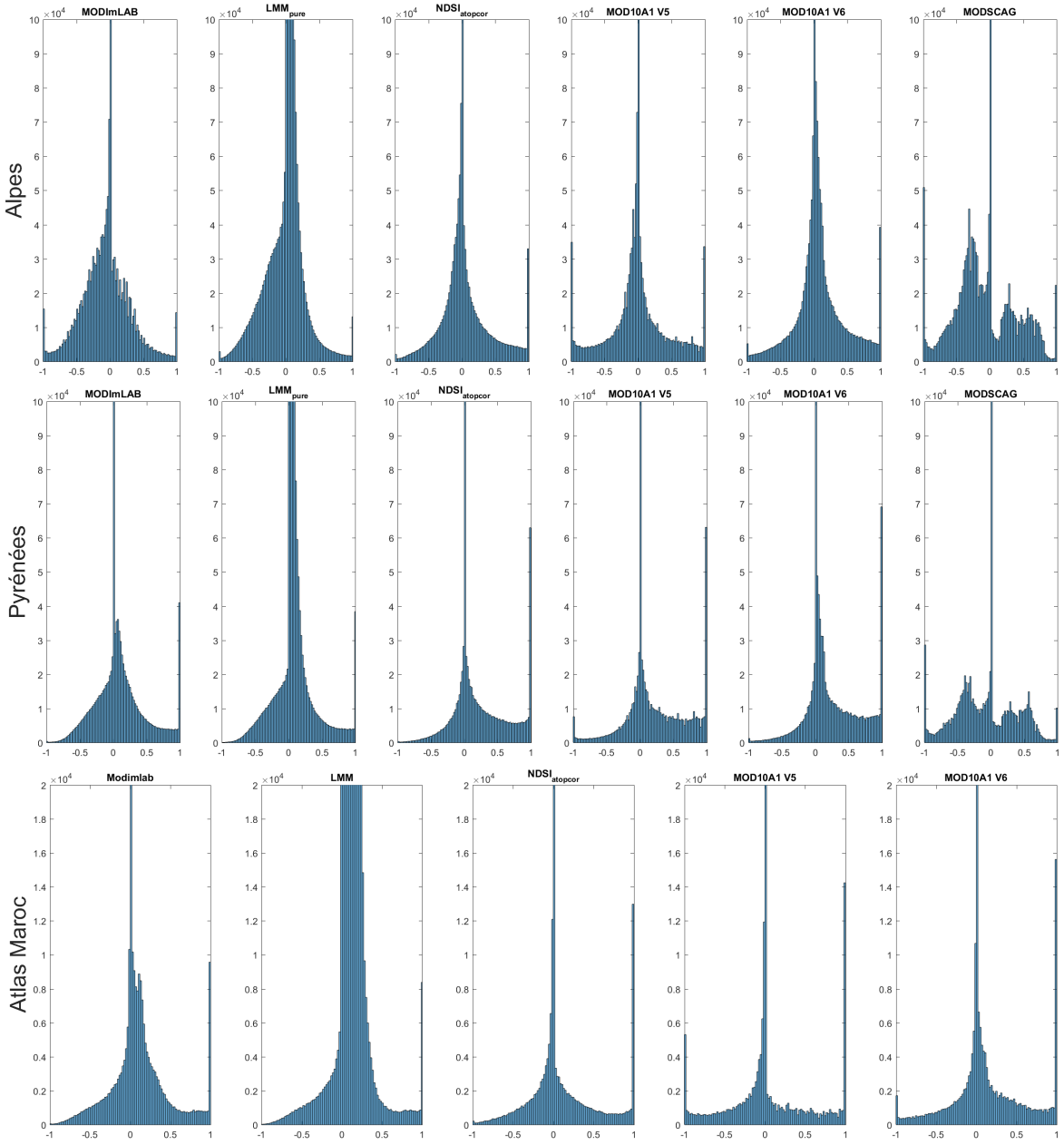


FIGURE 2.18 – Distribution des erreurs de fraction de neige (produit moins référence) pour l'ensemble des dates pour chaque méthode et chaque zone.

Atlas Marocain Dans l'Atlas marocain, la très faible couverture de neige augmente à la fois les résultats au jour le jour et les différences entre MODImLAB et LMM_{pure} pour lesquels les *RMSE* moyens sont respectivement de 0.053 et 0.091. Les deux produits issus de MOD10A1 produisent des résultats similaires, les deux ayant un *RMSE* moyen de 0.057. $NDSI_{atopcor}$ est le plus précis avec un *RMSE* moyen de 0.047. La corrélation entre le *RMSE* et les variations de la couverture

neigeuse est importante (supérieure à 0.9) pour tous les produits excepté LMM_{pure} qui montre des variations significatives et non corrélées dans la période Avril-juin. Ces très faibles valeurs du *RMSE* sont directement dues à la très faible SCA. Les valeurs du $RMSE_{snow}$ sont ainsi plus élevées, en accord avec ce qui était trouvé précédemment, bien que plus faibles que celle des Alpes ou des Pyrénées avec des valeurs moyennes légèrement plus grandes que 0.20 pour la méthode la plus précise. Les résultats montrent que les approches basées sur le NDSI ont l'avantage dans cette zone et que les différences sont importantes entre C5 et C6 pour l'évaluation correcte de la proportion de neige. MODSCAG n'est, pour rappel, pas disponible sur cette zone.

L'erreur de distribution est similaire aux deux autres zones avec cependant une variance plus faible et un taux plus élevé de petites erreurs pour les approches basées sur le démélange. Le reste des observations est comparable avec les Alpes, avec un avantage clair de C6 sur C5 dans le traitement des faux positifs.

Métrique de contour

Dans les Alpes, l'*ASSD* (Figure 2.19) calculé pour une ligne de neige à 50% de SCF est plus précise pour les produits avec une résolution native à 250 m. Les résultats pour MODImLAB et LMM_{pure} sont similaires avec un léger avantage pour ce dernier. Une fois de plus C6 produit de meilleurs résultats que C5. D'un point de vue général, on peut observer que les résultats divergent lorsque la couverture de neige globale diminue.

Dans les Pyrénées, les différentes approches montrent globalement les mêmes résultats même si celles basées sur le démélange restent avantagées. L'augmentation de l'*ASSD* lorsque la SCA diminue est toujours visible bien que moins marqué que dans les Alpes. Dans l'Atlas Marocain, la très faible SCA produit d'importantes valeurs d'*ASSD*. La précision des différentes méthodes ainsi que leur classement évoluent au cours de la série temporelle. Les approches basées sur le NDSI sont proches entre elles tout comme celles basées sur le démélange. Les dernières dates de la série montrent des valeurs très élevées de l'*ASSD* qui ne peuvent être représentées sur le graphique.

Expérimentations supplémentaires

Métriques à 500 m Les produits à 500 m sont obtenus en utilisant la même méthode que celle décrite pour la référence en Figure 2.13. Les résultats ne sont pas montrés ici du fait de leurs grandes similitudes avec ceux obtenus à 250 m. L'effet trouvé est identique pour toutes les zones. Tandis que les métriques fractionnelles et binaires montrent une légère amélioration des résultats (aux environs de 1 à 5 points de *RMSE* par exemple) l'ordre des méthodes ne change pas. En conclusion la taille du pixel utilisé pour cette évaluation ne joue pas un rôle significatif sur les résultats. En particulier les produits à 500 m ne sont pas désavantagés par rapport aux produits à 250 m excepté pour l'*ASSD* pour laquelle la résolution initiale est importante.

Erreur de géolocalisation L'erreur de géolocalisation a été estimée précédemment par Wolfe et al. [2002] à 50 m (1σ). En étudiant cet écart sur nos expérimentations (figure 2.20), on observe que la géolocalisation semble être assez aléatoire et présenter des erreurs plus importantes que précédemment estimé.

Plus particulièrement on peut observer que pour le 25 avril l'écart est plus difficile à quantifier alors que la zone est à l'extrémité du swath. Cette observation est commune avec le 15 avril tandis que les autres dates présentent toutes des erreurs de localisation moins étalées, avec un effet moins important d'étalement. Un facteur d'incertitude sur la géolocalisation semble par conséquent lié à la position des pixels étudiés dans le swath.

Impact du type de terrain L'aire totale de neige détectée pour chaque type de terrain à partir des classifications Corine Land Cover [Feranec et al., 2016] est calculée pour les Alpes et comparée entre les différents produits. Les résultats suivants sont généralisables à l'ensemble des produits. Dans le cas où le sol est de type herbeux ou rocheux (majorité des types de sol détectés),

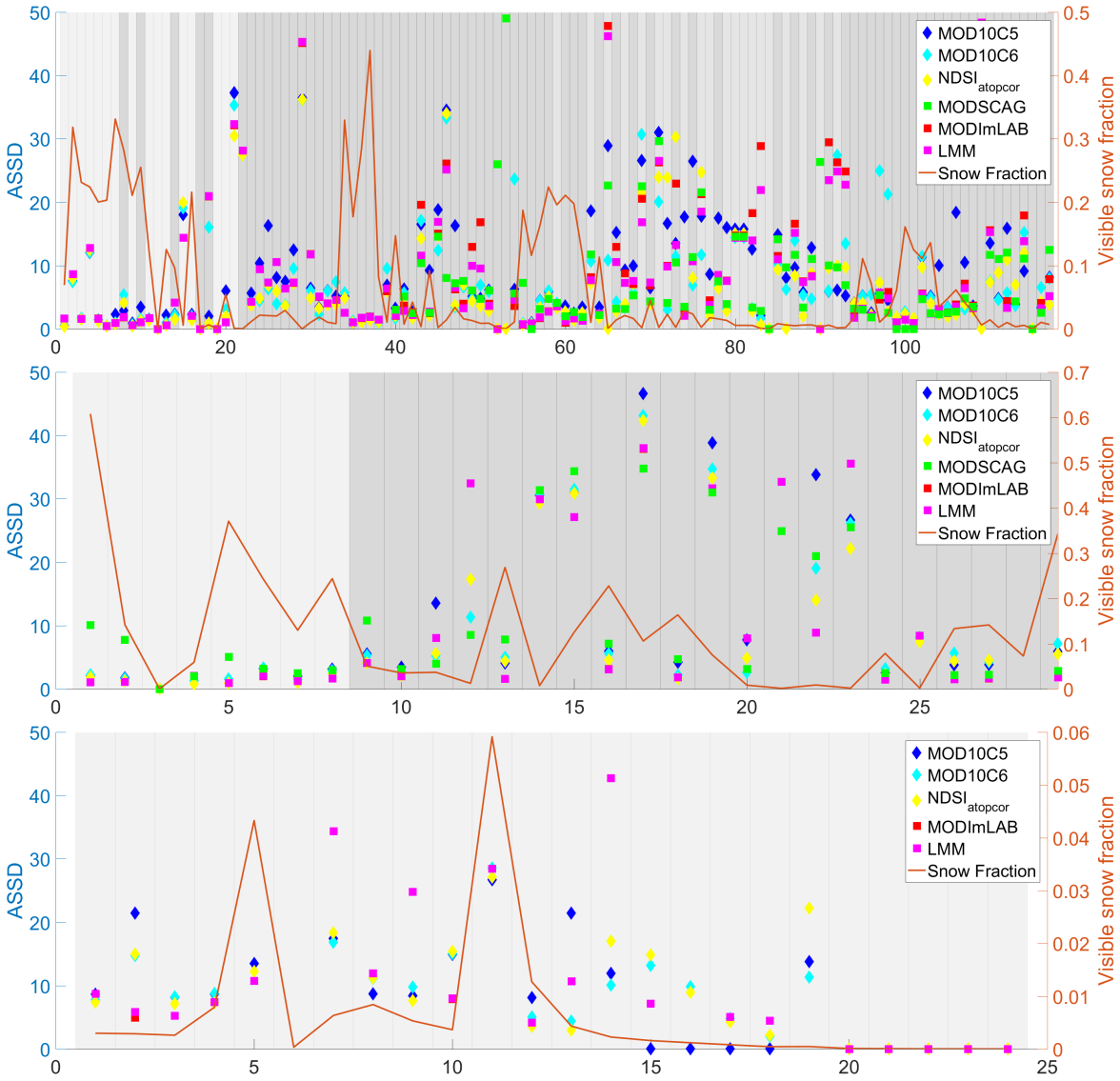


FIGURE 2.19 – *ASSD* (marqueurs) et fraction de neige totale (ligne orange) pour les Alpes (haut), les Pyrénées (milieu) et l'Atlas marocain (bas) en fonction de chaque date pour chaque zone. Les marqueurs carrés représentent les méthodes basées sur le SU tandis que les marqueurs en diamant correspondent aux méthodes basées sur la régression linéaire du NDSI. La couleur du fond correspond au type de capteur utilisé pour la référence avec en plus clair SPOT4, en intermédiaire SPOT5 et le plus foncé LANDSAT-8. Pour des raisons de lisibilité l'échelle temporelle n'est pas respectée, cependant les saisons et les années sont distinguables via les variations de l'enneigement. Pour l'Atlas marocain les valeurs des dernières dates sont, soit trop grandes pour être représentées, soit nul car la neige n'est pas détectée.

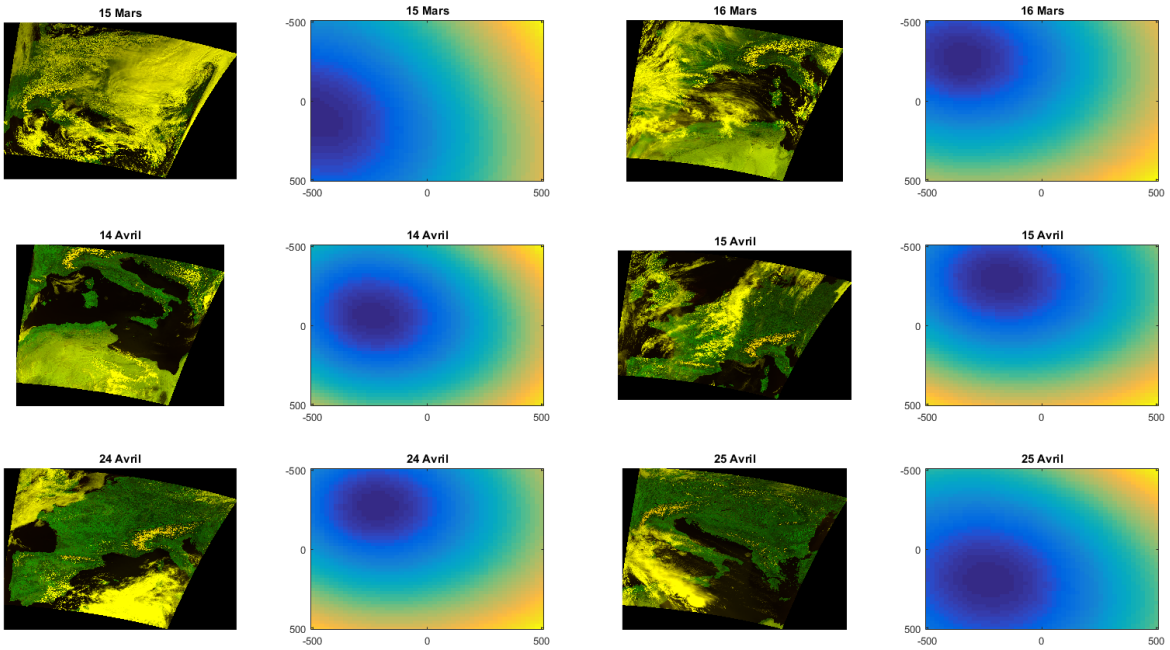


FIGURE 2.20 – Erreur absolue entre la référence et le produit MODImLAB en fonction du décalage (en mètre) autour du point de co-registration des deux images pour trois dates représentatives (gauche). Sur la droite les dates qui succèdent immédiatement, où la référence est encore valide, et qui permettent d'avoir une configuration angulaire d'acquisition différente. Les acquisitions sources sont montrées à coté permettant d'identifier la distance au nadir de la zone étudiée.

les variations temporelles des SCA sont consistantes (Figure 2.21). De petites variations sont présentes mais le coefficient de corrélation est très important (supérieur à 0.99) et ce, même si les valeurs entre les SCA sont importantes, particulièrement sur sol rocheux. A l'inverse, sur les zones couvertes de résineux ou de feuillus, des différences marquées existent entre les produits et la référence (coefficient de corrélation de 0.8 et 0.87 respectivement) et ce particulièrement pour les dates suivant une chute de neige. Ceci peut indiquer un impact de la présence de neige sur la canopée ainsi que les limitations liées à la référence. Dans ces cas particuliers, les produits semblent présenter une version plus réaliste de l'enneigement que la référence.

Erreur de géolocalisation Ces limitations liées à la référence dans les zones de forêt sont difficiles à estimer. Leurs origines peuvent être multiples et ont amené Rittger et al. [2013] à proposer d'effectuer la comparaison avec une référence fractionnelle et non binaire (mais non vérifiée). On peut alors se demander quel est l'impact d'une référence binaire sur un milieu forestier ou plus généralement sur un milieu hétérogène, classique du manteau neigeux comme expliqué dans le Chapitre 2 de ce manuscrit.

2.5.6 Aparté : L'incertitude apportée par l'aspect binaire de la référence

Afin de pouvoir appréhender le niveau d'erreur induit par l'utilisation d'une référence binaire sur les résultats finaux, nous avons utilisé une petite acquisition au drone à basse altitude, permettant d'estimer ces incertitudes. Cette image a été acquise en fin de journée, après une chute de neige en avril 2018 avec le capteur orienté vers le bas, simulant une acquisition satellite. L'ensemble du sol est couvert de neige ainsi qu'une partie des conifères, celle qui n'a pas vu le soleil de la journée.

Cette image n'étant composée que d'arbres et de neige, il est facile de séparer les différents matériaux sur l'image RGB. Nous pouvons ainsi créer par seuillage une carte binaire de l'enneigement avec une bonne confiance dans les résultats. Cette carte nous permet de simuler différentes résolutions spatiales (approximatives) binaires ou fractionnelles par seuillage et agrégation. Nous

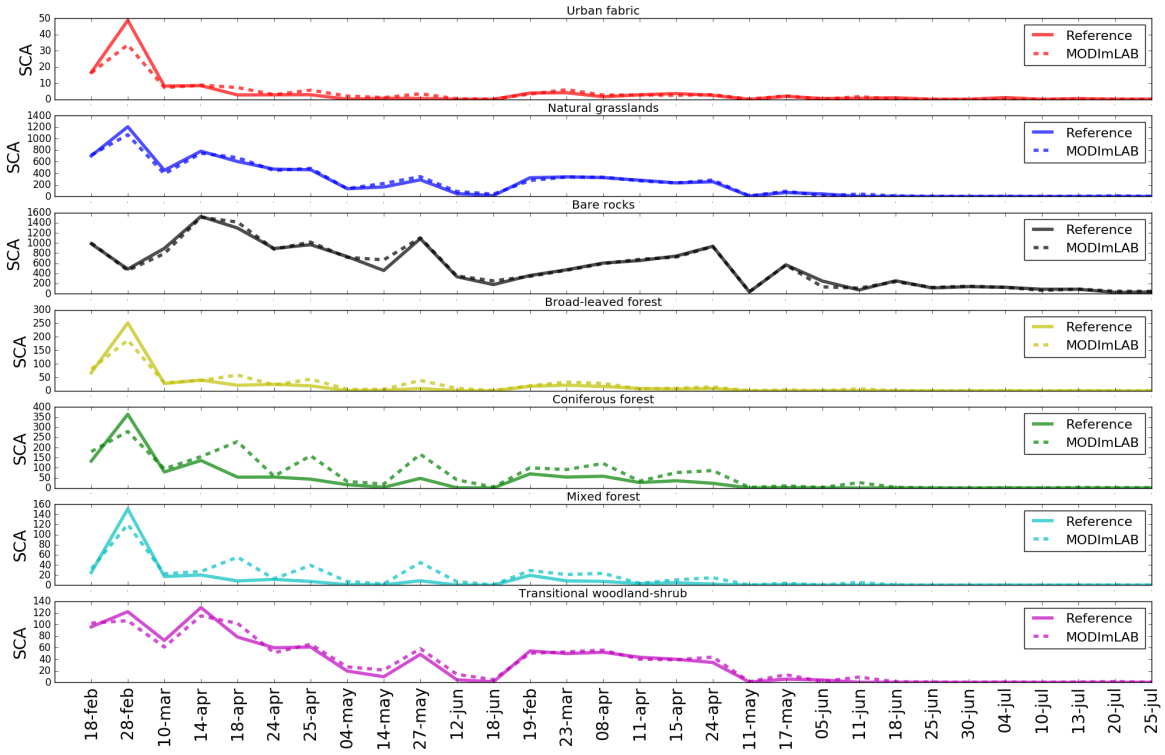


FIGURE 2.21 – Surface totale de neige pour la référence (trait plein) et pour le produit MODImLAB (pointillés) par type de sol pour un ensemble de dates représentatives de la zone Alpes.

allons ainsi créer une simulation de référence binaire et une simulation de produit fractionnel telle qu'utilisée dans la comparaison précédente.

La référence binaire est formée de la façon suivante : un niveau de dégradation spatial est choisi, l'image est alors dégradée à cette échelle en formant des pixels fractionnels de la même façon que présenté sur la Figure 2. On seuil ensuite ces pixels pour les rendre binaires (neige ou non neige, tel que la référence dans la comparaison MODIS) en utilisant différentes SCF pour ce seuil afin d'évaluer l'impact de celui-ci. Le « produit » est ensuite généré de la même façon avec une dégradation spatiale plus grande mais sans seuillage, il est alors fractionnel. En repassant la « référence » binaire en fractionnel à la même résolution spatiale que le « produit », on peut proposer une comparaison comparable avec celle effectuée avec MODIS.

Nous pouvons alors proposer deux comparaisons. La première fait intervenir une taille finale du pixel du produit constant, tandis que la taille du pixel binaire varie au cours des expérimentations. La taille du pixel du produit fractionnel est ici fixée à 100 tandis que le pixel binaire varie de 1 (où il n'est pas possible de calculer la SCF) à un pixel binaire d'une taille de 100 (qui n'est alors pas agrégé car à la même taille que le produit). Les résultats de cette expérimentation sont présentés sur la Figure 2.22 en bas à gauche et montrent un résultat attendu, celui d'une dégradation du RMSE lié à la résolution de la « référence » binaire. Le minimum d'erreurs pour chaque résolution spatiale est aux alentours d'un seuillage à 0.37 de la SCF, correspondant à la proportion de neige dans l'image.

Si on garde l'écart de résolution entre le « produit » et la "référence" constant (Figure 2.22 bas droite), on observe que la taille du pixel de la référence a un impact beaucoup moins important. Dans le cas de cette expérimentation, un écart de 10 fois a été entretenu tout au long des expérimentations, comparable à ce qui a été utilisé dans l'étude MODIS. On observe de nouveau un minimum du RMSE pour l'ensemble des résolutions spatiales aux alentours d'un seuillage de la référence vers 0.37. Le RMSE correspondant est alors de 0.08 ce qui nous donne une influence notable de ce type de terrain sur l'erreur totale calculée précédemment. Cette observation peut être étendue à l'ensemble des zones où la neige est présente de façon hétérogène et pas seulement en

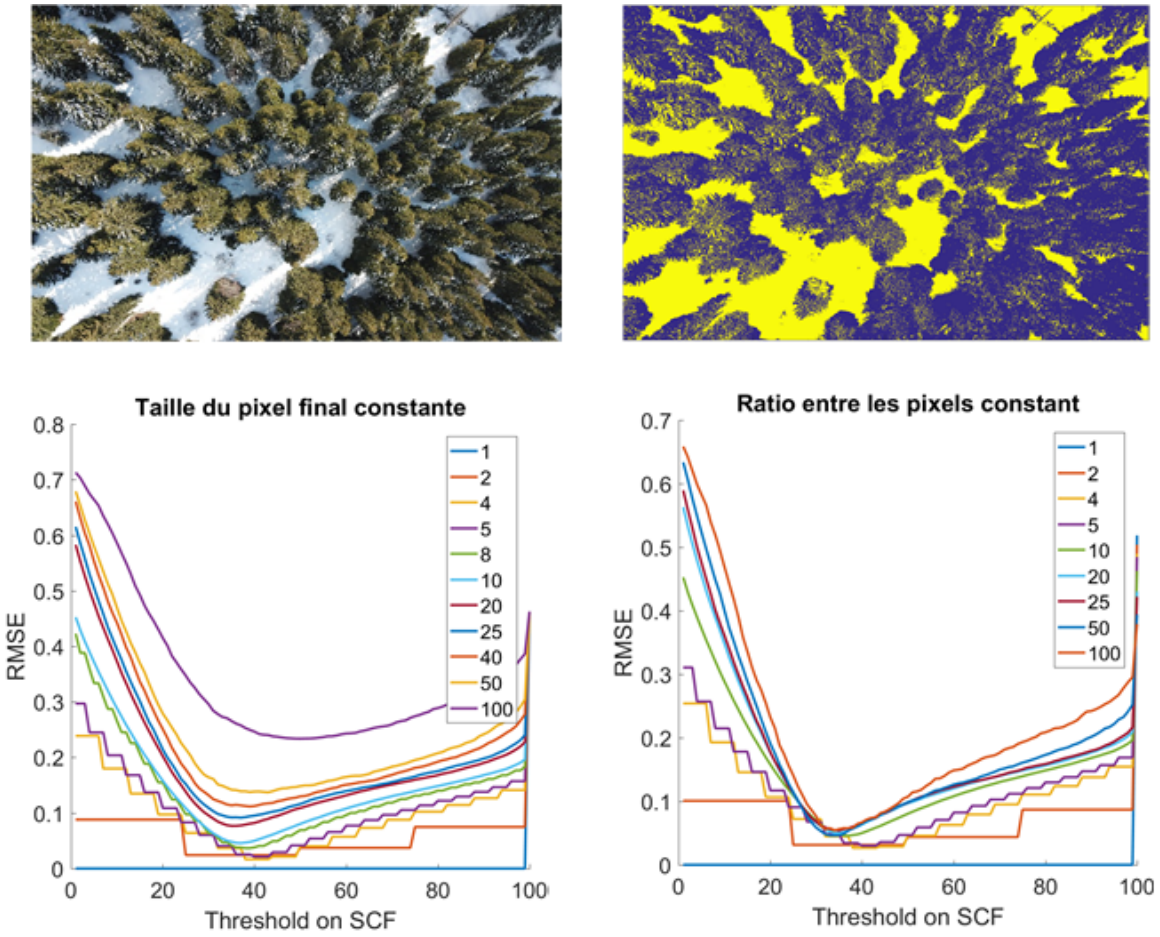


FIGURE 2.22 – En haut à gauche l'image RGB prise au drone, le capteur pointant à 60° vers le bas. Sur la droite la carte de neige binaire correspondante, à pleine résolution, créé à partir d'un seuillage sur les différentes bandes permettant de discriminer les arbres tout en considérant la neige à l'ombre. En bas à gauche les résultats pour l'expérimentation décrite en 1.D.6 avec la taille du pixel du « produit » constante à 100 et la taille du pixel binaire variant de 1 à 100. Les courbes montrent le RMSE pour chaque taille de pixel en fonction du seuillage choisi sur la fraction de neige. A droite l'écart de résolution entre les pixels binaires et le « produit » est constant et choisi à 10 fois la taille du pixel. Les courbes représentent le même calcul d'erreur que sur l'autre image.

zone de foret, ce qui est courant si on se rapporte au chapitre 1 de ce manuscrit.

Si on profite de ces images pour apporter quelques points complémentaires sur les forêts, nous pouvons noter deux limitations importantes provenant de la manière dont nous observons le sol. Sur l'image présentée, nous observons que la neige est présente partout, mais que le ratio total de neige présente est aux alentours de 0.37. La neige étant, à cette date, présente sous la canopée, nous « ratons » plus de 60% de la neige présente au sol si nous ne prenons pas en compte la taille des troncs. C'est là l'une des principales limitations de la neige dans le milieu optique.

La seconde limitation, majeure, liée aux forêts vient de l'heure de la prise de vue, et de la différence temporelle qui peut exister entre l'image acquise par la référence et celle acquise par le produit. Le cas de l'image présentée est intéressant car prise en fin de journée. Les résidus de neige sur les arbres correspondent à la neige qui reste après une chute de neige et une journée ensoleillée printanière. Seule une petite fraction des conifères est alors couverte de neige. Si la photo avait été prise le matin, la fraction totale de neige approcherait plus des 70-80%. Cela illustre parfaitement la variabilité temporelle introduite précédemment. Dans le cadre des acquisitions satellites, des écarts de l'ordre de 2h peuvent apparaître entre le passage des deux satellites. Si ces écarts semblent minimes concernant la plupart des surfaces, ils peuvent suffire à modifier considérablement l'enneigement visible (et non total), vu que la neige qui tombe des conifères est ensuite masquée par la canopée).

En ayant conscience de ces limitations liées à la référence, nous pouvons maintenant discuter les résultats des différentes approches utilisées pour retrouver la fraction de neige sous MODIS

2.5.7 Discussion

La détection de la neige souffre toujours d'erreurs importantes et de nombreuses difficultés. Comme montré dans cette étude, les deux approches principales (Régression linéaire du NDSI et démélange spectral) peuvent amener à différentes erreurs ainsi que différentes limitations dépendant à la fois de l'approche principale mais également de la façon dont elle est appliquée dans le produit.

Les approches basées sur le NDSI sont très sensibles à la correction initiale des données de réflectance. Ces résultats suggèrent que l'utilisation d'une correction atmosphérique et topographique est intéressante pour produire des résultats plus précis que l'utilisation simple des réflectances TOA. Ces résultats sont particulièrement visibles sur le jeu de données correspondant aux Alpes tandis qu'ils sont moins évidents dans les Pyrénées et moins importants en terme de gain au Maroc. Ils montrent également que les modifications des corrections de radiance dans la nouvelle version de MOD10A1 impactent considérablement les résultats (amélioration dans les Alpes et au Maroc, moins concluant dans les Pyrénées). Cependant il est crucial de noter que toutes les comparaisons utilisant le NDSI ont été faites en utilisant une régression linéaire décrite par Salomonson and Appel [2006] et déterminée à partir de réflectances TOA sur une ancienne collection de données MODIS. Si ce coefficient produit de bons résultats, une nouvelle version de ces valeurs de la régression linéaire pourrait être considérée dans le futur. Cela paraît être notamment nécessaire pour le produit $NDSI_{atopcor}$ où les résultats globaux montrent que le produit est plus précis en général mais souffre d'une estimation de la fraction neigeuse moins précise que C6. On peut par ailleurs observer sur la Figure 4 que le coefficient de la régression linéaire paraît légèrement en désaccord avec les valeurs trouvées par la référence, ce qui va dans le sens d'une nouvelle estimation de cette valeur.

Les approches basées sur le SU produisent généralement des résultats moins bons en terme d'estimation de la SCF et il semble qu'il y ait là de la place à l'amélioration. Ceci étant dit, les résultats des méthodes basées sur le SU sont plus stables sur les différentes saisons comparées à C5 et C6. Pour MODImLAB, la nécessité d'appliquer un seuillage (basé sur la valeur du NDSI d'un pixel) est démontrée par les résultats obtenus pour LMM_{pure} (i.e., pas de seuillage). Ce dernier, produit un grand nombre de valeurs de faible intensité dans des zones où nous savons que la neige ne peut être présente. Un grand nombre de faux positifs est ainsi évité par l'utilisation de ce seuillage qui améliore la Précision mais impacte le Recall. Les effets sur le RMSE sont cependant minimaux

vu que cette métrique minimise les petites erreurs. Cela peut cependant être un problème dans le cas de neige ponctuelle tel qu'on peut en trouver au printemps ou en été. Le seuillage proposé par MODSCAG paraît ainsi particulièrement brutal et néglige une grande partie des faibles enneigements. Il impacte également les zones de forets où l'enneigement visible par le satellite est naturellement faible si la neige n'est pas présente sur la canopée. Les approches de démélange sont également limitées par la conception. En premier lieu, le temps de calcul est plus grand, d'un facteur d'environ 2600 pour une zone telle que les alpes (7.17 secondes pour SU versus 0.0027 pour le NDSI sur 128000 pixels). Deuxièmement dans le cas de MODImLAB/LMM_{pure}, le nombre d'endmembers est constant et ceux-ci ont été utilisé originellement pour la nouvelles Zélande. Ils contiennent 3 types de neige, la glace et 4 autres matériaux pour représenter le milieu. Cela limite théoriquement les résultats sur le Maroc de par l'absence d'un endmember correspondant au sable. Cependant l'addition manuelle d'un endmember de « sable » n'a pas permis d'améliorer les résultats. MODSCAG contourne ce problème du nombre limité d'endmembers de neige en proposant une approche itérative ne sélectionnant qu'un spectre parmi plusieurs disponibles. La limitation est alors visible en période hivernale où la variabilité spatiale des propriétés physiques de la neige est plus importante. Utiliser une unique SSA pour représenter un pixel de 500 m de côté est trop approximatif et entraine plus d'erreurs que pour MODImLAB. Cependant, au printemps, l'hétérogénéité de la neige diminue et on observe alors une plus grande capacité d'adaptation de MODSCAG. Il parait alors intéressant d'utiliser plus d'endmembers que dans l'approche MODSCAG, mais également une plus grande diversité de spectres que dans MODImLAB.

Plus généralement, le nombre d'endmembers utilisé dans le démélange spectral est limité pour assurer la bonne réalisation de l'algorithme. Si un trop grand nombre d'endmembers est utilisé, les résultats deviennent moins précis. Ceci a été testé en augmentant le nombre d'endmembers dans le produit LMM_{pure}. En réalité, l'application de la LMM au travers d'un algorithme de type FCLSU essaie d'inclure l'ensemble des endmembers dans l'estimation des abondances d'un pixel. Cela amène un nombre plus important d'erreurs si le nombre d'endmembers utilisé augmente. Des approches récentes utilisant le SU tel que la régression parcimonieuse, les groupements d'endmembers, les approches non linéaires, le modèle perturbé de mélange ou le tout récent modèle étendu de mélange (ELMM) ont la capacité potentielle d'améliorer l'estimation de la couverture de neige.

Classiquement les résultats et les discussions se focalisent sur le RMSE global, utilisé comme critère principal d'efficacité d'une méthode dans les précédentes études [Rittger et al., 2013; Salomonson and Appel, 2006; Sirguey et al., 2009]. Les résultats présentés dans notre étude montrent que le RMSE global est grandement dépendant de la SCA vu que les erreurs sur les zones sans neige (i.e., faux positifs) sont minimisées et n'influencent pas particulièrement le RMSE ou peuvent être supprimé par un seuillage. Ce RMSE peut ainsi être artificiellement diminué en augmentant la zone d'étude pour inclure des surfaces non enneigées. A l'inverse, dans le cas du RMSE calculé sur les surfaces enneigées (Figure 7), les erreurs de reconstruction de la SCF sont plus grandes et relativement constantes et permettent d'analyser les limitations et les performances des différentes approches. Dans tous les cas, le but d'un RMSE de 10% décrit comme l'objectif du NSIDC [Rittger et al., 2013] n'est quasiment jamais atteint au vu du $RMSE_{snow}$ moyen qui se situe entre 0.20 et 0.35. L'utilisation du $RMSE_{snow}$ et de l'ASSD, comparé au RMSE simple, permet de mieux quantifier l'efficacité des approches. L'ASSD est également une bonne façon de montrer que l'étape de fusion améliore la délimitation des zones enneigées sans peser sur les autres grandeurs.

Il existe également des différences considérables entre les résultats des différentes zones. Dans les Alpes le classement des méthodes basées sur le NDSI est tel qu'anticipé en se basant sur la complexité de l'approche : la nouvelle collection de MOD10A1 est plus précise que l'ancienne et la correction ATOPCOR outrepasse les deux produits MOD10A1. Dans les Pyrénées ces résultats ne sont plus aussi clairs vu que les méthodes basées sur le NDSI sont très proches dans les classements et leur ordre s'inverse régulièrement. Différentes hypothèses peuvent être faites quant à ces différences, et plus particulièrement la remise en cause de la validité de la régression linéaire ou la proportion importante de forêts dans les Pyrénées par rapport aux Alpes. Ces zones de forêts

remettent notamment en cause la validité du produit mais également de la référence sachant que la définition d'une zone couverte de neige n'est pas évidente dans ces conditions.

La validité de la référence est toujours le principal problème à surmonter et il existe de grandes incertitudes et de grandes difficultés pour l'évaluer. La comparaison des différents types de sol démontre que les incertitudes sont très importantes dans les régions forestières, un problème discuté longuement dans Rittger et al. [2013] et Gascoin et al. [2015] ainsi que dans l'aparté de ce chapitre. Cette étude confirme une fois de plus que la neige est généralement sous-estimée dans ces régions, particulièrement lorsqu'elle est présente sur la canopée. En dessous de la canopée la neige n'est plus visible et on atteint ici la limitation générale liée à la détection optique de la neige. Une solution simple peut être de masquer l'ensemble des régions couvertes de forêts. Cependant, malgré le fait de masquer l'ensemble de ces zones, le RMSE reste plus important, au-dessus de 10% à cause des erreurs affectant les zones rocheuses qui se comportent de la même façon sur le RMSE au vu des résultats de l'expérimentation de la section D.6. Ces dernières erreurs peuvent provenir de deux sources (i) le mauvais traitement des pixels mixtes dans le produit ou (ii) le mauvais traitement de ces mêmes pixels dans la référence. Le principe d'une référence binaire est de « couper » les valeurs du NDSI pour qu'elles correspondent à une certaine SCF (habituellement 40%) pour classifier les zones couvertes ou non par la neige. Cette valeur peut ainsi amener des erreurs jusqu'à 60% sur l'enneigement. Alors que l'utilisation de pixels avec une petite résolution spatiale fait statistiquement décroître le problème de la neige isolée et des matériaux sporadiquement déposé sur celle-ci, il semble que les cartes de neige à 10 m ne soient pas suffisamment pures pour permettre une bonne comparaison. De plus l'utilisation d'une référence binaire induit un biais de RMSE autour de 0.08 pour la surface présentée en Figure 2.22, soit un biais non négligeable pour l'ensemble des surfaces, même si dans ce cas il a été montré que la taille du pixel importe peu tant que le seuillage est bien paramétré et que la différence de résolution entre les deux capteurs est suffisante. Alors que dans l'étude Gascoin et al. [2015] les résultats de la référence binaire sont considéré comme plus précis, l'étude dans notre cas de certaines dates situées après des chutes de neige tend à montrer que les erreurs sur la référence pourraient être supérieures aux erreurs du produits SU. La principale limitation est toujours la décision de la manière dont est considéré une zone avec des arbres et des forêts couvertes par la neige, à savoir s'ils sont considérés comme complètement couverts (neige au sol) ou partiellement (visibilité des arbres).

Une autre approche pourrait consister à produire une référence fractionnelle, en utilisant SU tel que dans Rittger et al. [2013] ou par régression linéaire. La principale contrainte serait alors de vérifier la précision de cette référence avec par exemple une résolution plus importante telle que Pléiades (jusqu'à 0.5m de résolution spatiale). Des résultats préliminaires impliquant des cartes non validées semblent montrer que la méthode utilisée pour produire ces références a un impact sur les résultats. Ainsi un seuillage sur le NDSI et une régression linéaire sur ce même NDSI requièrent chacun les bandes VIS et SWIR qui, malgré les différences entre les satellites, ont des réponses spectrales similaires qui peuvent artificiellement avantager les produits de régression sur le NDSI. Pareillement, une référence basée sur SU utilisera un certain nombre de matériaux qui seront similaires avec le produit, ce qui peut impliquer une certaine similarité dans la méthode de détection et biaiser les résultats d'une manière non quantifiable sans la disponibilité d'une référence fractionnelle vérifiée. Ce biais potentiel devra être pris en compte et examiné lors de futures comparaisons et vérifications.

2.6 Perspectives

A partir de cette étude comparative il est possible d'isoler de grands champs d'investigations pour tenter d'améliorer les résultats de l'estimation de neige sur MODIS, mais également d'un point de vue plus général.

- Nous pouvons noter que la correction atmosphérique et topographique améliore les données issues de la simple régression du NDSI. Cependant cette régression mériterait une nouvelle investigation. Celle-ci nécessite un large jeu de données de référence vérifié. Dans

la théorie nous pourrions envisager une telle réalisation via le jeu de données important disponible suite à cette étude. Si nous estimons que dans le cadre de cette étude l'ampleur des erreurs dépasse l'incertitude liée aux propriétés de la référence, il semble délicat d'effectuer une nouvelle estimation à partir de ces données.
Ce problème reste ouvert et sera potentiellement abordable par l'utilisation d'une référence fractionnelle vérifiée. Une telle référence n'existe actuellement pas à notre connaissance, même si les premiers travaux sur Sentinel-2 et les perspectives induites par ces travaux (notamment dans le chapitre 5 de ce manuscrit) laissent espérer l'utilisation prochaine de Sentinel-2 comme référence fractionnelle (sous réserve que MODIS fonctionne toujours d'ici-là).

- La régression linéaire sur le NDSI n'utilise que deux des 7 bandes disponibles. L'information portée par les autres bandes est cependant importante, en atteste les nombreuses autres relations qui utilisent un ratio de bande tel que le NDVI pour la végétation. L'exploitation de ces 7 bandes via une relation linéaire ou non pourrait être envisagée. Des expérimentations en ce sens ont été effectuées dans le cadre de l'encadrement des Projets Ingénieur 1A de l'ENSE3 et ont permis de montrer qu'une régression quadratique faisant intervenir les 7 bandes avait le potentiel d'améliorer les résultats. Ces données ne concernent pas l'ensemble du jeu de données et sont restées en phase d'étude préliminaire.

- Du point de vue des méthodes basées sur le démélange spectral, nous pouvons noter un grand nombre de petits problèmes, qui additionnés amènent des résultats en deçà des espérances portées par la méthode, surtout face à une simple régression d'un rapport de bande. Nous avons vu dans le chapitre 2 de ce manuscrit que la neige présente de grandes variabilités de spectres de réflectances lié à la SSA et à la présence d'impuretés. Un modèle tel que celui utilisé par MODImLAB n'utilise alors que quatre de ces possibilités, ce qui peut être limitant dans le cas de neige « intermédiaire » qui ne peut pas être représenté comme une combinaison des types de neige de la bibliothèque. Pour contrer ce problème MODSCAG utilise une très large base de donnée de matériaux neige, mais n'en utilise qu'un seul par pixel ce qui peut être réducteur.
Ce problème peut également s'observer pour les autres matériaux. Nous avons pu voir sur les résultats visuels qu'un grand nombre de fausses détections apparaissent en vallée sur le produit LMM_{pure}, le seul produit SU non seuillé. Ces fausses détections montrent que les endmembers utilisés ne sont pas entièrement pertinents pour les zones non enneigées, ou que la méthode de démélange utilisée n'est pas pertinente.
Nous pouvons par conséquence pointer un certain nombre de pistes à explorer.

o Différentes méthodes d'estimation des abondances ont été développées, permettant une prise en compte de certaines caractéristiques de la scène, tel le fait que l'ensemble des matériaux de la bibliothèque ne soit pas forcément présent dans chaque pixel.

o Différentes méthodes permettent d'estimer les endmembers directement sur l'image, ce qui devrait fournir des spectres de référence plus adaptés à l'image.

o La variabilité spectrale des matériaux (vu pour la neige mais également présente sur les autres matériaux, particulièrement la végétation liée au taux de chlorophylle) peut être prise en compte soit par l'utilisation de "bundle" d'endmembers, soit par la prise en compte de la possibilité de cette variabilité dans l'estimation des abondances.

Ces derniers points, liés à l'estimation des endmembers et l'utilisation de différents algorithmes d'estimation des abondances sont des problèmes génériques du démélange spectrale. Nous allons par conséquent développer ces pistes dans le chapitre suivant, en explorant les limitations et en proposant de nouvelles approches pour résoudre ces problèmes dans certaines situations, particulièrement lors de la disponibilité de séries temporelles. Ces solutions seront testées en utilisant les connaissances et une partie du jeu de données introduit dans ce chapitre, mais se situent à un niveau plus général, celui du traitement de l'image en elle-même

2.7 Conclusion

Ce chapitre a présenté une partie de ce qui est observable sur les différentes images multispectrales à notre disposition, et notamment pour la détection de la neige. L'exploitation de la bibliographie de MODIS permet l'utilisation d'algorithmes spécialisés et augmente les possibilités offertes pour l'observation de la neige par satellite. L'évaluation de cet état de l'art dans ce manuscrit nous a ainsi montré que cette observation faite dans le visible/proche infrarouge soit à partir d'une régression linéaire du NDSI, soit à partir de l'utilisation du démélange spectral, présente un certain nombre d'incertitudes. En premier lieu la reconstitution de la fraction de neige présente au sol est limitée par un niveau d'erreur proche de 30%. Ensuite un certain nombre de fausses détections sont présentes malgré les différents seuils utilisés. La résolution spatiale du capteur MODIS semble la source d'un grand nombre d'incertitudes, aussi bien au niveau de la géolocalisation des points que de la distinction des différentes structures. Enfin la formulation des problèmes de démélange, et notamment celle des bibliothèques d'endmembers, semble être un frein pour ce type d'approches face à la variabilité spectrale des matériaux.

L'ensemble de ces points permettent de proposer une réponse à la première question de ce manuscrit en identifiant l'ensemble de ces limitations pour l'observation de la neige. Ces limitations sont autant de challenge pour la suite de nos expérimentations. Nous avons pu observer en première partie de ce chapitre une forte variabilité temporelle sur les images MODIS. Nous allons par conséquent développer par la suite cet aspect en tentant de répondre à la seconde question : Comment exploiter les séries temporelles pour s'adapter à la variabilité spectrale des matériaux?

Chapitre 3

Le démélange spectral sur des images multispectrales

« *La-troisième-loi-de-Golpalott-établit-que-l'antidote-d'un-poison-composé-doit-être-égal-à-plus-que-la-somme-des-antidotes-de-chacun-de-ses-composants* »

Hermione Granger - J.K.Rowling

Sommaire

3.1 Introduction . . . 72
3.2 Démélange spectral linéaire . . . 72
3.2.1 Le modèle de mélange linéaire . . . 72
3.2.2 Création de la base d'endmembers . . . 75
3.2.3 Estimation des abondances . . . 77
3.3 Applications . . . 77
3.3.1 Estimation des endmembers - Image hyperspectrale . . . 78
3.3.2 Estimation des endmembers - Image multispectrale . . . 78
3.4 Variabilité spectrale . . . 81
3.4.1 Limitations du modèle de mélange linéaire . . . 81
3.4.2 Bundles spectraux . . . 83
3.4.3 Le modèle étendu de mélange linéaire . . . 84
3.4.4 Limitations des méthodes existantes . . . 84
3.5 Estimation des endmembers contraints par la série temporelle . . . 85
3.5.1 Problématique . . . 85
3.5.2 Proposition : une bibliothèque mixte qui exploite la continuité temporelle . . . 86
3.5.3 Extraction des endmembers contraints par la série temporelle . . . 87
3.5.4 Application au cas réel . . . 88
3.6 Perspectives . . . 92
3.7 Conclusion . . . 93

3.1 Introduction

Nous avons vu dans les chapitres précédents que la résolution spatiale des pixels d'une image acquise par satellite est de l'ordre du mètre à plusieurs centaines de mètres. Dans ce cas nous pouvons considérer comme probable qu'au moins une partie des pixels d'une image comportent plusieurs matériaux différents. C'est notamment le cas dans le Chapitre 3 où les différents pixels comportent par exemple de la neige, de la végétation ou encore des infrastructures urbaines, parfois l'ensemble de ces caractéristiques en même temps.

La télédétection dans son ensemble tente, à partir de ces images, de résoudre différents problèmes. Si la segmentation, la classification ou la détection de cible ne font intervenir que des rendus binaires, permettant de catégoriser chaque pixel d'une image comme appartenant à l'une ou l'autre des catégories proposées, ces méthodes ne permettent pas d'accéder à la composition complète du milieu.

La composition du milieu peut par ailleurs être inconnue, ou incomplète. Il est alors complexe voir impossible d'appliquer de telles approches. Le démélange spectral (ou Spectral Unmixing (SU) en anglais) s'attelle dès lors à résoudre, à partir de la réflectance mesurée, un problème de séparation de source aveugle. Celui-ci consistant d'une part à identifier les matériaux et leurs réponses spectrales propres (ou endmembers) présents dans la scène, mais également leurs proportions respectives (abondances). Ce problème fait intervenir un formalisme et des hypothèses particulières associées à un ensemble de systèmes de résolution qui seront détaillées dans la première partie de ce chapitre. Nous utiliserons en partie les images et la structure d'acquisition présentée dans le chapitre précédent pour appuyer les différences entre les approches mais également pointer les limitations liées aux méthodes, et celles plus spécifiques liées à l'utilisation d'images multispectrales, ces méthodes ayant été conçues sur une base d'images hyperspectrales.

Nous verrons notamment que l'une des principales limitations vient de la variabilité spectrale des matériaux. Si celle-ci a été introduite dans le cadre de la neige (variabilité liée à la SSA et la teneur en impuretés), de tels effets peuvent se retrouver dans la plupart des matériaux, provoquant les erreurs distinguables sur le produit LMM_{pure} dans le chapitre précédent. Nous verrons par conséquent ce qui a déjà été proposé pour prendre en compte ces effets. Ces propositions étant centrées à la fois sur des images hyperspectrales et sur l'utilisation d'une unique image, nous explorerons les limitations induites par l'image multispectrale mais également les avantages offerts par la disponibilité de larges séries temporelles.

Ces séries temporelles nous permettront de proposer une nouvelle méthode pour estimer les matériaux présents dans l'image à chaque acquisition en s'appuyant sur les précédentes. Ces travaux sont testés sur une partie de la série temporelle des Alpes présentée précédemment et montrent les améliorations notables qu'il est possible d'obtenir, généralisables à d'autres types d'études utilisant de telles suites d'images. Ces derniers travaux font l'objet d'une publication en cour de review.

3.2 Démélange spectral linéaire

3.2.1 Le modèle de mélange linéaire

Le modèle de mélange linéaire assume que le mélange de surface observé est macroscopique [Singer and McCord, 1979] et qu'un rayon solaire n'interagit qu'avec un unique matériau avant d'atteindre le capteur [Clark and Roush, 1984; Hapke, 1981]. Le capteur ayant un champ de vue plus large qu'un unique rayon, le mélange se produit alors au niveau du pixel et la radiance mesurée est alors une combinaison des réflectances respectives de chaque zone du sol impacté par des rayons qui est dans ce cas vu comme linéaire (Figure 3.1). La radiance finale est alors fonction des spectres de réflectance des matériaux « purs » de la scène, que nous appellerons endmembers, et de leur proportion en terme de surface [Hapke, 2012] que nous appellerons abondance.

La définition de matériau pur est une des premières ambiguïtés de ce modèle. En effet il définit un matériau que l'on considérera comme homogène car possédant les mêmes propriétés

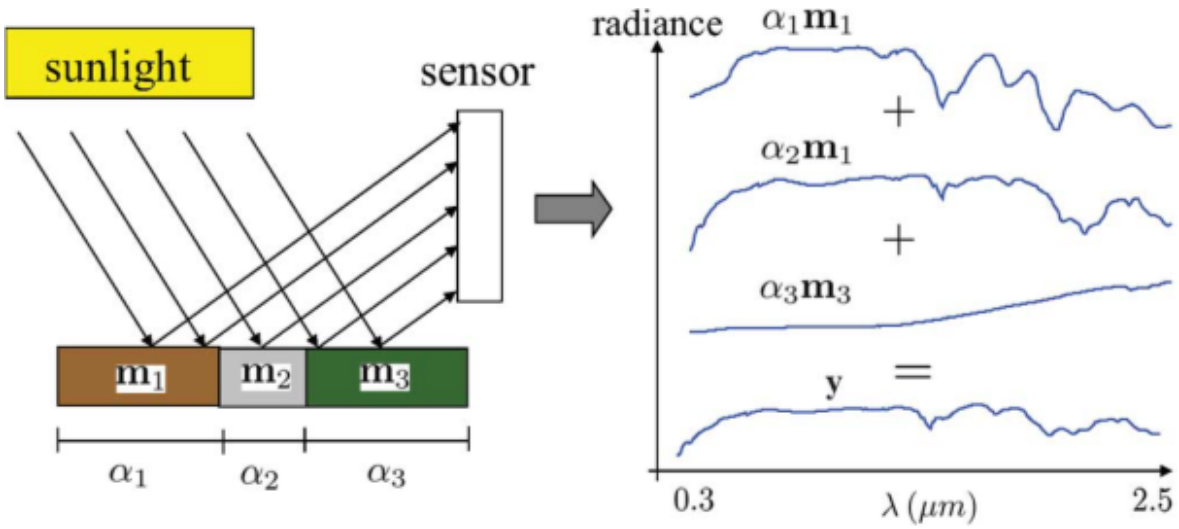


FIGURE 3.1 – Représentation schématique du modèle de mélange linéaire où la radiance (ou réflectance si elle est corrigée de l'atmosphère) est une moyenne des radiances des différentes surfaces vues par le capteur, pondérées par leur surface totale (abondance). Crédit figure : Bioucas-Dias et al. [2012]

spectrales. Cependant l'homogénéité d'une surface est très rare, la définition de la pureté tout autant. Ainsi nous pouvons tout aussi bien considérer comme endmember uniquement les minéraux composant une roche que la roche dans son ensemble. La végétation peut également être considérée comme une somme d'endmembers ou comme un unique matériau à base de chlorophylle. Si cette définition est vague, elle nous permet de contrer une partie des effets non-linéaires que nous allons observer, mais pose également des problèmes liés à la variabilité spectrale d'un même matériau que nous verrons plus loin dans ce chapitre.

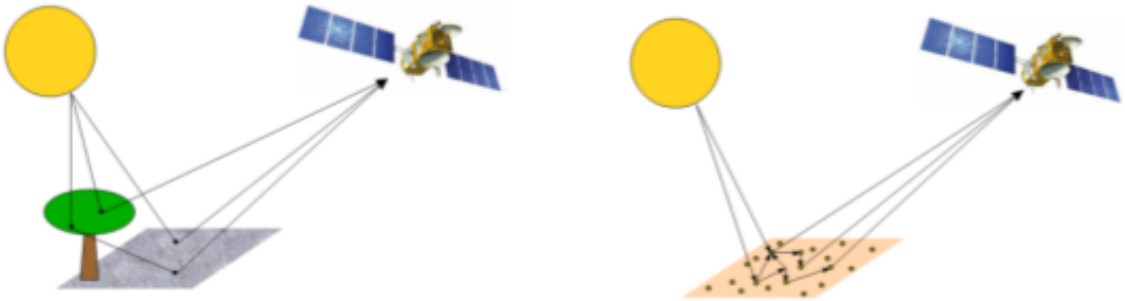


FIGURE 3.2 – Deux cas de mélanges non linéaire, à gauche via l'interactions de l'un des rayons avec plusieurs matériaux, à droite par des réflexions multiples au sein du matériau. Figure issue de Drumetz [2016]

Dans le cas où le rayon lumineux interagit avec plusieurs matériaux (figure 3.2), un cas type des interactions sous canopée, le mélange est alors vu comme non linéaire [Borel and Gerstl, 1994]. Le mélange ne s'effectue plus seulement au niveau du capteur mais également dans le milieu traversé ou par interactions proches des différents matériaux lors de la réfraction. Ces modèles complexes ne seront pas abordés par la suite mais existent. La bibliographie est cependant moins fournie et n'a pas été choisie pour explorer les différentes problématiques exposées précédemment.

Pour contrer ce problème, et notamment dans les zones de forêts, une solution consiste à utiliser comme endmember un spectre extrait de l'image, sur une zone couverte de végétation. Si les interactions sont non linéaires au sein du pixel, la considération de l'ensemble de la réflectance peut être regardée comme linéaire par la suite, au moins pour être combinée avec les autres matériaux.

Note : A partir des chapitres précédents nous pouvons immédiatement convenir que la neige devrait être considérée comme un milieu présentant des réflectances non-linéaire de par sa struc-

ture poreuse et ses propriétés optiques. Cependant d'un point de vue observationnel et au vu des caractéristiques des capteurs impliqués, la considération d'un modèle linéaire pour l'ensemble des développements est maintenue.

A partir de ce modèle de mélange linéaire, nous pouvons définir notre modèle général pour notre image. Celle-ci se compose d'un ensemble de N pixels comportant chacun leur propre signature spectrale $x_k \in \mathbb{R}^L, k = 1,\dots,N$ où L est le nombre de bandes spectrales de l'acquisition. Si nous connaissons les P endmembers de l'image et leur signature spectrale associée sur le domaine de définition de l'image $w_p \in \mathbb{R}^L$ nous pouvons créer une matrice d'endmember $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{L\times P}$ théoriquement représentative de l'image. Chaque pixel x_k se voit alors attribuer l'ensemble des endmembers w_p associé à leurs abondances respectives $h_k, k = 1,\dots,N$.

Si nous généralisons à l'ensemble de l'image $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{L\times N}$ et que nous ajoutons un bruit additif conventionnellement gaussien $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{L\times N}$, l'image s'écrit comme une combinaison linéaire des endmembers $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{L\times P}$ et de leurs abondances respectives $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{P\times N}$:

$$\mathbf{X} = \mathbf{WH} + \mathbf{E} \tag{3.1}$$

ou pixel par pixels :

$$x_k = \sum_{p=1}^{P} h_{k,p} w - p + e_k. \tag{3.2}$$

Tout le défi des méthodes de démélange spectral est alors d'estimer la base d'endmembers représentative de l'image, mais également les abondances. On peut alors représenter cette double inconnue sous la forme d'un problème de séparation de source à l'aveugle. Le problème étant extrêmement mal posé, une infinité de solutions peuvent résoudre ce problème. Cependant s'agissant d'une image réelle, nous attendons que le résultat ait une cohérence physique. Des contraintes sur les endmembers et les abondances sont ainsi posées. En premier lieu on s'attend à ce que les abondances soient positives ($h_p \geq 0, p = 1,\dots,P$). On parle alors de contrainte de non négativité (ANC pour "Abundance Nonnegativity Constrain"). En second le pixel ne doit pas présenter de vide, c'est-à-dire que l'ensemble des abondances doit être égale à 1. On parle alors de contrainte de somme à 1 (ASC pour "Abundance Sum-to-one Constrain") défini par $\sum_{p=1}^{P} h_p = 1$.

Malgré ces contraintes physiques et la proximité avec les problématiques de séparation de source, les algorithmes usuels de résolution du type « Independent Component Analysis » ne sont pas applicables dans le cas du démélange spectral [Nascimento and Dias, 2005a] car les sources (ici les abondances) ne satisfont pas l'hypothèse d'indépendance vu que leur somme dans chaque pixel est constante.

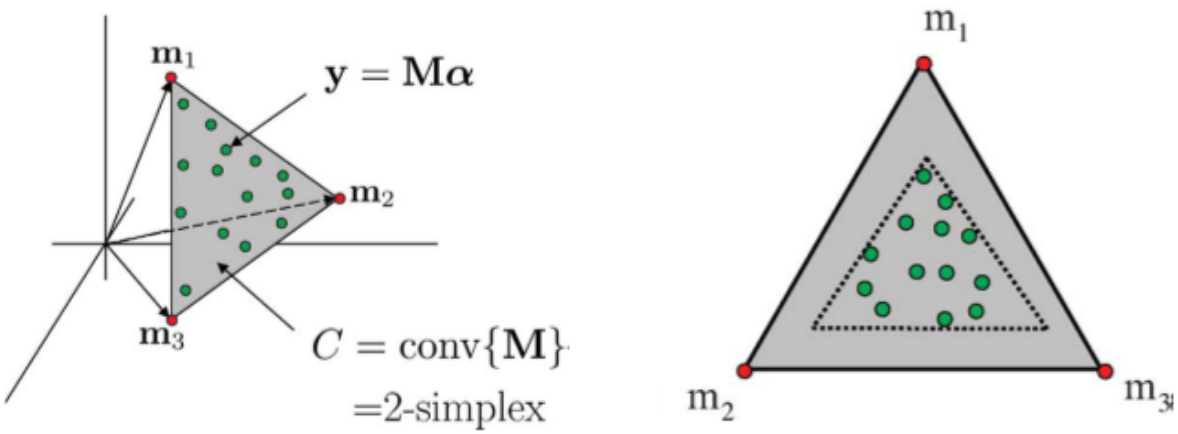


FIGURE 3.3 – Illustration à gauche d'un simplex à 2 dimensions (triangle) issus d'un ensemble de 3 endmembers (points rouges). Les points verts correspondent à l'ensemble des pixels de l'image qui peuvent alors être représentés par ces endmembers. A droite représentation simplifiée du même simplex mais dans le cas où les données sont hautement mixées et où les endmembers représentent bien les données, mais ne sont pas présents dans l'image sous la forme de pixel pur. Figure issue de Bioucas-Dias et al. [2012]

Les propriétés géométriques du problème peuvent alors être utilisées pour le formaliser différemment. En prenant en compte les contraintes il est possible de définir le simplex de probabilités $S_{P-1} \equiv \{\mathbf{h} \in \mathbb{R}^P, h_p \geq 0, \sum_{p=1}^{P} h_p =\}$ et le simplex $S_W \equiv \{\mathbf{WH} \in \mathbb{R}^L, H \in S_{P-1}\}$ où les sommets sont formés par les colonnes de W qui correspondent aux endmembers (Figure 3.3). Les pixels de l'image préalablement définis sur l'ensemble des L bandes d'acquisition vivent, via cette définition, dans un sous espace de dimension inférieure qui correspond à la combinaison convexe des endmembers [Drumetz, 2016]. A partir de cette représentation géométrique des données, il est possible d'établir des algorithmes permettant d'estimer le simplex, et par conséquent les endmembers et les abondances correspondantes.

De nombreuses approches ont été proposées pour effectuer ce travail, de façon séquencé (estimation des endmembers puis des abondances), de façon semi-aveugle (une base d'endmembers connue à partir de laquelle on estime les abondances) ou de façon conjointe (endmembers et abondances sont estimés en même temps). Nous allons par la suite présenter certaines de ces différentes méthodes, basées sur des problèmes hyperspectraux, afin de pouvoir isoler les limitations inhérentes aux images multispectrales que nous utilisons. Le démélange spectral étant un des points majeurs de développement des traitements de ce type d'image ces dernières années, une bibliographie complète des méthodes n'est pas du ressort de ce manuscrit mais peut être trouvée dans Bioucas-Dias et al. [2012]

3.2.2 Création de la base d'endmembers

Estimer les endmembers

En se basant sur la représentation volumétrique de nos données résumées en Figure 3.3, il est possible d'établir des algorithmes spécialisés dans l'extraction des endmembers. Si nous considérons que notre image est composée d'un certain nombre de matériaux représentatifs, alors les sommets du simplex, et par conséquent les endmembers, sont censés correspondre à ces matériaux. Les approches sur lesquelles nous allons nous focaliser par la suite font l'hypothèse qu'il existe dans l'image des pixels correspondant à ces endmembers avec une abondance de 1. On parle alors de pixel "pur" car composé d'un unique matériau [Plaza et al., 2004].

Si cette hypothèse est valide, le fait de retrouver ces pixels dans l'image nous permet de déterminer le sous espace et les vecteurs de réflectance associés à chacun d'entre eux. De nombreux algorithmes permettent de retrouver ces points tels que le Pixel Purity Index (PPI, Boardman et al. [1995]), N-FINDR [Winter, 1999] ou encore Vertex Component Analysis (VCA, Nascimento and Dias [2005b]. Dans le cadre de ce travail nous allons nous focaliser sur l'algorithme VCA celui-ci étant de loin le plus utilisé dans les différents travaux relatifs au démélange spectral.

Vertex Component Analysis [Nascimento and Dias, 2005b] génère un premier vecteur de façon aléatoire et isole le pixel dont la projection dans la direction de ce vecteur donne la valeur maximale. Ce pixel est alors considéré comme le premier endmember. Un nouveau vecteur est alors généré de façon orthogonale au premier permettant d'isoler le second endmember par projection de l'ensemble des pixels sur ces deux vecteurs. Le procédé est répété itérativement jusqu'à ce que l'ensemble des endmembers recherchés soit retrouvé. Ce nombre d'endmembers maximum est défini par le nombre de bandes de l'image acquise. Les données étant représentées sur un sous espace de dimension $L-1$, le nombre théorique d'endmembers est de $L+1$ grâce aux contraintes ANC et ASC. Cependant les recommandations issues de [Nascimento and Dias, 2005b] font état d'une meilleure stabilité des résultats en gardant $P = L-1$.

Cet algorithme (tout comme PPI ou N-FINDR) repose sur la présence dans l'image de pixels purs. Trois limitations peuvent rapidement poser des problèmes dans leur utilisation. La première limitation vient des potentiels artéfacts de l'image. Il s'agit de pixels mal enregistrés ou mal traités lors des étapes de pré-traitement et qui présentent des caractéristiques spectrales anormales. Ces caractéristiques peuvent mener à la sélection automatique de ce pixel comme endmember alors que celui-ci n'est représentatif d'aucun matériau. La seconde limitation vient de l'hypothèse de présence de pixels purs. Certains cas peuvent amener à des situations telles que montré sur la fi-

gure 3 à droite, où les pixels sont hautement mixés et où il n'existe pas de pixels purs. Dans ce cas des approches basées sur l'estimation du volume du simplex (SISAL, Bioucas-Dias [2009] peuvent permettre d'estimer correctement la base. Cependant ces approches relaxent la contrainte de non-négativité entraînant des endmembers non réels dans nos données, ce qui a été écarté dans ce travail. Les approches basées sur le pixel pur vont malgré tout fournir un résultat et des endmembers. Cependant ceux-ci seront constitués de plusieurs matériaux. S'ils peuvent permettre de bien représenter l'image (cas intéressant pour la suite), ils ne correspondent pas à un matériau seul et ne peuvent alors pas être utilisés pour toute interprétation. Enfin la dernière limitation est le nombre d'endmembers. Si dans le cadre d'une image hyperspectrale le nombre d'endmembers estimable est largement supérieur au nombre de matériaux présents dans l'image grâce à la large résolution spectrale, cela peut-être plus compliqué dans le cadre d'images multispectrales. Pour contrer ces limitations une partie des applications utilisent des endmembers issus de librairies.

Mesurer les endmembers

Un endmember correspond à un spectre de réflectance de référence. Dans le cas précédent nous supposons que si l'hypothèse de pixel pur est validée, ces endmembers peuvent être identifiés comme des matériaux réels et interprétés par la suite. Nous pouvons alors faire le chemin inverse et créer des endmembers à partir de spectres de matériaux réels. L'avantage certain sera de maîtriser totalement la correspondance des matériaux dans la scène avec des matériaux réels, limitant les risques d'endmembers mixtes considérés comme purs dans les algorithmes précédents.

La première méthode pour obtenir ces endmembers est de faire appel à l'expérience de l'opérateur. En sélectionnant manuellement les pixels considérés comme purs sur l'image, on peut directement établir le spectre de ce pixel et le considérer par la suite comme un endmember. Cette sélection fait intervenir l'expertise humaine, souvent plus efficace que la machine, mais reste dépendante de la résolution du capteur face à la précision attendue. Si nous cherchons des matériaux dans leur généralité, la précision métrique suffit généralement à isoler des surfaces homogènes, que l'on peut considérer comme pures. Si par contre nous nous intéressons à un niveau de détail supérieur, tel que la SSA de la neige, les minéraux d'une roche ou différentes espèces de végétation, l'expertise humaine peut ne plus être suffisante.

Une seconde approche est d'utiliser des mesures de laboratoire pour calculer les spectres de réflectance de ces matériaux tels que vus par le capteur. La base de données de l'USGS (United States Geological Survey, Kokaly et al. [2017]) permet d'obtenir les réflectances bi-hémisphériques sur une partie du spectre visible et/ou infrarouge. Principalement dédiée aux minéraux, cette base de données contient également une grande variété de spectres de végétations et plus généralement de l'ensemble des matériaux que l'on s'attend à trouver sur une étude de la surface de la Terre. Si les spectres correspondant à la neige sont présents, nous pouvons également utiliser ceux issus de la simulation TARTES [Libois et al., 2013]. Ces spectres peuvent être convolués avec les réponses spectrales des capteurs, permettant de définir la réflectance de ces matériaux telle qu'elle serait vue par le capteur. Elles peuvent par la suite être utilisées comme endmembers.

L'avantage de ces approches est de contrôler intégralement la sémantique de nos endmembers. Nous pourrons alors interpréter directement les résultats en proportion des matériaux que nous connaissons parfaitement. Cependant cela émet l'hypothèse que le sous-espace de l'image dans lequel nous allons la projeter est parfaitement représenté par ces matériaux. Cette approximation peut notamment poser des problèmes lorsque de la variabilité spectrale intrinsèque au matériau est présente (voir section 3.4) ou s'il manque un matériau parmi les endmembers utilisés. Celui-ci sera alors approximé par d'autres matériaux, pouvant introduire plus d'incertitude que celle que nous essayons de contrer avec ce type d'approche.

3.2.3 Estimation des abondances

Une fois les endmembers disponibles, la dernière étape du démélange spectral est l'estimation des abondances. Cette étape cherche à minimiser le problème introduit précédemment, soit

$$\hat{\mathbf{H}}_p = \arg\min_{\mathbf{H}} \frac{1}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{W}\mathbf{H}\|_{\mathrm{F}}^2. \tag{3.3}$$

$$\text{avec } \mathbf{H} \in \mathrm{S}_{\mathrm{P}-1}$$

où $\|.\|_{\mathrm{F}}$ correspond à la norme de Frobenius. Dans le cas où les contraintes physiques sont relâchées nous nous retrouvons avec un problème des moindres carrés classique. Avec les contraintes ANC et ASC actives, on parle alors de "Fully Constrained Least Square Unmixing" (FCLSU par la suite). Dans certains cas il peut être pertinent de relâcher la contrainte de somme à 1 (ASC) afin de pouvoir absorber une partie des incertitudes liées aux endmembers. On parlera alors de « Constrained Least Square Unmixing » (CLSU). Une large variété d'algorithmes permet de résoudre ce problème, notamment via l'utilisation de l' "Alternated Direction Method of Multipliers" (ADMM, Pu et al. [2014]).

Dans le cas où nous considérons simplement cette minimisation, l'ensemble des matériaux définis dans la base d'endmembers est susceptible d'être présent en même temps dans chacun des pixels. Cette situation étant peu probable dans un cas réel, surtout dans le cadre d'une large bibliothèque d'endmembers, il est possible de définir le problème afin de promouvoir une solution parcimonieuse (sparse en anglais) c'est-à-dire où certains endmembers ne sont pas actifs dans certains pixels [Iordache et al., 2011]. Cela revient à minimiser partiellement les très petites détections (ce qui était un problème dans le chapitre précédent) qui ne servent qu'à faciliter la minimisation alors qu'une solution plus « juste » mais ne faisant pas intervenir les mêmes endmembers est possible.

Pour résoudre ce problème de parcimonie, on cherche maintenant à résoudre

$$\min_{\mathbf{H}} |\mathrm{H}|_0 \texttt{sujet à} |\mathbf{X} - \mathbf{W}\mathbf{H}|_2 \leq \delta, h_p \geq 0, \sum_{p=1}^{\mathrm{P}} h_p = 1 \tag{3.4}$$

où $|\mathrm{H}|_0$ dénote le nombre de composantes non nulles de $\mathbf{H}$ et $\delta \geq 0$ est l'erreur tolérée issue du bruit et de la modélisation du problème. La difficulté de la résolution vient de la non-convexité introduite par la pseudo norme $\mathscr{L}_0$ et de la nécessité d'avoir $\delta = 0$. Iordache et al. [2010] propose d'utiliser à la place une norme $\mathscr{L}_1$ permettant de formuler le problème d'optimisation sous une forme convexe permettant une résolution du système suivant :

$$\min_{\mathbf{H}} |\mathrm{H}|_1 \texttt{sujet à} |\mathbf{X} - \mathbf{W}\mathbf{H}|_2 \leq \delta, h_p \geq 0, \sum_{p=1}^{\mathrm{P}} h_p = 1 \tag{3.5}$$

Ce qui revient à minimiser le problème lagrangien suivant :

$$\hat{\mathbf{H}} = \arg\min_{\mathbf{H}} \frac{1}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{W}\mathbf{H}\|_2^2 + \lambda |\mathbf{H}|_1. \tag{3.6}$$

$$\text{avec } \mathbf{H} \geq 0$$

où λ est le paramètre de régularisation. La résolution de ce problème fait intervenir différents algorithmes, non décrits ici, présentés dans Iordache et al. [2011] et dont l'abréviation SUnSAL pour « Sparse Unmixing by variable Splitting and Augmented Lagrangian » sera utilisée par la suite.

3.3 Applications

Nous avons vu dans la première partie de ce chapitre les moyens à notre disposition pour appliquer le démélange spectral linéaire. Avant de poursuivre nous pouvons dès à présent pointer certaines limitations de ces approches. Pour cela nous allons appliquer ces méthodes de démélange sur différents types d'images afin d'isoler les problèmes les plus courants.

3.3.1 Estimation des endmembers - Image hyperspectrale

En première application nous utilisons une image hyperspectrale, champ d'application naturel des méthodes précédemment évoquées. Cette image acquise par avion au-dessus du massif du Mont-Blanc dans la zone de la mer de glace permet une bonne résolution spatiale au sol (de l'ordre du mètre) et une résolution spectrale très fine (608 bandes). Une image en fausse couleur de la zone est présentée en Figure 3.4. Sur celle-ci nous pouvons parfaitement identifier les zones enneigées et les zones qui ne le sont pas. La végétation est basse et les roches diversifiées due à la présence de moraines.

L'image étant très bien résolue spectralement, il paraît valable de la placer sous l'hypothèse de l'existence d'un sous-espace défini par les endmembers. La taille de ce sous-espace peut-être manuellement choisie ou calculée via les valeurs propres (Chapitre 2, section 1) ou par des algorithmes tels que HYSIME [Bioucas-Dias and Nascimento, 2008]. Dans le cas de cette image le sous-espace est estimé avec une dimensionnalité de 19 par HYSIME (il était de 13 via les vecteurs propres, l'analyse suivante est cependant la même). Nous choisissons par conséquent d'extraire 19 endmembers avec VCA, ce qui respecte bien $P < L$. Afin d'observer la variabilité liée à l'initialisation aléatoire du premier vecteur, nous montrons sur la Figure 3.4 trois estimations différentes d'un jeu de 19 endmembers. Nous pouvons observer que ceux-ci sont différents, ne présentant ni les mêmes amplitudes ni les mêmes spectres sélectionnés. Un grand nombre de ces estimations concernent les roches et présentent par conséquent de faibles amplitudes. Cela paraît cohérent avec les caractéristiques évoquées de l'image.

A partir de ce jeu d'endmembers nous pouvons estimer les abondances telles que présentées dans la section précédente. Nous avons montré sur le bas de la Figure 4 deux cartes d'abondances estimées via FCLSU correspondant au mieux à celles censées représenter la fraction de neige. Nous pouvons voir sur les deux cartes que les zones de neige et de glace ne sont que peu séparées (alors qu'une simple image en fausse couleur le permet). De plus la carte du bas, correspondant à l'endmember le plus proche d'un spectre de neige, fait apparaitre de nombreuses fausses détections de ce matériau. Cet effet est particulièrement visible sur les bords du glacier où la moraine donne l'impression de contenir une faible fraction de neige, ce qui n'est pas le cas. La somme de l'ensemble des cartes d'abondances retourne une valeur de 1 sur l'ensemble de la carte, confirmant la prise en compte de la contrainte de somme à un. Dans le cas de l'estimation incluant la parcimonie (SUnSAL), les problèmes restent identiques malgré le léger relâchement de la contrainte ASC qui aurait pu permettre de contrer ces effets locaux.

Nous observons par conséquent sur les images hyperspectrales, pourtant bien résolues spectralement, un effet d'erreur lié à la présence de faux positifs dans les abondances et une non homogénéité des estimations du sous espace représentatif de l'image via les endmembers. Nous pouvons maintenant voir ce que donne la même expérimentation sur des images multispectrales.

3.3.2 Estimation des endmembers - Image multispectrale

Endmembers estimés

Dans le cas des images multispectrales, le nombre de bandes définissant la résolution spectrale est beaucoup plus faible que dans le cas précédent. L'hypothèse de l'image vivant dans un sous espace de dimension inférieure est par conséquent plus fragile. Nous utilisons ici pour exemple l'image MODIS issus des expérimentations du chapitre 2, et plus particulièrement l'image du 14 avril 2013 (Figure 3.5). Celle-ci présente une acquisition sans nuages détectés, avec de la neige à partir de la moyenne altitude permettant à la fois une variété de matériaux mais également une végétation en pleine mutation dans les différents étages d'altitude en plus de la zone urbaine de Grenoble. L'image présente donc un grand nombre de matériaux différents avec une résolution spatiale de 250 m

L'estimation de la taille du sous espace par HYSIME ou par les vecteurs propre donne une valeur maximale de $P = 4$. Nous avons par conséquent fait les mêmes opérations que pour l'image hyperspectrale, les résultats étant présentés en Figure 3.5. On peut observer que les 3 estimations

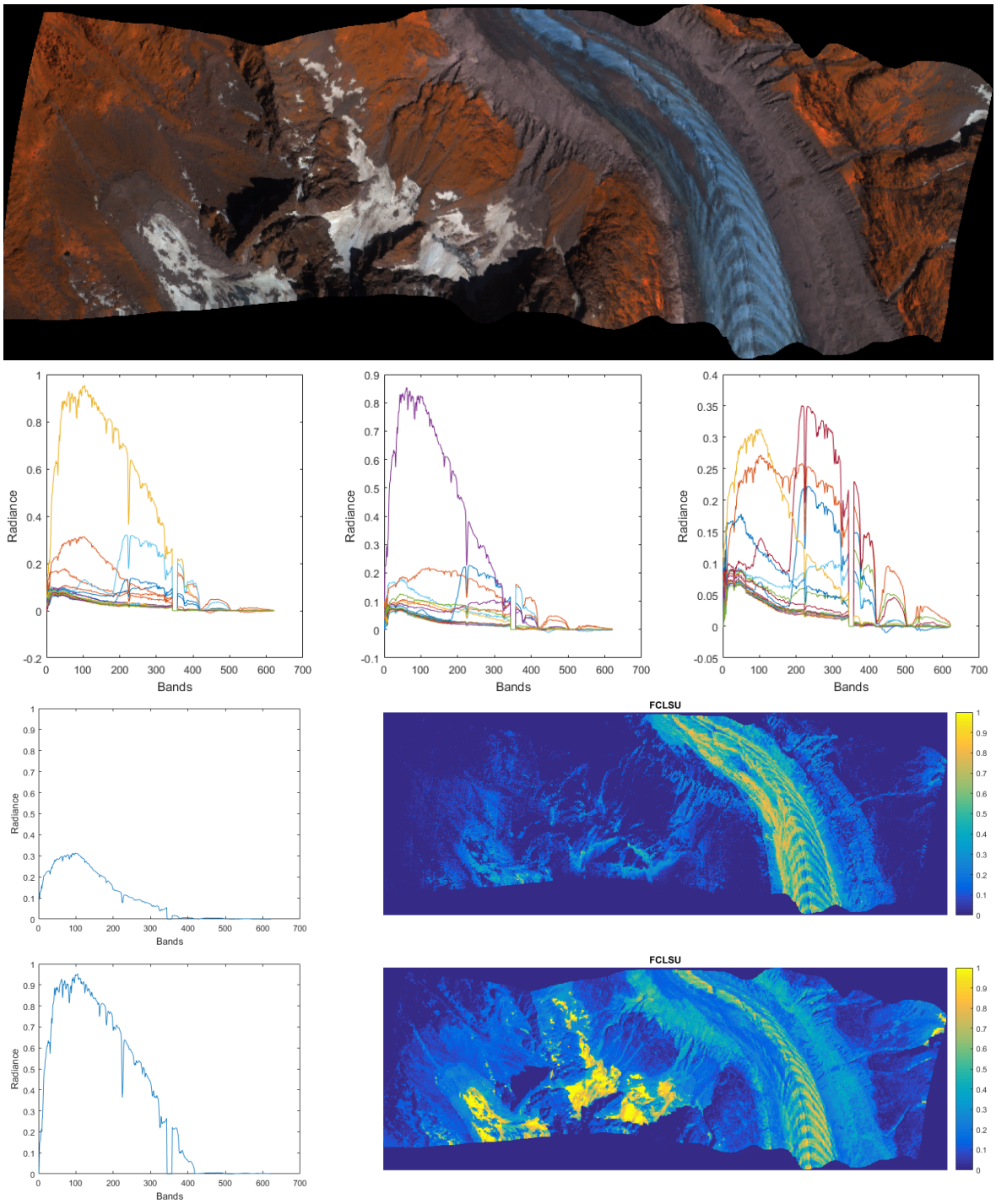


FIGURE 3.4 – Image hyperspectrale en fausse couleur (haut), 3 extractions d'endmembers via VCA avec P=19 (milieu), cartes d'abondances correspondant à deux des endmembers à priori correspondant à la neige (bas)

via VCA donnent des endmembers différents, avec dans certains cas aucun endmember que l'on pourrait relier directement à de la neige. Nous utilisons pour l'estimation des endmembers les deux premières estimations pour voir leurs effets sur la détection de la neige.

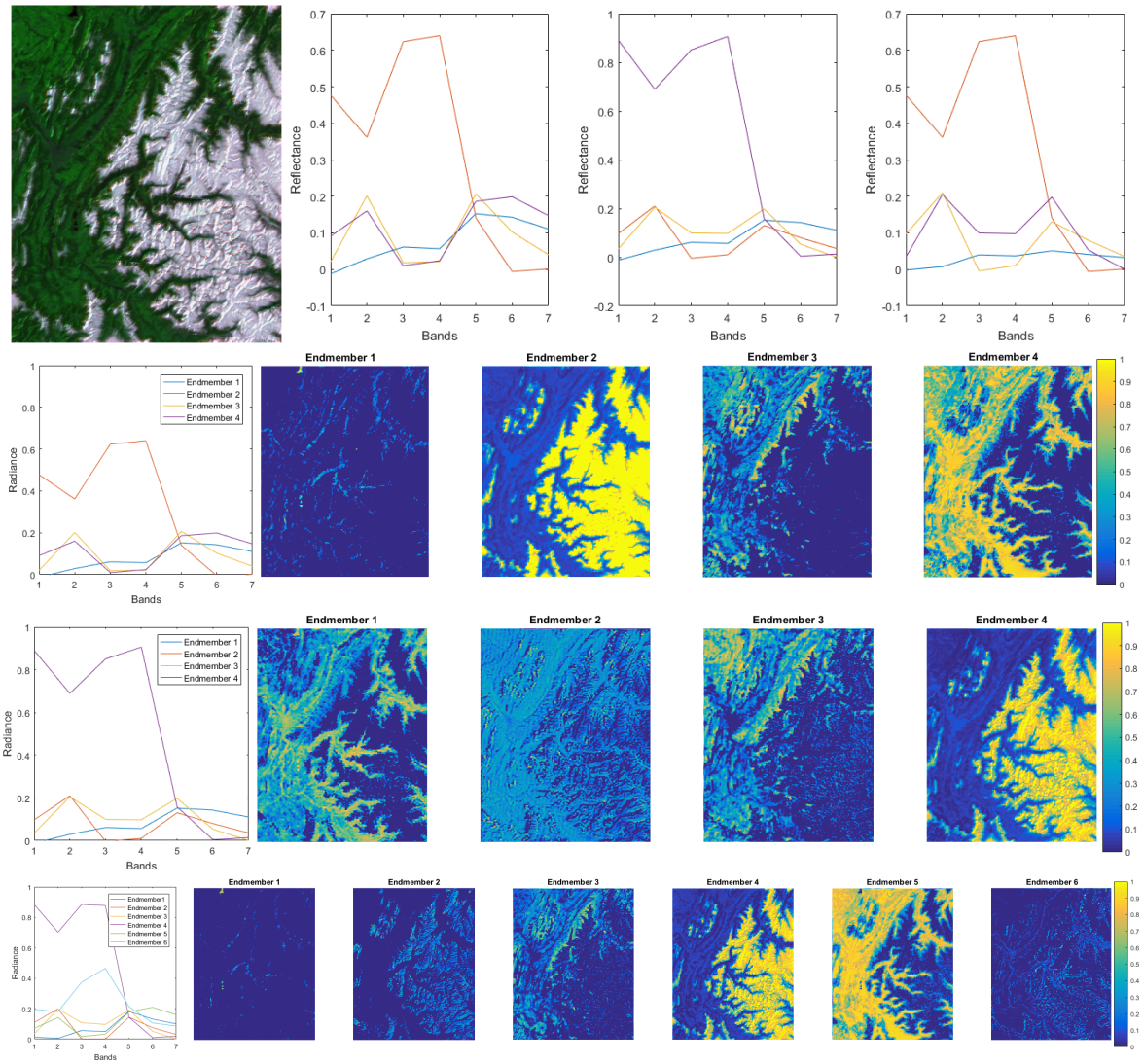


FIGURE 3.5 – Vue RGB de l'image correspondant à la zone Alpes du Chapitre 2 (haut gauche). Trois estimation d'endmembers avec P = 4 (haut droite). Les deux premières estimations d'abondances correspondent aux deux premières estimations d'endmembers. En bas est présenté le résultat de l'estimation des endmembers et des abondances pour P = 6

Nous pouvons observer sur la Figure 3.5 que les abondances estimées permettent bien de retrouver les zones enneigées. Que ce soit l'endmember 2 pour la première estimation ou l'endmember 4, les zones enneigées sont bien définies. On retrouve comme sur l'image hyperspectrale un ensemble de fausses détections dans la vallée et la zone urbaine de Grenoble. Les autres endmembers sont par contre difficilement identifiables, la végétation n'étant pas distinguée des zones urbaines ni entre elles (typiquement prairies/forêts/zones agricoles).

L'image présentant une dimension spectrale de L = 7, il est théoriquement possible d'exécuter VCA avec P = 6. La variabilité des exécutions reste importante mais permet de faire apparaître de nouveaux matériaux (Figure 3.5, bas). L'estimation des abondances présente les mêmes défauts qu'avec P = 4 mais certains endmembers, tel que le second, semblent présenter l'identification d'un autre type de neige tandis que le sixième pourrait être raccordé à de la roche.

Bibliothèque d'endmembers

Sur ces images MODIS, la bibliothèque d'endmembers utilisés dans MODImLAB [Sirguey et al., 2009] permet de connaître le matériau correspondant à chaque endmember. Au nombre de huit (et donc supérieur à la dimensionnalité de l'image), il convient d'utiliser cette librairie avec un algorithme parcimonieux tel que SUnSAL. Les résultats sont ceux présentés à la fin du chapitre 3, et posent la problématique générale de ce chapitre.

Nous sommes par conséquent face à un problème général où nous sommes à la fois contraints par un problème d'identification des endmembers estimés mais aussi par leur pertinence sur l'ensemble de l'image, face à une potentielle variabilité spectrale de ceux-ci.

3.4 Variabilité spectrale

3.4.1 Limitations du modèle de mélange linéaire

Nous avons vu précédemment qu'un certain nombre de pixels n'étaient pas correctement expliqués par le sous espace considéré. Ces manquements se voient par l'utilisation d'endmembers non adaptés pour compléter ces pixels, particulièrement identifiable avec les cartes d'abondance de neige. C'est notamment le cas sur l'image multispectrale (qui nous intéressera pas la suite) mais également sur l'image hyperspectrale alors que celle-ci permet de définir de grands sous espaces et ne devrait dès lors pas poser ces problèmes. On peut représenter ces pixels x'_k comme étant hors du simplex défini par les endmembers. Dans ce cas la résolution en suivant le modèle linéaire va tenter de résoudre le point projeté sur le simplex $\hat{x}_{k'}$ qui ne correspondra pas aux bonnes proportions.

Ces limitations peuvent avoir deux origines parfaitement établies dans Drumetz [2016] et dont nous nous permettons ici de reprendre les explications.

- Dans le cas où la zone observée est complexe (forêts, zones urbaines) ou le matériau poreux (neige, sable), le mélange entre les différents endmembers peut-être non linéaire. La lumière aura alors interagi avec plusieurs matériaux ou particules et nécessite d'utiliser des résolutions plus complexes telles que le modèle de mélange bilinéaire [Meganem et al., 2014; Nascimento and Bioucas-Dias, 2009] pour considérer les interactions entre deux matériaux, ou plus généralement les modèles multilinéaires [Heylen and Scheunders, 2016; Marinoni et al., 2016] pour augmenter encore l'ordre de grandeur des interactions. Ce cas peut être résumé sur la Figure 3.6 en bas à gauche ou le simplex se déforme pour recouvrir les différentes possibilités.

- La seconde origine de ces erreurs peut provenir de la variabilité spectrale intrinsèque aux matériaux observés et/ou définis comme endmembers. Cette variabilité peut avoir différentes origines que nous avions partiellement identifiées précédemment. Elle peut être intrinsèque au matériau tel que l'impact de la SSA pour la neige, du taux de chlorophylle pour la végétation ou l'humidité générale du milieu. Dans le cas de la végétation la complexité peut être comparable à celle de la neige, particulièrement en zone montagneuse où les plaines peuvent présenter des décalages temporels de développement de la végétation de plusieurs semaines. La correction de tels effets en amont est complexe car elle demande soit un à priori fort sur ce que l'on observe, soit de proposer l'ensemble des spectres correspondants pour un démélange parcimonieux. La variabilité peut également être liée à la géométrie de l'observation. Au-delà de l'angle d'acquisition qui peut être corrigé, les micro reliefs induisent des effets de pente et des mises à l'ombre qui influent directement sur la réflectance du matériau. Ces effets sont trop fins pour être corrigés via un modèle numérique de terrain (qui n'est pas toujours disponible à la résolution d'observation) et nécessitent une prise en compte particulière. Enfin les corrections atmosphériques peuvent influencer largement les résultats. Ces corrections sont effectuées à partir de modèles globaux qui peuvent présenter des incertitudes locales pénalisant nos données.

Ces deux possibilités d'explications du phénomène amènent des opportunités de résolution

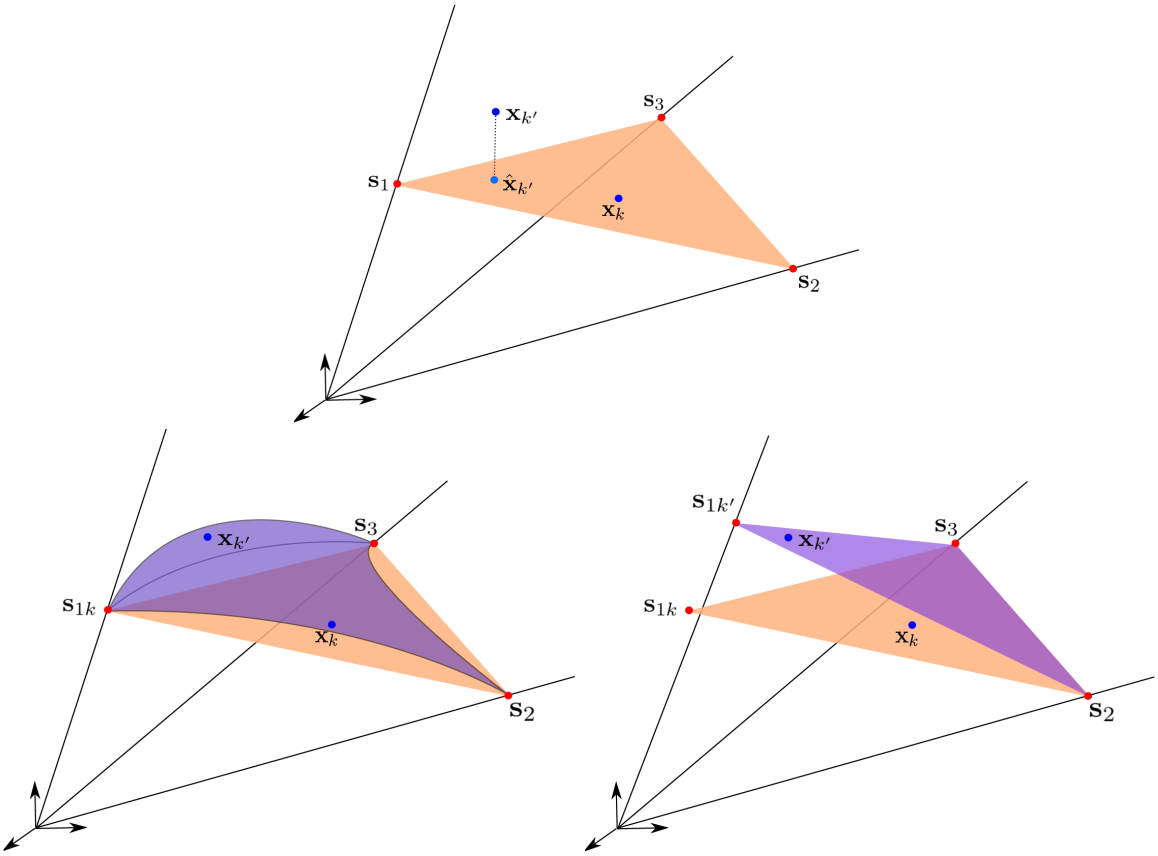


FIGURE 3.6 – Simplex tel que défini par le modèle de mélange linéaire qui ne permet pas d'expliquer le point $x_{k'}$. La déformation de ce simplex pour expliquer ce point $x_{k'}$ via un modèle non linéaire (bas gauche). En bas à droite l'impact de la variabilité spectral sur l'endmember s_{1k} qui permet d'expliquer le point $x_{k'}$ via un facteur d'échelle produisant $s_{1k'}$ en gardant le modèle de mélange linéaire. Figures issues de Drumetz [2016]

différentes. Si les modèles non linéaires peuvent présenter une plus grande adaptabilité, la complexité des milieux concernés nous incite à privilégier le traitement de la variabilité spectrale aussi bien temporelle que spatiale. Ce domaine a fait l'objet d'un certain nombre d'études qui ont privilégié soit les groupements d'endmembers, soit la définition d'un modèle étendu du mélange linéaire pour s'adapter aux variations des endmembers via un facteur d'échelle. Nous explorerons deux de ces différentes possibilités mais nous proposerons également une nouvelle approche, exploitant la temporalité et la continuité des scènes pour extraire des endmembers plus appropriés au milieu.

3.4.2 Bundles spectraux

La première possibilité pour attaquer la variabilité spectrale est de travailler au niveau des endmembers. Nous avons vu que d'un point de vue théorique il est possible d'obtenir un grand nombre de spectres de neige différents. On peut alors imaginer utiliser l'ensemble de ces spectres comme endmembers dans l'estimation des abondances. En sommant les contributions de chaque endmember nous pourrions obtenir la fraction de neige finale. On peut imaginer effectuer la même opération en créant des groupes, appelés bundles, avec l'ensemble des matériaux considérés, nous aurions alors une base de données recouvrant toute la variabilité spectrale théorique de l'image. Les sommets du sous espace pouvant être adaptés à chaque pixel.

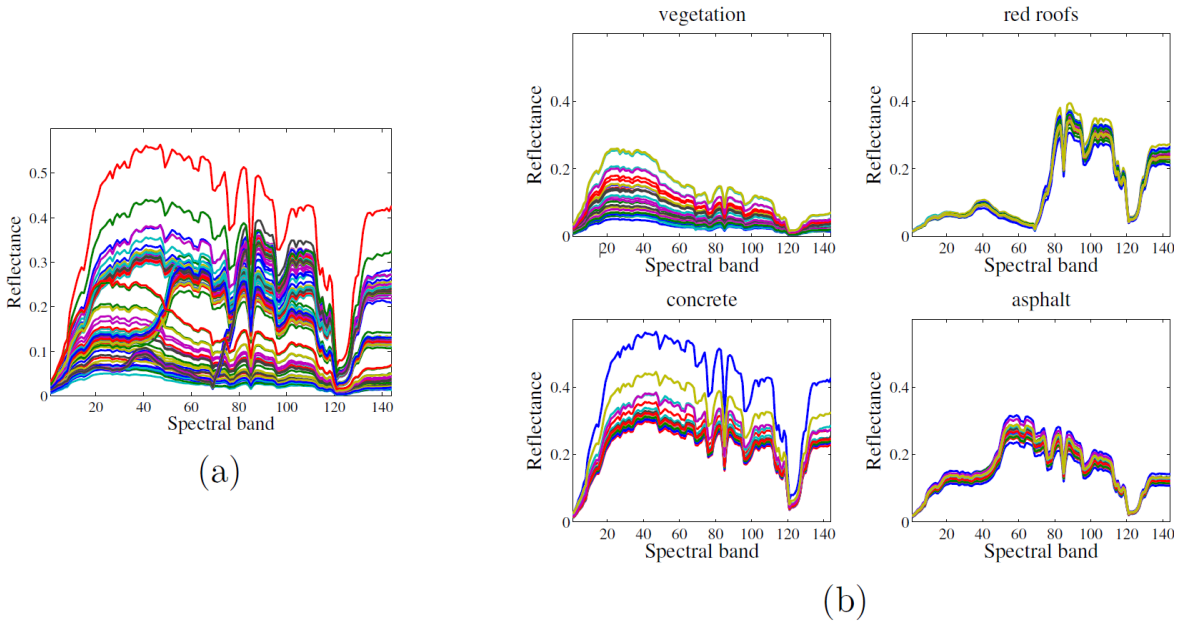


FIGURE 3.7 – Exemple de création de bundles à partir d'un grand nombre d'extractions d'endmembers. Figure issue de Drumetz [2016]

Le problème d'une telle approche serait l'utilisation unique d'une bibliothèque théorique d'endmembers, ce qui ne permettrait pas de prendre en compte la variabilité liée à l'illumination ou à la correction atmosphérique. Somers et al. [2012] ont proposé une approche nommée "Automated Endmember Bundles" (AEB) qui propose d'extraire l'ensemble de la variabilité des matériaux sur l'image. L'hypothèse sous-jacente est qu'il existe suffisamment de pixels purs pour identifier l'ensemble des variabilités spectrales. En effectuant l'extraction sur un grand nombre de sous - ensembles de l'image, on peut alors créer des bundles entre les spectres par clustering tel qu'une méthode de k-mean, de distance angulaire ou simplement euclidienne (Figure 3.7). On produit alors un ensemble de P clusters où les endmembers s'adaptent de façon réelle aux variabilités spectrales de l'image, aussi bien induites par les propriétés physiques des matériaux ainsi qu'aux effets d'atmosphère et d'illumination.

L'estimation des abondances peut être effectuée de différentes façons pour utiliser ces bundles. L'approche la plus simpliste consiste à appliquer l'estimation via FCLSU puis à sommer les abon-

dances de chaque classe du bundle. On peut également envisager de n'utiliser qu'un faible nombre d'endmembers par classe en sélectionnant dans chaque pixel les plus représentatifs. Ceci peut être effectué via l'algorithme MESMA pour "Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis" [Roberts et al., 1998] qui va tester l'ensemble des possibilités pour isoler celle qui représente le milieu. Cette solution est très lourde d'un point de vue temps de calcul et peut être limitée à un nombre maximum d'endmembers par pixel pour converger plus rapidement vers la bonne solution. Une dernière approche consiste à ne pas utiliser l'ensemble du bundle mais uniquement le centroïde de chaque classe. Développée dans Jin et al. [2010], la méthode "Fisher Discriminant Nullspace" (FDN) utilise ces centroïdes pour calculer, via FCLSU, les abondances de chaque classe.

Ces méthodes s'attachent à appréhender la variabilité spectrale en travaillant sur les endmembers. Elle peut aussi être compensée avec une base d'endmembers fixes en travaillant sur les abondances.

3.4.3 Le modèle étendu de mélange linéaire

Nous avons évoqué sur la Figure 3.6 la possibilité de modéliser la variabilité spectrale comme un facteur d'échelle appliqué sur les endmembers. Pour cela Drumetz et al. [2016] propose de modifier le modèle linéaire en ajoutant la possibilité de faire varier chaque endmember de référence pour chaque pixel. Ce modèle étendu de mélange linéaire ("Extended Linear Mixing Model" (ELMM)) s'exprime de la façon suivante :

$$x_k = \sum_{p=1}^{P} h_{kp} f kp(w_p) + e_k \tag{3.7}$$

Où $f_{kp} : \mathbb{R}^L \to \mathbb{R}^L$ et $f_{kp}(w_p) = \phi_{kp} w_p$ qui définit la variabilité comme une mise à l'échelle de quelques endmembers de référence issus de la matrice $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{L \times P}$. Dans le cas où on force $\phi_i \in \mathbb{R}^{P \times P}$ à être une matrice diagonale avec ϕ_{kp} sur la diagonale, un pixel devient une combinaison linéaire d'endmembers mis à l'échelle qui vivent dans un espace convexe permettant une résolution du problème. Le problème d'optimisation est présenté dans Drumetz et al. [2016] et permet d'obtenir des cartes d'abondance où les effets d'illumination sont clairement corrigés.

Nous avons par conséquent au travers de ces deux méthodes, les bundles et l'ELMM, un moyen théorique de contrer les effets de la variabilité spectrale sur nos images due à la fois aux conditions d'éclairement et d'observation et aux propriétés du matériau observé. Cependant si nous considérons le problème de l'estimation de la couverture de neige sur les images MODIS présenté dans le chapitre 2, certaines limitations de ces modèles sont présentes. Dans le cas des bundles l'hypothèse est faite qu'il y aura suffisamment de pixels purs dans l'image pour extraire une grande variété de spectres purs. Cette hypothèse réaliste dans le cas d'une acquisition haute résolution l'est beaucoup moins avec les pixels à 250 m. De plus les endmembers extraits et les classes produites ne peuvent être raccordés que par proximité spectrale avec des matériaux connus. Nous n'avons pas la garantie que la classe neige corresponde réellement à de la neige pure et sa variabilité dans l'image. Dans le cas de l'ELMM le calcul des abondances utilise une petite base d'endmembers et permet de compenser la variabilité dans l'image, cependant cette petite base, souvent théorique, peut être éloignée des matériaux réellement présents dans l'image. La vélocité de la méthode étant dépendante de la taille de l'image, utiliser une grande base théorique ou même les bundles via l'ELMM n'est pas pertinent d'un point de vue faisabilité. Il est alors nécessaire de trouver un nouvel angle d'attaque pour traiter ces images

3.4.4 Limitations des méthodes existantes

Nous pouvons appliquer ces différentes méthodes sur nos jeux de données pour détecter la neige. Si nous détaillons les résultats en fonction du RMSE dans la section suivante, nous pouvons déjà nous intéresser aux résultats visuels pour identifier les améliorations et limitations apportées par ces approches. Nous utilisons pour les bundles AEB et FDN et l'algorithme ELMM. AEB crée

un ensemble de 20 bundles différents (déterminés à la suite d'expérimentations) et estime ensuite les abondances via FCLSU. Les bundles sont calculés à partir d'estimations de VCA sur des sous-fractions de la zone de 5% permettant la considération de 6400 pixels par estimation. FDN utilise la même taille de zones et la même solution d'estimation des abondances mais 50 classes de bundles différents. Les classes correspondant à la neige sont retrouvées par similarité des endmembers (angle spectral) et similarité des surfaces avec la référence après estimation des abondances (non réaliste en cas réel). ELMM est utilisé avec les paramètres optimaux ($\lambda_s = 0.5, \lambda_a = 0$) et sans régularisation spatiale. Le jeu d'endmembers utilisé est celui de MODImLAB permettant une connaissance de chaque matériau.

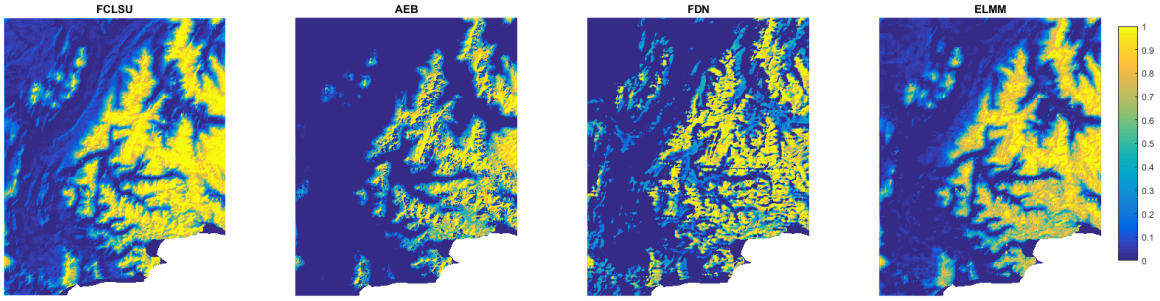


FIGURE 3.8 – Fraction de neige estimée par FCLSU (avec le jeu d'endmember de MODImLAB), les méthodes de bundles AEB et FDN et le modèle étendu ELMM (Avec le même jeu d'endmember que FCLSU)

Les résultats présentés en Figure 3.8 rappellent la large part de faux positifs produits par FCLSU sur un jeu d'endmembers classique, adapté d'un point de vue général mais pas spécifiquement à la scène. AEB au contraire supprime l'ensemble de ces faux positifs mais produit des résultats parcellaires en montagne, avec des zones qui sont au contraire en faux négatif. FDN produit un résultat intermédiaire, étant impacté par des faux négatifs et positifs. ELMM enfin supprime une bonne partie des faux positifs, mais certains sont encore visibles. Les résultats sur la neige sont cependant visuellement cohérents .

Les problèmes visualisables sur AEB et FDN peuvent être facilement interprétés. La création des bundles pose à la fois le problème de la présence d'un nombre suffisant de pixels purs, mais aussi de l'identification de la correspondance entre les spectres et les matériaux. Il est alors tout à fait possible que nous ayons fait une erreur dans l'identification des spectres de neige, ou au contraire qu'un ou plusieurs endmembers correspondent à un pixel mixte et faussent l'ensemble des résultats. Dans le cas de ELMM on observe que l'amélioration est notable, cependant il reste une marge de progression. L'explication principale est la non correspondance de la bibliothèque avec la zone géographique et la période de l'année.

A partir de ces différentes observations nous pouvons définir une zone d'amélioration possible, s'appuyant sur la série temporelle des images.

3.5 Estimation des endmembers contraints par la série temporelle

3.5.1 Problématique

Les images MODIS utilisées dans le chapitre 2 présentent différents problèmes qui peuvent en partie être raccordés à la variabilité spectrale, et en partie raccordés à un manque de matériaux dans la librairie. Les effets directs sont visibles par la présence de fausses détections de neige (les plus facilement identifiables) et par conséquent la probable mauvaise répartition de l'ensemble des matériaux.

La difficulté de cet important jeu de données est sa série temporelle. La plupart des études hyperspectrales, définissant les méthodes de démélange spectral, sont effectuées sur une unique date. Il est alors possible de bien identifier quel pixel est extrait comme un endmember mais également d'adapter parfaitement l'algorithme à cette image. Dans notre cas la variabilité spectrale

peut être présente dans l'image, mais également dans la série temporelle. Un même pixel pris dans une zone relativement homogène (pour contrer les approximations de géolocalisation) va présenter au cours du temps une grande variabilité spectrale. Cet effet est montré sur la Figure 3.9 où la réflectance d'un pixel de végétation de la vallée est extrait pour l'ensemble des 114 dates du jeu de données. On retrouve quelques dates enneigées, mais dans l'ensemble on peut surtout observer la grande variabilité de la réponse spectrale de la végétation.

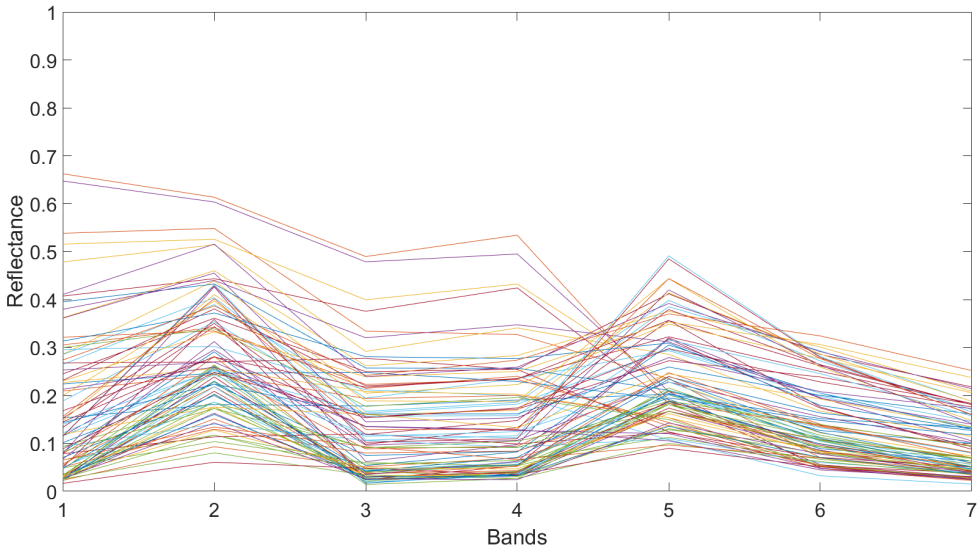


FIGURE 3.9 – Spectres de réflectance extraits sur le pixel (100;100) des images MODIS de la série temporelle Alpes présentée au chapitre 2. Les spectres des pixels ennuagés ne sont pas représentés.

Pour résoudre ce problème nous avons par conséquent besoin d'adapter les endmembers à la scène, quelle que soit la scène, tout en adaptant la variabilité spectrale des matériaux concordants. La correspondance avec les matériaux n'est pas requise excepté pour la neige, sous condition qu'aucun des endmembers extraits précédemment ne soit même partiellement mixé avec de la neige.

3.5.2 Proposition : une bibliothèque mixte qui exploite la continuité temporelle

Pour prendre en compte ces différentes problématiques, nous proposons une approche qui se déroule selon deux grandes étapes.

- La création d'une bibliothèque mixte, où une partie des endmembers est issue d'une bibliothèque et ou l'autre partie est extraite sur l'image. Dans la pratique, la partie issue de la bibliothèque correspond au matériau cible de l'étude, celui que l'on cherche à détecter ou à quantifier. Cela permet à la fois d'avoir une parfaite connaissance du spectre de l'endmember correspondant mais également d'éviter les cas d'extraction de ce même endmember pouvant comprendre une petite fraction d'un autre matériau (hypothèse de pureté non respectée). La partie de la bibliothèque estimée fait quant à elle figure de complément. N'ayant aucun intérêt dans la signification exacte des endmembers, ceux-ci pouvant être vus comme l'arrière-plan, le risque d'extraire des pixels mixtes n'est pas un problème. L'intérêt principal d'extraire ces endmembers est d'avoir des spectres qui correspondent parfaitement à la scène, adaptant naturellement la variabilité issue des corrections atmosphérique et de l'illumination à grande échelle. Seule la variabilité spatiale n'est alors pas prise en compte.

- L'estimation de ces endmembers d'arrière-plan en utilisant la série temporelle. Nous avons vu au début de ce chapitre que l'estimation des endmembers avec une approche stochastique amenait à la production de différents endmembers. Ces différents endmembers

ne sont pas systématiquement les plus appropriés pour décrire la scène. Nous pouvons cependant exploiter la stochasticité de l'initialisation pour créer une grande diversité de jeu d'endmembers. Ceux-ci peuvent alors être testés sur la scène d'intérêt pour vérifier leur pertinence. Si l'on fait l'hypothèse que l'arrière-plan a une variabilité temporelle relativement faible, il est possible de vérifier la pertinence de ces endmembers sur les dates précédentes, nous permettant ainsi de nous affranchir des possibles effets locaux et de la présence d'artefacts sur notre image.

Nous proposons ainsi dans la suite de cette section de développer une base d'endmembers mixte, dont la partie correspondant au matériau visé par l'étude est originaire d'une bibliothèque, apportant toute la sémantique associée, et dont la partie estimée correspond aux matériaux d'intérêt moindre, dont la correspondance réelle n'est pas nécessaire ni contrainte lors de son estimation par la série temporelle.

3.5.3 Extraction des endmembers contraints par la série temporelle

Le moyen le plus simple de savoir si un jeu d'endmember **W** est cohérent avec la scène observée de l'image I est de calculer l'erreur de reconstruction associée et définie de la façon suivante :

$$\mathrm{R(I,W)} = \sqrt{\sum_{k=1}^{\mathrm{N}} (x_k - \sum_{p=1}^{\mathrm{P}} h_{kp}(w_p))^2} \tag{3.8}$$

Une valeur basse de l'erreur de reconstruction n'implique pas forcément que les matériaux soient correctement répartis dans chacun des pixels mais qu'en considérant cette base d'endmember il soit possible d'expliquer linéairement la réflectance de chaque pixel. On observe que de multiples observations avec VCA rendent des valeurs de R qui varient facilement d'un à cinq (Figure 3.10).

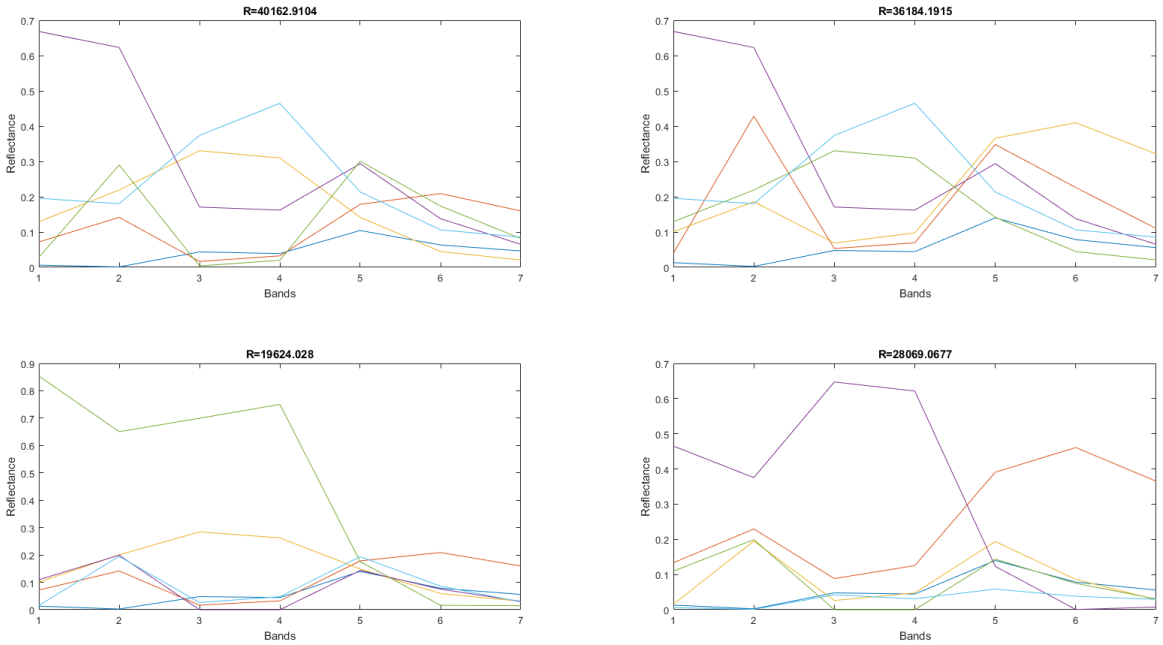


FIGURE 3.10 – Erreur de reconstruction pour quatre estimations différentes des endmembers sur l'image multispectrale présentée en Figure 3.5.

En isolant l'estimation avec la meilleure erreur de reconstruction, nous devrions avoir une très bonne base pour les endmembers représentants le milieu. Cependant nous extrayons toujours des endmembers comprenant totalement ou en parti le matériau cible (de la neige sur la Figure 3.10) et nous ne sommes pas à l'abri que ce score soit faussé par la présence d'artéfact. Sur certaines images certains pixels présentent des anomalies de très forte intensité qui peuvent être détectés

comme endmembers de par leurs particularités. Dans ce cas elles peuvent minimiser l'erreur de reconstruction simplement en permettant d'expliquer une minorité de pixels qui amène une importante erreur de reconstruction avec les jeux d'endmembers qui ne les considèrent pas comme un sommet du simplex.

Pour contourner le problème de la détection du matériau cible, nous choisissons d'effectuer l'extraction des endmembers uniquement sur les zones où la présence de celui-ci est nulle ou très faible. C'est une hypothèse forte qui implique des difficultés de pré-traitement qui peuvent être importantes. Il est ainsi nécessaire d'avoir une première approximation qui permet de localiser de façon générale le matériau. Nous créons par conséquent un ensemble de deux masques, le premier est le masque des zones de neige M_s, le second est celui des zones nuageuse, M_c, nativement disponible avec les produits opérationnels classiques.

Une fois cette zone définie, nous exploitons la continuité temporelle de la zone et le caractère stochastique de l'estimation des endmembers via VCA. Les matériaux représentant l'arrière-plan ayant une variabilité temporelle faible, mais présente, nous pouvons exploiter les images précédentes sous conditions de rester dans cette hypothèse. Des images telles que celles fournies par MODIS permettent un temps de retour journalier, offrant cette continuité sous réserve d'illumination. VCA de son côté permet d'estimer un grand nombre de jeu d'endmembers $\mathbf{W}_k$ différents avec $k = 1,2,\ldots,\mathrm{K}$ et nous prenons généralement $\mathrm{K} = 100$. Nous pouvons alors établir l'erreur de reconstruction issue de chaque set $\mathbf{W}_k$ estimée sur l'image d'intérêt I_t mais également sur les images de la même zone acquises précédemment $\mathrm{I}_{t-1}, \mathrm{I}_{t-2}, \cdots, \mathrm{I}_{t-n}$. Les artefacts présents sur l'image n'ayant pas une continuité temporelle, le jeu d'endmembers ayant l'erreur de reconstruction la plus basse sur l'ensemble de ces images est celui sélectionné comme représentant au mieux le milieu observé. Il est cependant nécessaire d'effectuer ces opérations sur la zone non comprise dans l'union de l'ensemble des masques afin de s'assurer du respect de l'hypothèse de non présence du matériaux cible. Cette union des masques se définie comme $\mathrm{M} = \cup_(l = t-n)^t (\mathrm{M}_{c,l} \cup \mathrm{M}_{s,l})$.

Cette bibliothèque doit alors être complétée avec le ou les endmembers correspondant au matériau cible. Nous obtenons au final une bibliothèque à la fois adaptée aux matériaux d'arrière-plan de l'image, mais qui possède également des endmembers dont nous connaissons exactement la correspondance physique réelle.

3.5.4 Application au cas réel

Nous allons appliquer les approches précédemment proposées à un sous-échantillon des séries temporelles présentées dans le chapitre 2, dans Alpes (29 dates) et sur l'ensemble de la série de l'Atlas marocain (24 dates). Nous pourrons ainsi observer les avantages proposés par la méthode, les contraintes liées au nombre de dates successives disponibles et les potentielles limitations associées non seulement d'un point de vue visuel mais également en utilisant une partie des métriques définies dans le chapitre 2.

Le jeu d'endmembers calculé sera utilisé pour estimer les abondances via les algorithmes FCLSU, SUnSAL et ELMM et appelé par la suite $\mathbf{W}_m$. Il est calculé en suivant l'algorithme présenté dans la section précédente avec un nombre de dates maximum $n = 2$ (soit en considérant au maximum les deux jours antérieurs à la date sur laquelle nous estimons le jeu d'endmembers). Dans certains cas ce nombre de dates n'est pas disponible permettant d'observer l'effet de ce nombre d'acquisitions successives sur la qualité du résultat final. Ce jeu $\mathbf{W}_m$ sera principalement comparé aux mêmes estimations des abondances issues du jeu d'endmembers utilisé dans MODImLAB et appelé $\mathbf{W}_t$. Nous utiliserons également AEB et FDN pour observer leurs performances sur des séries plus importantes.

Comparaison visuelle

Sur la même date que la Figure 3.8 nous pouvons comparer les performances visuelles des jeux d'endmembers $\mathbf{W}_t$ et $\mathbf{W}_m$ avec les trois algorithmes d'estimation des abondances. Ces résultats présentés en Figure 3.11 exposent uniquement les abondances totales de neige vu que la corres-

pondance des autres matériaux n'est pas connue. On peut observer une diminution notable des fausses détections en plaine avec le jeu d'endmembers $\mathbf{W}_m$ ce qui confirme que l'objectif d'une meilleure représentation des matériaux d'arrière-plan est atteinte. La détection de la neige semble cohérente, on observe cependant une variation entre ELMM et les deux autres abondances sur la partie Sud-Est de la zone, sans explication particulière.

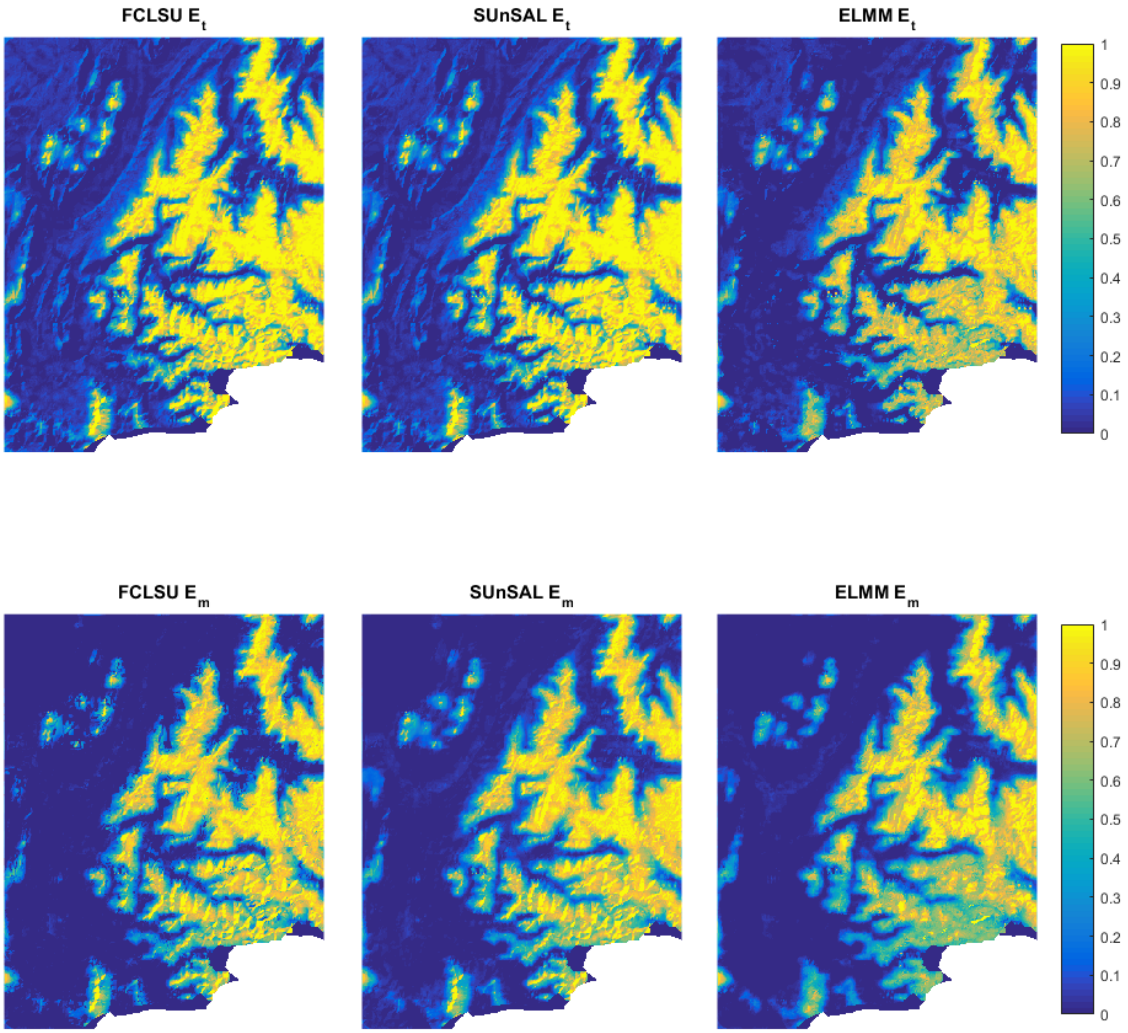


FIGURE 3.11 – Comparaison visuelle entre les performances des différents algorithmes d'estimation des abondances de neige (fraction de neige) et les jeu d'endmember $\mathbf{W}_t$ (haut) et $\mathbf{W}_m$ (bas) pour l'estimation de la neige sur la zone des Alpes.

Sur la zone du Maroc, le jeu d'endmembers issu de MODImLAB est naturellement moins performant du fait de l'absence dans les endmembers de spectre lié au sable. Cependant nous avions observé dans le chapitre 2 que l'ajout d'un tel endmember n'améliorait pas les résultats. Nous pouvons observer sur la Figure 3.12 que le résultat est une large présence de fausses détections. L'approche présentée permet de proposer un jeu d'endmember bien mieux adapté à la zone et limitant considérablement ces problèmes. Les différences au niveau de l'estimation des proportions de neige ne sont pas visuellement différentiables

Résultats quantitatifs

Les résultats quantitatifs (Table 3.1 permettent de montrer que la nouvelle approche proposée améliore les résultats sur l'ensemble des deux zones étudiées. Les avantages sont plus marqués avec SUnSAL qui prend appui sur une bibliothèque plus large que FCLSU qui est plus contraint. ELMM améliore de base les résultats mais n'est pas autant favorisé par la nouvelle bibliothèque

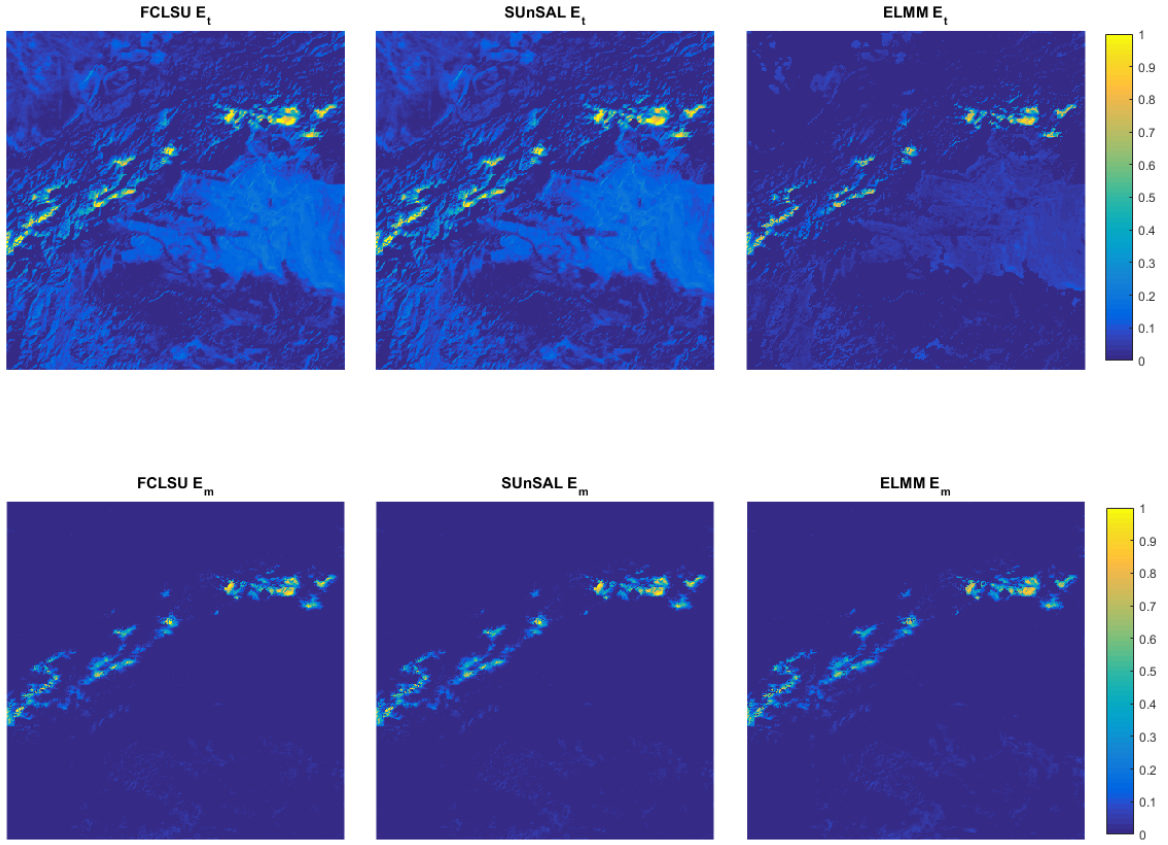


FIGURE 3.12 – Comparaison visuelle entre les performances des différents algorithmes d'estimation des abondances et les jeu d'endmember $\mathbf{W}_t$ (haut) et $\mathbf{W}_m$ (bas) pour l'estimation de la neige sur la zone du Maroc.

TABLEAU 3.1 – Moyenne du RMSE et du $\text{RMSE}_{\text{snow}}$ suivant le protocole du chapitre 2 pour les différents produits neige issus des différentes méthodes d'estimations des endmember et des abondances présentées.

	Alpes françaises		Atlas marocain	
	RMSE	$\text{RMSE}_{\text{snow}}$	RMSE	$\text{RMSE}_{\text{snow}}$
MODImLAB	0.1535	0.33170	0.053	0.236
AEB	0.2367	0.3358	0.103	0.265
FDN	0.2274	0.3788	0.107	0.272
$\mathbf{W}_t$ FCLSU	0.154	**0.279**	0.099	0.233
$\mathbf{W}_t$ SUnSAL	0.154	**0.279**	0.099	**0.232**
$\mathbf{W}_t$ ELMM	0.149	0.303	0.072	0.242
$\mathbf{W}_m$ FCLSU	0.148	0.311	**0.069**	0.244
$\mathbf{W}_m$ SUnSAL	**0.136**	**0.279**	**0.069**	0.243
$\mathbf{W}_m$ ELMM	0.142	0.292	0.072	0.246

par rapport à SUnSAL. Cet effet confirme le fait que nous adaptons une partie de la variabilité spectrale avec le jeu d'endmembers proposé, ce qui limite l'ampleur des facteurs d'échelle utilisé par ELMM. Ces résultats montrent une amélioration par rapport à la méthode MODImLAB qui utilisait un seuillage pour éliminer les faux positifs. Les approches basées sur les bundles sont désavantagées par la méconnaissance des classes produites.

Dans l'Atlas marocain les résultats sont similaires avec un gain de quasiment 30% sur le RMSE ce qui correspond aux résultats visuels obtenus. FDN et AEB ont par ailleurs des difficultés à extraire une classe neige sur ces zones ce qui amène certaines cartes à être totalement vides. Le pourcentage de neige étant très faible, les résultats en RMSE peuvent devenir meilleurs que les approches FCLSU avec le taux important de fausses détections. Le seuillage par MODImLAB reste le meilleur moyen de supprimer l'ensemble des fausses détection et d'améliorer les résultats.

Ces résultats ne correspondent qu'aux cartes obtenues aux dates permettant d'avoir n=2. Cependant, la couverture nuageuse en montagne est fréquente et ne permet pas systématiquement d'utiliser ce nombre d'images consécutives. Nous avons par conséquent comparé l'effet du nombre associé à n sur les résultats de SUnSAL qui proposait les meilleurs résultats. Ces résultats sont présentés dans le tableau 3.2 et permettent de visualiser le RMSE moyen en fonction du nombre d'images successives utilisées. Le nombre de dates du jeu de données sur lequel il est calculé dépend directement de la couverture nuageuse. Nous pouvons alors observer (Table 3.2) que seul l'utilisation d'au moins n=2 permet d'améliorer significativement les résultats. Le cas n=0 montre que l'estimation uniquement sur la date d'intérêt ne permet pas d'isoler un jeu d'endmembers cohérent avec la zone.

TABLEAU 3.2 – RMSE en fonction du nombre de dates utilisé pour calculer le jeu d'endmember $\mathbf{W}_m$.

	$\mathbf{W}_t$ SUnSAL	$\mathbf{W}_m$ SUnSAL
$n = 0$ (30 dates)	0.178	0.212
$n = 1$ (20 dates)	0.162	0.165
$n = 2$ (15 dates)	0.159	0.136
$n = 2$ (concaténé)	0.159	0.177

Cet effet, dû probablement aux artefacts, peut être observé en utilisant les 3 images successives et en les concaténant. En utilisant les mêmes masques que sur la méthode originelle, le nombre de pixels sur lequel est effectué l'estimation des endmembers est alors le même que pour le calcul de l'erreur de reconstruction. Les résultats montrent que dans ce cas, le jeu d'endmembers estimé sur cet ensemble de trois images ne permet pas d'améliorer les résultats par rapport au jeu d'endmembers issus de MODImLAB.

Nous pouvons par ailleurs observer l'effet du calcul de l'erreur de reconstruction sur la sélection d'un jeu d'endmembers approprié. Si nous utilisons K = 100, nous pouvons observer le résultat en RMSE de chacun de ces jeux d'endmembers s'il est utilisé pour estimer la couverture de neige (Figure 3.13). Les résultats présentés en Figure 13 montrent que l'ensemble des estimations effectuées par VCA ne permet pas de bien représenter le milieu. L'erreur sur le RMSE peut être doublée, ce qui confirme la nécessité de sélectionner un jeu d'endmembers. On observe également que sur les dates où $n = 2$, l'ensemble sélectionné fait partie de ceux qui amènent une erreur minimale du RMSE. Au contraire lorsqu'un nombre inférieur d'images successives est utilisé, le jeu d'endmembers isolé est moins systématiquement celui amenant les meilleurs résultats, voire pas du tout.

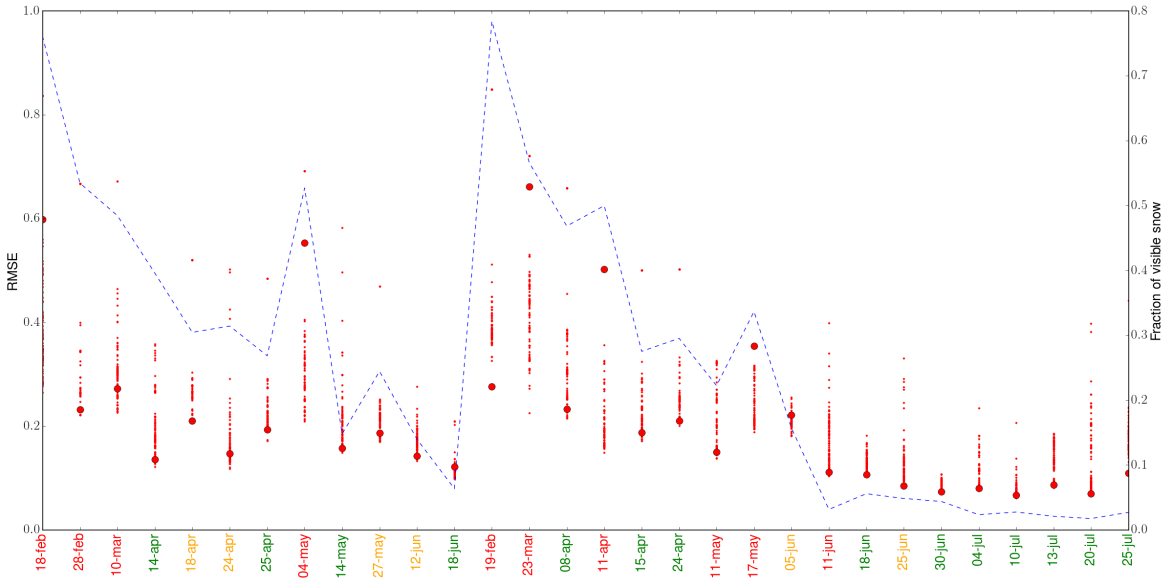


FIGURE 3.13 – Ensemble des RMSE correspondant à chaque estimation faite par VCA ($\mathbf{W}_k$) en fonction de chaque dates (points rouges). Les cercles rouges correspondent aux $\mathbf{W}_m$ retenu via l'erreur de reconstruction. En abscisse la date avec en vert l'estimation effectué avec $n = 2$, en orange $n = 1$ et en rouge $n = 0$

3.6 Perspectives

Nous avons pu voir dans ce chapitre que les méthodes de démélange spectral dépendent directement du modèle d'observation utilisé. Dans le cas où un modèle linéaire est présupposé lors de la réflexion des rayons du soleil au sol, le démélange spectral est vu comme une succession de deux étapes. La première est la construction d'une bibliothèque de spectres correspondant à la zone tandis que la seconde est l'estimation des abondances correspondant à chacun de ces matériaux. Ce sont ces abondances qui seront au final utilisées dans les applications réelles pour identifier et quantifier la présence de divers matériaux dans la scène choisie.

L'estimation de la bibliothèque de spectre est un point crucial de ces approches qui pose de nombreuses difficultés liées à la représentation géométrique de cette image. Si un certain nombre d'approches proposent d'estimer ces spectres représentatifs sur l'image, nous avons vu que les résultats sont peu concluants sur des images hyperspectrales et d'autant plus problématiques sur des images multispectrales. Ces dernières ne proposant qu'un faible nombre de bandes spectrales, la contrainte du nombre d'estimations est importante. De plus la correspondance de ces endmembers estimés avec des matériaux réels est complexe. Une partie des applications utilisent en conséquence une bibliothèque fixe, prédéfinie, de spectres correspondant aux matériaux recherchés. Dans ce cas la correspondance des spectres est connue mais l'adaptabilité à chaque scène n'est pas assurée.

Afin d'obtenir les abondances, différentes méthodes existent également, considérant l'ensemble (FCLSU) ou une partie (SUnSAL) de la bibliothèque. Certaines adaptent celle-ci pour prendre en compte la variabilité spectrale (ELMM). Cependant l'ensemble de ces approches sont dépendantes d'une bibliothèque d'endmembers adaptée à la scène.

Cette section s'est attelée à proposer une nouvelle méthode pour définir cette bibliothèque d'endmembers adaptée à la scène. Elle exploite la continuité temporelle de la scène pour extraire les spectres correspondant à l'arrière-plan, c'est-à-dire aux matériaux qui ne sont pas recherchés spécifiquement dans l'image. Les spectres recherchés sont quant à eux issus d'une bibliothèque et ajoutés ensuite à cette bibliothèque estimée. Nous obtenons alors une image parfaitement adaptée à la scène pour l'estimation des abondances, tout en connaissant les endmembers qui correspondront aux fractions qui nous intéressent.

Si cette méthode permet d'améliorer sensiblement les résultats sur notre série d'images de

test, elle n'est pas dénuée de limitations. En premier lieu elle nécessite une hypothèse forte, celle de la continuité temporelle de la scène. Si sur des images MODIS celle-ci peut être envisagée, des images moins fréquentes telles que celles fournies par LANDSAT présenteront des difficultés à rentrer dans cette hypothèse. Ensuite nous utilisons une série de masques pour isoler les zones d'arrière-plan non contaminées par notre matériau cible. C'est ici une difficulté majeure qui nécessite une première estimation ou un zonage fait par l'opérateur. Si ces opérations ne sont pas faites même grossièrement, il est possible que des pixels enneigés soient détectés comme étant des spectres correspondant à l'arrière-plan, diminuant ainsi les performances de la méthode. La seconde limitation importante est la surface occupée par ces masques. Si le masque correspondant au matériau cible est trop important, ou si la zone est totalement ennuagée, la série temporelle n'est plus utilisable, limitant la validité de l'approche.

Cette approche ne semble par conséquent pas utilisable en opérationnel, cependant dans des cas spécifiques elle peut permettre d'améliorer sensiblement les résultats face aux méthodes usuelles. La connaissance de ces techniques et limitations devrait permettre cependant d'apporter une vision générale et de proposer une prochaine piste de recherche, non développée dans ce manuscrit, qui consisterait à fixer un endmember dans le protocole d'estimation. Ce spectre fixé, qui correspondrait au matériau que l'on recherche, deviendrait alors un sommet du simplex, contraignant les autres estimations d'endmembers et limitant le risque d'un endmember mixte. Cette approche a été partiellement testée lors de cours avec des élèves ingénieurs. Si celle-ci est toujours en cours de test dans nos projets de recherche, elle semble prometteuse même si limitée par la résolution spectrale du capteur.

Plus généralement les méthodes de démélange sont sensibles à la complexité du milieu. Plus l'image est complexe, plus la difficulté sera importante pour estimer correctement les endmembers et les abondances. L'estimation des endmembers dépend directement, pour les méthodes présentées ici, de la présence de pixels purs dans l'image. Sur les images proposées sur MODIS, la résolution spatiale de 250 m limite considérablement la validité de cette hypothèse. De même cette grande résolution spatiale augmente le nombre de matériaux possibles et par conséquent la complexité de l'estimation des abondances. Si l'on additionne la variabilité spectrale et la faible résolution spectrale, ces images sont extrêmement difficiles à traiter.

On peut alors se dire que l'utilisation d'images de plus haute résolution pourrait contrer ces problèmes. Cependant si on étudie des images telles que celles issues de SPOT, le faible nombre de bandes spectrales entraîne la détection de zones agricoles comme de la neige. Celles issues de Sentinel-2 présentent une plus grande résolution spectrale, mais sont issues de deux capteurs à des résolutions spatiales différentes. Il faut alors faire un choix entre la résolution spatiale et la résolution spectrale. Il serait dès lors intéressant de combiner les particularités de chaque capteur pour maximiser l'information disponible. On parle alors de fusion.

L'amélioration de nos méthodes d'observation semble alors dépendante de l'amélioration des résolutions spatiales et spectrales. Celle-ci pourrait être effectuée via le lancement d'un nouveau capteur adapté, au coût particulièrement important, ou à un traitement numérique des informations disponibles. Nous verrons dans le chapitre suivant les outils de fusion qui permettent d'effectuer ces opérations, nous montrerons les avantages que cela peut apporter sur la détection de la neige mais nous proposerons également une nouvelle approche, très générale, permettant de fusionner l'ensemble des capteurs imageant une même zone .

3.7 Conclusion

Nous avons pu voir dans ce chapitre l'importante complexité de l'application des algorithmes de démélange spectrale, et plus généralement de la modélisation de l'observation. Plus particulièrement dans le cadre d'images multispectrales, la faible dimension spectrale des images contraint les algorithmes d'estimation des endmembers et des abondances. Face à la variabilité spatiale et spectrale des matériaux évoquée dans le chapitre introductif, il est alors logique que ces algorithmes soient limités, ce que montre bien nos expérimentations. De plus la qualité des images

et la présence d'artefacts ou de pixels mal définis limite manifestement l'utilisation des méthodes classiques tel que AEB ou FDN adaptant la variablité spectrale par l'estimation des endmembers. Si ELMM permet de l'adapter dans l'estimation des abondances, nous restons confrontés à la nécessité d'obtenir une base d'endmembers fiable.

Face à cette problématique nous avons proposé d'exploiter la série temporelle de ces images multispectrales (rarement disponible pour des images hyperspectrales) afin de contraindre l'estimation des endmembers. En basant notre hypothèse sur le fait que le milieu n'évolue que faiblement entre deux images, ce qui est majoritairement valable pour les images MODIS, nous proposons d'estimer les endmembers sur la date cible puis de tester leur pertinence sur les images précédentes. Nous avons ainsi montré que lorsque plusieurs images successives sont considérées (idéalement 3), le jeu d'endmembers isolé est plus fiable et permet de meilleurs résultats sur l'image de neige. En cela nous répondons à la seconde question de ce manuscrit.

Malgré tout nous restons limité par la résolution spatiale de nos images. Pour cela nous allons dans un dernier chapitre explorer et développer les outils de fusion pour les images multispectrales afin de répondre à la troisième et dernière question de ce manuscrit : Est-il possible de généraliser la fusion de données pour une acquisition multimodale à partir de capteurs optiques ?

Chapitre 4

La fusion d'images optiques

« *Qu'est-ce que c'est que ce pays ? C'est pas possible. Il fait au moins... -8000 !* »

Numérobis - Astérix Et Obélix : Mission Cléopâtre

Sommaire

4.1 Pourquoi fusionner ? 96
4.2 Un exemple d'application : l'observation de la neige via Sentinel-2 96
4.2.1 Méthode 97
4.2.2 Résultats 102
4.2.3 Conclusion 103
4.3 Un nouveau modèle de fusion de données optiques 104
4.3.1 Contexte 104
4.3.2 Le modèle étendu de fusion 105
4.3.3 Expérimentations 108
4.4 Conclusion et perspectives 119

4.1 Pourquoi fusionner ?

La fusion a pour but d'exploiter le maximum de potentiel de plusieurs capteurs ou plusieurs bandes imageant la même zone. Cet objectif, très large, peut être résumé de la façon suivante : obtenir la meilleure résolution spatiale avec la meilleure résolution spectrale. Nous avons pu voir précédemment que ces deux propriétés sont intrinsèquement liées aux caractéristiques d'acquisition du capteur. Au-delà du compromis de la résolution spatiale versus le temps de retour, nous trouvons également un compromis sur la résolution spatiale versus la réponse spectrale du capteur.

Cette problématique liée à la résolution spectrale est parfaitement identifiable sur des capteurs tels que MODIS ou Sentinel-2. Une partie des bandes disponibles ont une résolution spatiale plus importante que l'autre, limitant les traitements utilisant l'ensemble des bandes disponibles à la plus faible résolution spatiale. La fusion de ce type de données a brièvement été évoquée dans le chapitre 3 pour le cas de MODImLAB. Cependant nous n'avons que rapidement parcouru les avantages réels d'une telle approche.

Afin d'avoir un aperçu des avantages de la fusion, nous allons développer dans une première partie un cas concret de résultat de fusion afin d'observer l'intérêt majeur de ce type d'approche. Nous ne nous intéresserons ici qu'aux résultats de la fusion en passant rapidement sur les méthodes. Ces dernières seront présentées en seconde partie de ce chapitre qui proposera également une contribution importante dans ce domaine.

4.2 Un exemple d'application : l'observation de la neige via Sentinel-2

Nous avons vu dans les chapitres 2 et 3 que la résolution spatiale de l'observation satellite utilisée pour la neige est primordiale pour appréhender au mieux les caractéristiques de celle-ci face à sa variabilité spatiale en particulier en zone de montagne. Pour ce faire, les satellites Sentinel-2 A et B permettent une imagerie tous les 5 jours (en utilisant les deux satellites) avec une résolution de 10 ou 20 m selon la bande spectrale.

Des produits neige de type binaire existent déjà pour ces satellites. Basées sur le seuillage du NDSI, les méthodes telles que celles proposées par le CESBIO au travers des produits Théia utilisent les bandes 3, 8 et 11 . La bande 3 correspondant aux longueurs d'ondes du vert, elle est naturellement plus énergétique et permet d'être acquise avec une résolution spatiale de 10 m. La bande 8 correspondant au rouge est acquise dans des conditions comparables. Ce n'est cependant pas le cas de la bande 11, correspondant au SWIR, qui est acquise à une résolution spatiale de 20 m. Le produit neige est par conséquent distribué à une résolution de 20 m.

L'ensemble des bandes étant acquis en quasi simultané, elles imagent exactement les mêmes zones. Similairement à ce qui a pu être fait pour MODIS, il est envisageable de fusionner ensemble la totalité de ces bandes afin d'obtenir un produit final à 10 bandes avec une résolution spatiale de 10 m. Si dans le cadre de cette application l'ensemble des bandes ne nous intéresse pas forcément, cela permettra au moins d'améliorer la résolution spatiale de la bande 11 et de permettre la production d'un produit neige à 10 m.

Un certain nombre d'approches ont récemment été proposées pour effectuer cette fusion [Goyal and Rajan, 2017; Hamida et al., 2016; Paris et al., 2017; Wang et al., 2016b]. Nous avons sélectionné l'une des plus récentes qui semble proposer les résultats les plus concluants lors de sa sortie. Nommées ATPRK [Wang et al., 2016b] pour Area-To-Point Regression Kriging, cette méthode exploite une approche de régression et un krigeage du résidu pour résoudre le problème de fusion. La particularité de celle-ci est de garantir une parfaite conservation des amplitudes spectrales permettant de conserver les seuils définis dans la méthode Théia.

Afin de pouvoir montrer les avantages de la fusion, nous choisissons de comparer les résultats des cartes de fusion aux cartes de neige initiales à 20 m, mais également à des produits « simplistes » à 10 m. Ces produits sont issus d'un simple ré-échantillonnage des données de la bande 11 (seule bande à 20) en utilisant trois méthodes différentes : plus proche voisin, bilinéaire et bicubique.

4.2.1 Méthode

L'estimation des surfaces couvertes de neige est basée pour l'ensemble des cartes Sentinel-2 sur l'algorithme Let-it-Snow. Introduit dans le chapitre 3, nous rappelons ici les principaux points. Basé sur le seuillage du NDSI, il utilise en plus un seuillage sur les valeurs de la bande rouge (bande 8). Ce critère sur les réflectances dans le rouge est utilisé pour éviter la détection comme enneigé de pixel correspondant à de l'eau (rivières, lacs). Un premier passage est fait sur l'ensemble des pixels avec un premier seuillage qui évite toute fausse détection de neige afin de déterminer l'altitude de la ligne de neige à partir d'un MNT. Un second passage avec des seuils plus fins, permettant une meilleure détection des pixels mixés, est ensuite effectué sur l'ensemble des pixels ayant une altitude supérieure à la ligne de neige. Le résultat de ces cartes est ainsi binaire, c'est-à-dire qu'un pixel est considéré soit comme intégralement couvert de neige, soit comme complétement libre de neige.

Considérant des cartes de neige à une résolution spatiale pouvant aller jusqu'à 10 m, nous devons utiliser en référence des cartes avec une résolution au sol de l'ordre du mètre. Pour cela nous utiliserons les données Pléiades Ortho-SAT disponibles à une résolution spatiale de 50cm. Ces données sont obtenues à partir d'une image panchromatique à une résolution de 71 cm, réechantillonnée par l'organisme fournissant les données à 50cm pour la praticité de cette grandeur. Une acquisition multispectrale à 4 bandes dans le visible avec une résolution spatiale de 2.85 m étant disponible en parallèle, ces données ont été fusionnées afin d'obtenir une image multispectrale à 50 cm. Ces bandes multispectrales permettent un rendu couleur de l'image mais pas de distinguer numériquement la neige via le NDSI en l'absence d'une bande SWIR. Nous utiliserons par conséquent un seuillage simple des réflectances dans la bande bleu, suffisant pour distinguer la neige des matériaux l'entourant après vérification visuelle (dans les zones sélectionnées, cette méthode ne peut pas être généralisée).

Nous considérerons par la suite deux images Pléiade situées dans les Alpes pour la vérification (Figure 4.1). La première se situe dans le massif des Aiguilles rouges à proximité de la station de l'Alpes D'Huez (nommée par la suite image Huez). Acquise le 22 septembre 2016 elle permet d'observer une zone mixte où la neige et la roche se partagent l'espace. La seconde image est acquise dans le Massif du Mont Blanc le 11 novembre 2016 sur une large zone permettant un grand nombre de configurations d'enneigement. Ces images sont choisies pour leur acquisition synchrone avec celle de Sentinel-2 (2 min d'écart pour la zone du Mont blanc par exemple). Ces zones étant particulièrement grandes à la résolution de Pléiade, il a été choisi de se limiter à de plus petites zones dans lesquelles nous pourrons valider visuellement l'ensemble des extractions de neige. Nous avons ainsi sélectionné sur l'image Huez deux zones de 2km² avec des caractéristiques de répartition de neige différente. Sur l'image Mont-Blanc nous avons sélectionné une unique zone de 4km². Ces zones sont sélectionnées pour avoir une large majorité de pixels au soleil et ainsi limiter les changements d'illumination. Nous ne nous intéressons dans cette partie qu'aux avantages apportés par la fusion, les zones d'ombres étant limitantes pour détecter la neige comme nous le verrons par la suite, les inclure n'ajouterait que des incertitudes à nos résultats.

La première zone (Figure 4.2) présente majoritairement de grandes étendues de neige couvrant des petits glaciers. Nous nous concentrerons particulièrement par la suite sur la zone centrale de cette image qui présente à la fois des petits ilots de roches au milieu de la neige de tailles différent (îlot de 20 m par 40 m et gros rochers isolés de taille inférieure à 10 m) et des patches de neige isolés dans la zone rocheuse de taille inférieur à 15 m. La seconde zone (Figure 4.3) présente un enneigement plus hétérogène, avec un grand nombre de rubans de neige type névé dont la longueur est importante (plusieurs dizaines de mètres) mais avec une largeur beaucoup plus faible, régulièrement inférieure à 10 m. Cette zone présente également un lac partiellement gelé. La dernière zone (figure 4.4) située sur l'image Mont-Blanc est un mix de ces deux premières zones avec des reliefs prononcés et une répartition hétérogène de la neige. Cette zone a été préférée au reste de l'image pour sa variabilité d'enneigement face au bassin du glacier du géant, bien illuminé mais quasiment intégralement recouvert de neige.

Les différentes données de neige étant binaires, la comparaison se fait cette fois-ci à la plus

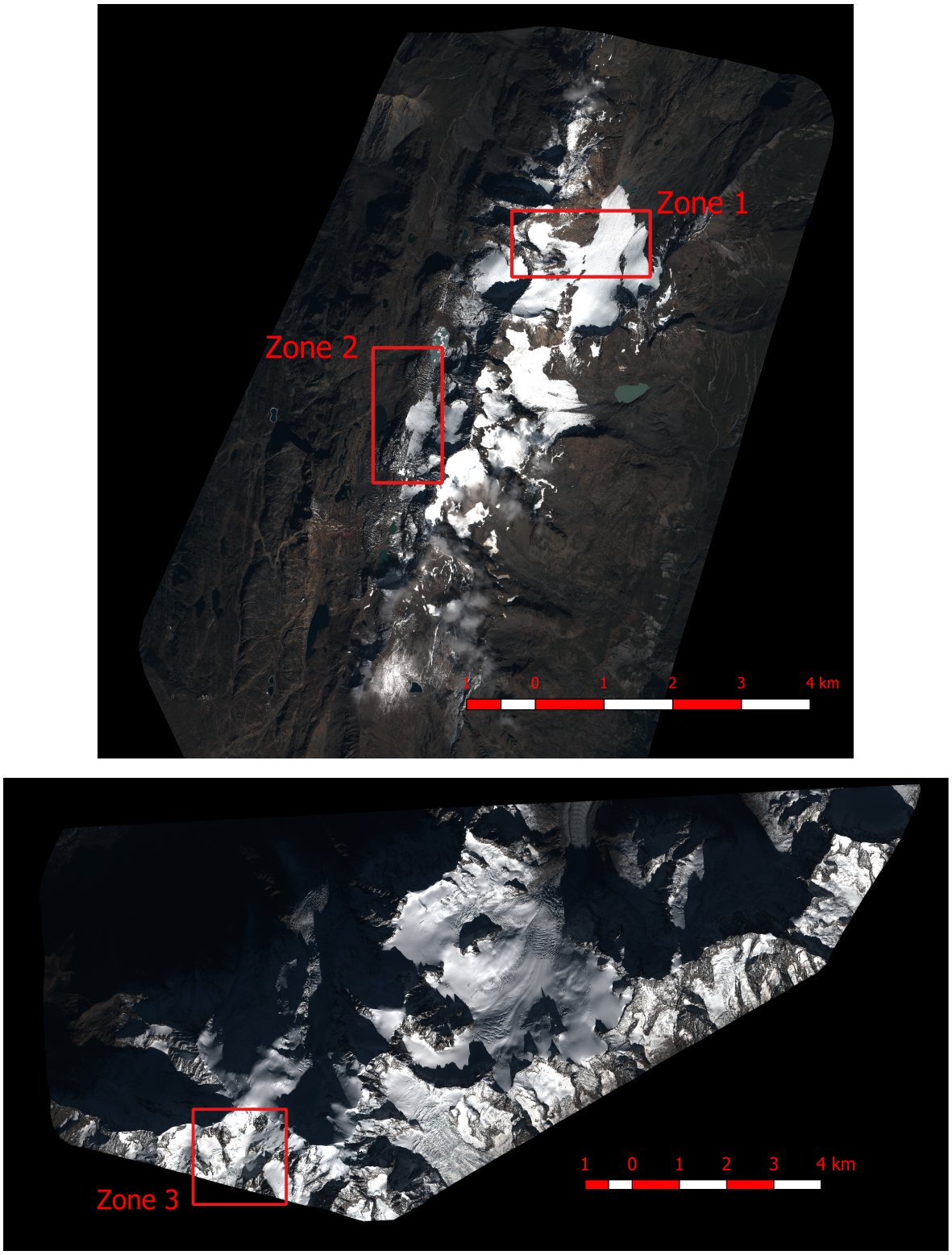


FIGURE 4.1 – Visualisation RGB des images pléiades pour l'Alpe d'Huez (haut) et le Mont-Blanc (bas). Les sous zones exploitées sont encadrées en rouge.

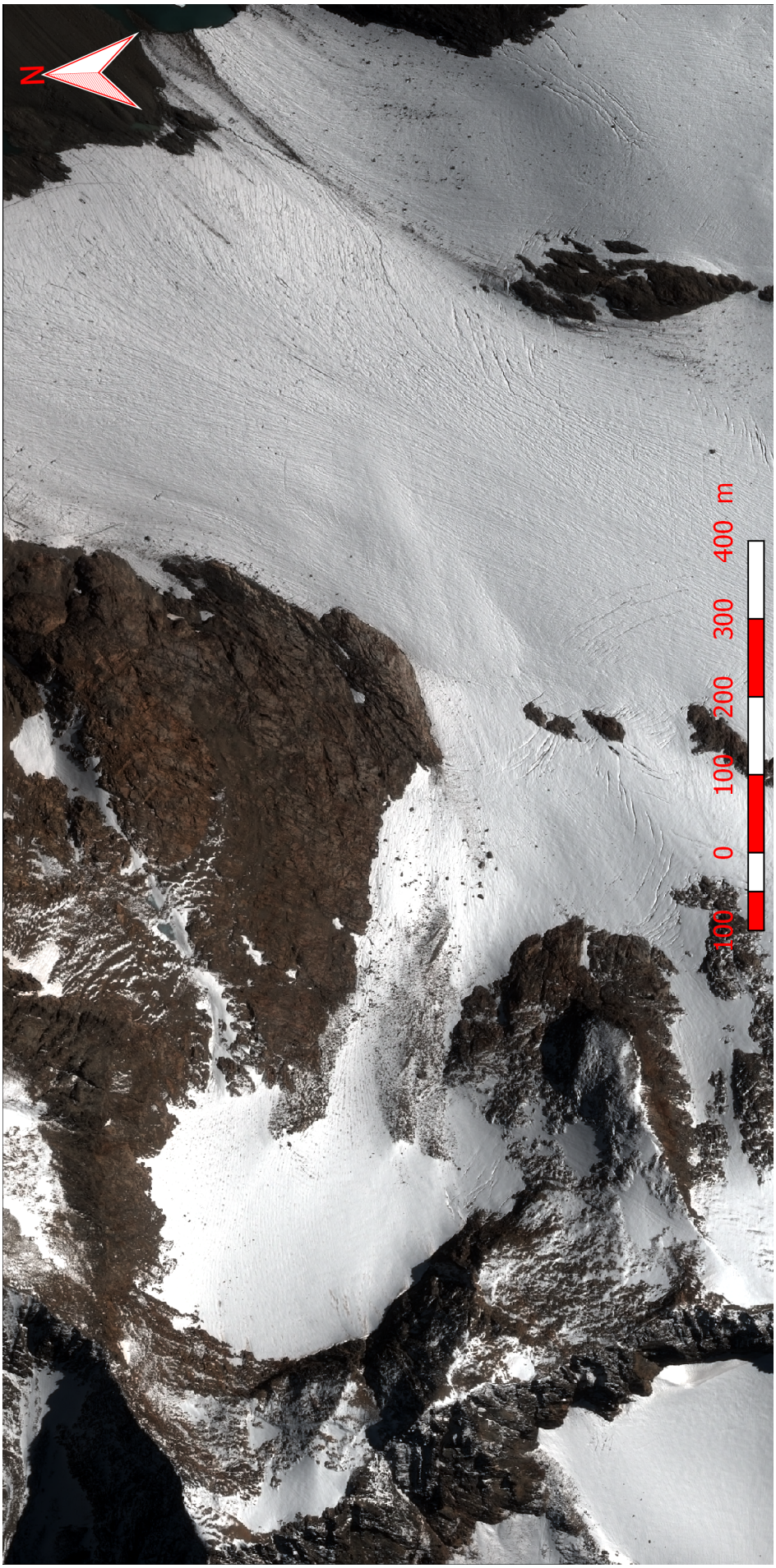


FIGURE 4.2 – Visualisation RGB de la zone 1 utilisée pour la comparaison

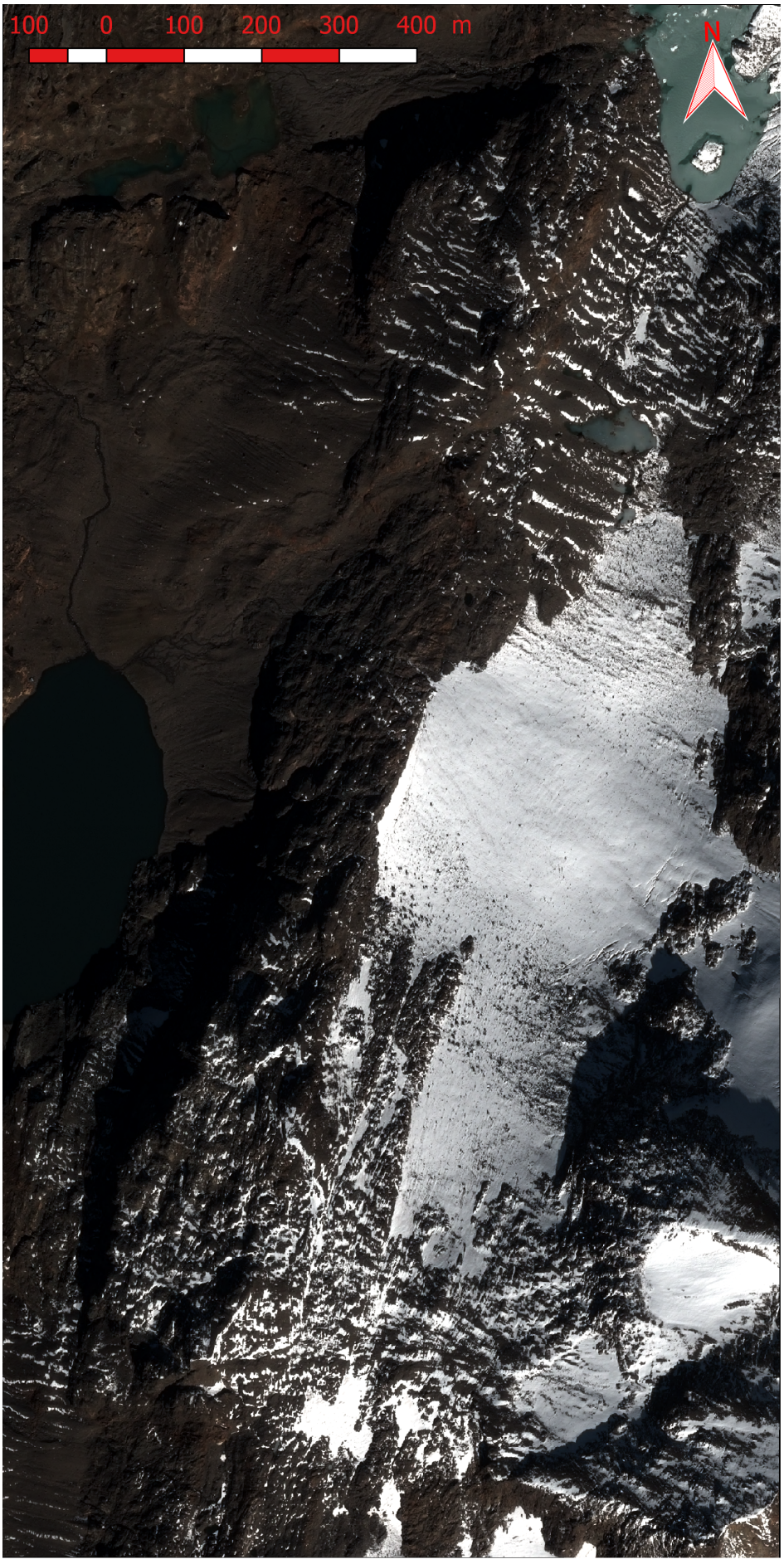


FIGURE 4.3 – Visualisation RGB de la zone 2 utilisée pour la comparaison

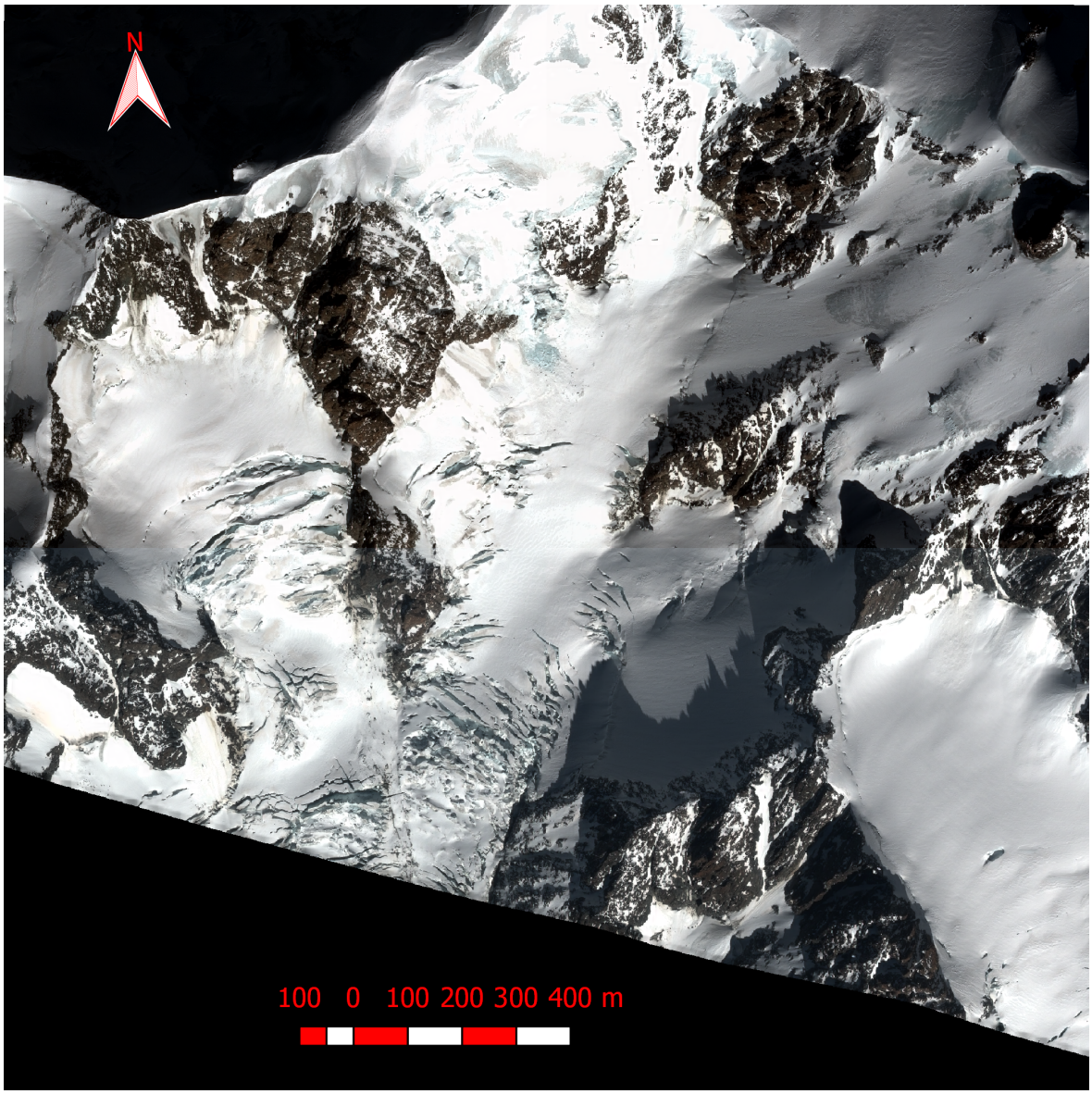


FIGURE 4.4 – Visualisation RGB de la zone 3 utilisée pour la comparaison

haute résolution spatiale disponible, soit 0.5 m. Le produit d'origine (appelé Source par la suite), le produit issu de la fusion ATPRK (nommé ATPRK) et les trois produits binaires sont interpolés en utilisant la méthode des plus proches voisins pour obtenir des cartes à 0.5 m comparables avec les données pléiades. Le RMSE n'ayant pas de sens avec ces données binaires, nous utilisons les métriques binaires mais surtout la métrique de contour ASSD définie dans le chapitre 2. Cette métrique est la plus susceptible de montrer une forte évolution vue que la précision du contour dépend directement de la résolution spatiale.

4.2.2 Résultats

TABLEAU 4.1 – Résultat des métriques dans les différentes zones pour les différentes approches testées. Aux métriques précédemment évoqués est rajouté la surestimation de la surface de neige (Surf. sur.)

	Metric	ASSD	Surf. sur.	Precision	Recall	Accuracy	F_{score}
Huez Zone 1	Source	40.96	13.25%	0.847	**0.960**	0.866	0.900
	$S2_{nearest}$	32.06	**10.53%**	0.858	0.949	0.870	0.901
	$S2_{bilinear}$	32.18	10.80%	0.857	0.949	0.869	0.901
	$S2_{bicubic}$	32.13	10.72%	0.857	0.949	0.869	0.901
	ATPRK	**29.02**	10.56%	**0.869**	**0.960**	**0.884**	**0.912**
Huez Zone 2	Source	31.88	6.46%	**0.773**	**0.823**	**0.881**	**0.797**
	$S2_{nearest}$	18.83	**1.52%**	0.754	0.765	0.863	0.759
	$S2_{bilinear}$	18.85	1.74%	0.752	0.765	0.862	0.759
	$S2_{bicubic}$	18.90	1.69%	0.753	0.766	0.862	0.759
	ATPRK	**15.04**	8.93%	0.755	0.822	0.874	0.787
MtBlanc	Source	50.53	20.40%	0.783	**0.943**	**0.791**	**0.855**
	$S2_{nearest}$	28.36	**16.85%**	**0.790**	0.923	0.788	0.851
	$S2_{bilinear}$	**28.27**	16.97%	0.789	0.923	0.788	0.851
	$S2_{bicubic}$	28.33	16.91%	0.753	0.923	0.788	0.851
	ATPRK	29.00	16.99%	**0.790**	0.924	0.790	0.852

L'ensemble des résultats étant difficilement visualisables, nous focaliserons l'interprétation de ceux-ci sur des petites surfaces des zones 1 et 2 présentées en Figure 4.5. On observe sur le centre de la zone 1 que l'image sentinel-2 à 20 m ne permet pas de séparer les ilots rocheux de la neige les entourant.

Nous pouvons observer sur la surface sélectionnée de la zone 1 (Figure 3 a) que l'îlot rocheux est totalement interprété comme étant enneigé par le produit originel Théia à 20 m. Dans le cas du produit interpolé et du produit fusionné, ce massif rocheux (27m par 33m au plus large) est distingué des zones qui l'entourent. De même la ligne de neige dans la partie supérieure paraît mieux définie par les produits à 10 m que par les produits à 20 m. Ce constat est conforté par la métrique ASSD (Tableau 4.1) qui montre un net avantage pour les approches à 10 m et plus particulièrement pour le produit fusionné avec une amélioration de 30% du score. Cet écart entre le produit fusionné et les produits interpolés peut visuellement s'observer par la détection uniquement sur la carte issue de la fusion de la petite zone enneigée dans le haut de la surface sélectionnée. Cette zone d'une taille de 22 m par 15 m est entièrement entourée de roches, ce qui semble poser problème aux méthodes interpolés.

Dans la seconde zone, la surface d'intérêt est située à proximité du lac, là où la neige forme visuellement des rubans , correspondant à des névés. Dans ce cas on observe que le produit à 20 m est très grossier, n'isolant que très mal les rubans de neige, voire pas du tout lorsque ceux-ci deviennent trop fins. Le lac est également partiellement considéré comme enneigé ce qui n'est plus le cas sur le produit interpolé. Cependant c'est bien le produit fusionné qui propose la meilleure estimation visuelle de ces rubans de neige. Cela se retrouve également dans la métrique ASSD qui montre un score 50% plus bas pour ATPRK que pour le produit source. On trouve cependant une

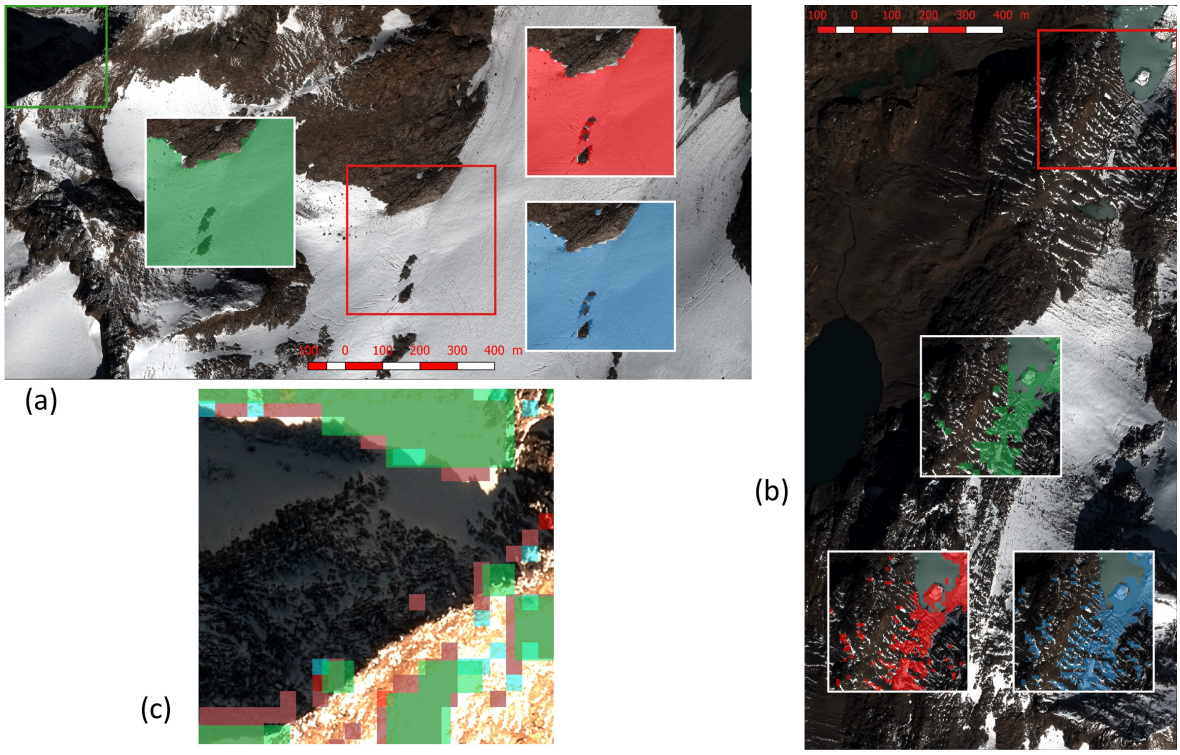


FIGURE 4.5 – Résultats visuels pour de petites surfaces d'intérêt des zones 1 et 2. En vert les pixels de neige isolées par le produit Théia à 20 m, en rouge l'interpolation au plus proche voisin et en bleu la fusion ATPRK.

limitation à ce produit ATPRK, la zone du lac est partiellement isolée comme de la neige, ce qui semble montrer une légère variation des valeurs de réflectance lors de la fusion sur cette zone à la limite des seuils de neige.

Cette seconde zone montre également les limites de la haute résolution. Celles-ci se perçoivent dans les résultats des métriques binaires. En effet les zones de neige en ruban sont partiellement isolées par les cartes de présence de neige à 10 m. Cependant ces bandes étant de faible dimension les pixels détectés comme neige peuvent « déborder » de la zone réellement enneigée et produire des faux positifs. On peut également observer que ceux-ci ne sont pas tout à fait orientés Est-Ouest ce qui ne les rend pas perpendiculaires à l'acquisition. Les pixels Sentinel-2 correspondant ne peuvent alors résoudre la continuité en diagonale ni en horizontale, induisant de légers écarts et par conséquent une diminution des métriques binaires. Pour contrer ces limitations il faudrait alors travailler en fractionnel pour rendre au mieux les proportions tout en introduisant une forme de flou dans la répartition spatiale. Ces métriques binaires étaient à l'avantage des cartes à 10 m pour la première zone car celle-ci était plus homogène, ce qui était raccord avec la surestimation des surfaces enneigées. Dans le cas de la zone 2 elle est difficile à estimer (certains effets se compensant pour les approches basées sur l'interpolation) alors que pour la première zone l'avantage est net pour les produits à 10 m en général.

La dernière zone (non représentée visuellement ici mais dans l'annexe correspondante) montre des résultats intermédiaires. La zones étant constituée d'un mix entre les deux précédentes au niveau de la répartition de la neige, on retrouve une métrique ASSD avantagée à 10 m (en léger retrait cependant pour le produit fusionné par rapport aux produits interpolés) et des métriques binaires à l'avantage du produit à 20 m. L'amélioration de l'estimation de la surface totale de neige est cependant marquée .

4.2.3 Conclusion

A partir de ces résultats succincts, nous pouvons établir que la fusion a un intérêt notable pour nos applications. Il est alors possible de développer deux grandes pistes de réflexion pour le

développement de travaux.

La première est de travailler sur les produits neige de Sentinel-2. A partir des résultats précédemment cités, nous pouvons observer que la résolution à 10 m semble exploitable et légèrement meilleure dans le cas du produit issu de la fusion par rapport à des produits simplistes. Cependant les seuils pourraient être modifiés (détection du lac dans la zone 2). De plus si nous observons la Figure 4.5, nous pouvons observer qu'aucune des approches ne détecte la neige présente à l'ombre, ce qui dénote une limitation majeure des algorithmes utilisés. A partir de ces constats, nous pouvons envisager d'établir de nouvelles approches pour exploiter ces cartes, et notamment l'ensemble de l'expertise apportée par le Chapitre 3 sur le démélange pour produire des cartes d'enneigement fractionnel à la résolution de 10 m. Celles-ci exploiteraient l'intégralité des données disponibles après fusion à 10 m. Elles nécessiteraient cependant une vérification et une évaluation multi-zones et multi-temporelles actuellement incompatibles avec les cartes de référence disponibles.

Nous pouvons noter en second l'intérêt apporté par la fusion de ces données. Plus généralement la fusion de données optiques est un large domaine de recherche, où les applications sont nombreuses tout comme les limitations des modèles existants. Dans le but de pouvoir exploiter l'ensemble des données disponibles, nous proposons de focaliser la suite de la recherche sur ces méthodes de fusion afin de proposer un modèle permettant de fusionner l'ensemble des données nous intéressant, sans limitations liées au type de capteur optique. Ce point sera développé dans la seconde partie de ce chapitre.

4.3 Un nouveau modèle de fusion de données optiques

4.3.1 Contexte

La fusion de données optiques cherche à rassembler dans une image finale le meilleur des caractéristiques des images sources. Naturellement trois grands types de fusion ont été explorés : la fusion panchromatique-multispectral (PAN-MS), panchromatique hyperspectrale (PAN-HS) et multispectral-hyperspectrale (MS-HS).

Dans les deux premiers cas, les images panchromatiques apportent une très haute résolution spatiale mais ne permettent pas d'identifier précisément les composants de l'image. La fusion avec des images multi ou hyper spectrales de plus faible résolution spatiale mais plus diversifiées spectralement permet d'amener une coloration à l'image voire la possibilité d'identifier les matériaux présents dans chaque pixel. Cette fusion s'appuie principalement sur le fait que l'acquisition panchromatique intègre une large partie du spectre réflectif. Elle recouvre par conséquent les réponses spectrales des capteurs MS et HS permettant de considérer qu'une partie de l'information est partagée, et donc exploitable pour améliorer la résolution spatiale.

Plus généralement cette hypothèse de recouvrement spectrale se généralise aux capteurs MS-HS au travers d'un modèle d'observation qui permet d'exprimer l'image fusionnée en fonction des deux images sources. Considérons une image $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{\lambda_h \times \mathrm{L}_h}$ basse résolution spatiale (L_h pixels) et haute résolution spectrale (λ_h bandes spectrales) et une image $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{\lambda_m \times \mathrm{L}_m}$ à plus haute résolution spatiale ($\mathrm{L}_m > \mathrm{L}_h$) et plus basse résolution spectrale ($\lambda_m < \lambda_h$). L'image fusionné $\mathbf{Z}$ est alors définie sur $\mathbb{R}^{\lambda_h \times \mathrm{L}_m}$ et permet de définir la relation suivante entre l'image fusionnée et les différentes acquisitions :

$$\mathbf{X} = \mathbf{R}_x \mathbf{Z}\mathbf{S} + \mathbf{N}_s \tag{4.1}$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{R}_y \mathbf{Z} + \mathbf{N}_r. \tag{4.2}$$

$\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{\mathrm{L}_m \times \mathrm{L}_h}$ est la matrice de transformation correspondant à la dégradation spatiale de $\mathbf{Z}$ vers $\mathbf{X}$ incluant la fonction d'étalement du point (Point Spread Function où PSF en anglais). Dans le cas de ce modèle, cette matrice est identique entre $\mathbf{Z}$ et $\mathbf{X}$ et entre $\mathbf{Y}$ et $\mathbf{X}$. $\mathbf{R}_y \in \mathbb{R}^{\lambda_m \times \lambda_z}$ est la matrice de transformation correspondant à la différence de réponse spectrale entre les bandes de $\mathbf{Y}$ et $\mathbf{Z}$. Elle peut être estimée en connaissant la réponse spectrale (Spectral Response Function, SRF) des capteurs $\mathbf{Y}$ et $\mathbf{X}$. Dans le cas de ce modèle, cette matrice est identique entre $\mathbf{Z}$ et $\mathbf{Y}$ et entre $\mathbf{X}$ et $\mathbf{Y}$.

De nombreux algorithmes ont été développés pour résoudre ce modèle d'observation dans les cas PAN-MS [Vivone et al., 2015], PAN-HS [Loncan et al., 2015] et HS-MS [Yokoya et al., 2017]. Ces trois papiers permettent de présenter la large bibliographie et les différentes approches associées à chacune de ces problématiques. Ils permettent également de pointer la principale limitation de ces approches que sont les cas où le recouvrement spectral est partiel ou inexistant. Ces cas correspondent particulièrement aux capteurs multispectraux (tels que les deux capteurs embarqués sur Sentinel-2) mais peuvent être généralisés afin d'envisager la fusion entre des capteurs ayant des caractéristiques différentes.

Nous allons dans la suite de ce chapitre proposer un nouveau modèle d'observation des données permettant de généraliser les cas précédemment cités. Associée à ce nouveau modèle nous proposerons une approche de résolution permettant d'effectuer cette fusion. Nous présenterons enfin un ensemble d'expérimentations sur des données synthétiques et réelles permettant de démontrer la pertinence de cette formulation.

4.3.2 Le modèle étendu de fusion

Définition

Nous faisons l'hypothèse que les images sont acquises au-dessus de la même zone et que les différentes corrections (atmosphériques, topographiques ...) permettent d'estimer que les acquisitions sont comparables excepté pour les caractéristiques de base que sont la résolution spatiale et spectrale. On peut alors définir dans un premier temps $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{\lambda_z \times \mathrm{L}_z}$ comme étant l'image parfaite idéale avec $\lambda_z = \infty$ et $\mathrm{L}_z = \infty$. Ces deux acquisitions sont alors une dégradation spatiale et spectrale de $\mathbf{Z}$ tel que

$$\mathbf{X} = \mathbf{R}_x \mathbf{Z} \mathbf{S}_x + \mathbf{N}_s \tag{4.3}$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{R}_y \mathbf{Z} \mathrm{S}_y + \mathbf{N}_r. \tag{4.4}$$

où $\mathbf{S}_x \in \mathbb{R}^{\mathrm{L}_m \times \mathrm{L}_h}$ et $\mathbf{S}_y \in \mathbb{R}^{\mathrm{L}_m \times \mathrm{L}_h}$ sont les dégradations spatiales et les PSF des capteurs amenant à la résolution spatiale de chaque acquisition. $\mathbf{R}_x \in \mathbb{R}^{\lambda_h \times \lambda_z}$ et $\mathbf{R}_y \in \mathbb{R}^{\lambda_m \times \lambda_z}$ sont les réponses spectrales de ces capteurs permettant de définir leur nombre de bandes et la SRF associée à chacune d'elle.

A partir de ces images disponibles, il est utopiste d'obtenir $\lambda_z = \infty$ et $\mathrm{L}_z = \infty$. Cependant nous disposons d'une résolution spatiale maximale via $\mathrm{L}_z = \mathrm{L}_m$ et d'une résolution spectrale de $\lambda_z = \lambda_m + \lambda_h$. Dans le cas où les bandes spectrales se recouvrent parfaitement, nous ne faisons que dupliquer de l'information. Si celles-ci sont disjointes, l'image fusionnée aura alors une résolution spectrale plus importante que chaque image source prise séparément, ce qui diffère du modèle précédent. Dans ce cas, nous pouvons considérer que $\mathbf{S}_y$ est la matrice identité. Cependant contrairement au modèle précédent, $\mathbf{R}_y$ ne permet pas d'établir une relation entre les SRF de $\mathbf{X}$ et $\mathbf{Y}$ même si $\mathbf{R}_x$ et $\mathbf{R}_y$ sont connus par les caractéristiques du capteur.

Cet ensemble de propriétés est défini par la suite comme étant le modèle étendu de fusion, qui définit $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{\lambda_z \times \mathrm{L}_m}$ avec $\lambda_z = \lambda_m + \lambda_h$ sans se préoccuper du recouvrement entre $\mathbf{R}_x$ et $\mathbf{R}_y$ ni d'avoir $\lambda_h > \lambda_m$. La seule distinction importante entre les sources de données provient de la résolution spatiale et du ratio entre ces résolutions défini par $w = \frac{\mathrm{L}_m}{\mathrm{L}_h}$.

Il n'est pas possible dans l'état d'estimer $\mathbf{Z}$ en fonction $\mathbf{X}$ et $\mathbf{Y}$, cependant certaines opérations sont possibles sur ces images permettant de les exprimer suivant d'autres dimensions et au final de relier ces images pour pouvoir exploiter les caractéristiques de chacune d'entre elles.

Réduction de dimension

L'idée d'une image vivant dans un espace de dimension inférieure a déjà été proposée dans diverses applications à la fusion [Lanaras et al., 2015; Simões et al., 2015; Yokoya et al., 2012]. Il est alors possible d'estimer un sous-espace dans lequel l'image est correctement représentée

[Bioucas-Dias et al., 2012; Cawse-Nicholson et al., 2013]. L'image fusionnée peut alors s'écrire de la façon suivante :

$$\mathbf{Z} = \mathbf{EH} + \mathbf{N} \tag{4.5}$$

où $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{\lambda_z \times \mathrm{D}}$ est une matrice comportant D colonnes couvrant le même sous-espace que les colonnes de $\mathbf{Z}$ et $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{\mathrm{D} \times \mathrm{L}_m}$ sont les coefficients représentatifs. $\mathbf{N} \in \mathbb{R}^{\lambda_z \times \mathrm{L}_m}$ est le résidu de cette approximation. En considérant cette relation, il est possible d'exprimer $\mathbf{X}$ et $\mathbf{Y}$ dans des variations du même sous-espace :

$$\mathbf{X} \approx \mathbf{E}_x\mathbf{HS}, \tag{4.6}$$

$$\mathbf{Y} \approx \mathbf{E}_y\mathbf{H}, \tag{4.7}$$

Ces sous-espaces sont liés par les réponses spectrales des capteurs et nous pouvons approximer $\mathbf{E}_x = \mathbf{R}_x\mathbf{E}$ et $\mathbf{E}_y = \mathbf{R}_y\mathbf{E}$ qui sont par conséquent des sous espaces ayant le même nombre de colonnes D mais un nombre plus succinct de lignes. Il n'est cependant toujours pas possible de relier directement les deux images entres elles, les lignes du sous espace étant potentiellement disjointes et par conséquent totalement indépendantes. De plus rien ne garantit que le sous-espace calculé sur l'une des images soit identique sur l'autre image.

Dégradation spatiale et concaténation

Si nous considérons que les deux images $\mathbf{X}$ et $\mathbf{Y}$ observent bien la même scène, les deux différences sont la résolution spectrale de l'observation contrainte par la SRF du capteur et sa résolution spatiale comprenant la PSF. Pour établir une relation entre $\mathbf{X}$, $\mathbf{Y}$ et $\mathbf{Z}$ nous proposons de créer une nouvelle image non observable, appelé C et définie tel que $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{\lambda_z \times \mathrm{L}_h}$, c'est-à-dire comprenant les caractéristiques spectrales de $\mathbf{Z}$ et la résolution spatiale de $\mathbf{X}$. Dans ce cas, il existe une relation qui peut être estimée entre $\mathbf{C}$ et $\mathbf{Y}$ via les réponses spectrales respectives de ces deux images. $\mathbf{C}$ est créé en diminuant dans un premier temps la résolution spatiale du capteur le mieux résolu en utilisant la PSF calculable entre les deux images. On peut exprimer notre ensemble d'image de la façon suivante :

$$\mathbf{X} = \mathbf{R}_x\mathbf{ZS}_x + \mathbf{N}_s \approx \mathbf{E}_x\mathbf{HS}_x \tag{4.8}$$

$$\mathbf{YS}_x = \mathbf{R}_y\mathbf{ZS}_x + \mathbf{N}_r \approx \mathbf{E}_y\mathbf{HS}_x. \tag{4.9}$$

Dans un second temps l'image ainsi produite est concaténée avec l'image plus basse résolution spatiale tel que

$$\mathbf{C} = (\mathbf{X}; \mathbf{YS}_x) \tag{4.10}$$

Où $(\mathbf{a}; \mathbf{b})$ est la concaténation suivant les colonnes des deux matrices $\mathbf{a}$ et $\mathbf{b}$. $\mathbf{C}$ peut alors s'exprimer dans le sous espace de $\mathbf{Z}$ tel que

$$\mathbf{C} \approx \mathbf{EHS}_x). \tag{4.11}$$

L'expression de cette nouvelle image $\mathbf{C}$ a deux influences principales. La première c'est de créer une relation entre cette image plus basse résolution et l'image $\mathbf{Y}$ d'origine. En effet la concaténation génère un recouvrement virtuel entre les deux images et permet d'exprimer le sous espace de $\mathbf{Y}$ en fonction du sous espace calculé sur $\mathbf{C}$ tel que $\mathbf{E}_y = \mathbf{R}_y\mathbf{E}$. Ensuite l'augmentation du nombre de colonnes de $\mathbf{C}$ par rapport à $\mathbf{X}$ permet théoriquement de calculer un sous-espace de dimension plus grande. En utilisant ces deux images $\mathbf{C}$ et $\mathbf{Y}$, il est maintenant possible d'établir une relation entre elles pour pouvoir calculer $\mathbf{Z}$ en résolvant ce problème de fusion de données.

Application du modèle de mélange linéaire

Le sous espace et les coefficients correspondants peuvent être calculés suivant différentes approches [Simões et al., 2015] suivant les propriétés physiques que l'on souhaite contraindre dans notre estimation. Dans le cadre de ce développement nous choisissons de contraindre le sous

espace à être constitué de réflectances positives et les coefficients à être sommés à 1. Nous reconnaissons ici les contraintes ASC et ANC définies dans le chapitre précédent pour le démélange spectral suivant le modèle de mélange linéaire.

Dans ce cas, notre sous-espace **E** peut être vu comme défini par l'ensemble des D endmember. Pour plus de cohérence avec le chapitre précédent nous exprimerons par conséquent le sous-espace avec la matrice d'endmembers **W** par la suite. L'image fusionnée sera alors simplement reconstruite par la multiplication de la matrice d'endmembers avec les abondances de celle-ci dans chacun des pixels. En conséquence nous ne nous intéressons pas particulièrement aux endmembers estimés et à leur signification réelle.

A partir de cette définition, nous pouvons envisager deux cas généraux de résolution du problème de fusion. Le premier consiste à estimer conjointement **W** et **H** ce qui permet d'exprimer le problème de minimisation sur les deux images **C** et **Y** de la façon suivante :

$$\min_{\mathrm{H,W}} \frac{1}{2} \| \mathbf{C} - \mathbf{WHS}_x \|_{\mathrm{F}}^2 \tag{4.12}$$

$$\min_{\mathrm{W}_y,\mathrm{H}} \frac{1}{2} \| \mathbf{Y} - \mathbf{W}_y\mathbf{H} \|_{\mathrm{F}}^2 . \tag{4.13}$$

Le premier problème de minimisation permet d'estimer le sous espace défini de dimension contrainte par λ_z et une version à basse résolution spatiale des abondances correspondantes. Le deuxième permet d'apporter la haute résolution spatiale recherchée dans notre image finale. **W** et $\mathbf{W}_y$ sont liés via $\mathbf{R}_y$ qui est estimé à partir de la SRF des capteurs. Par conséquent cette estimation prend en compte le recouvrement potentiel des SRF des deux capteurs avant la concaténation, ce qui maximise l'information disponible pour lier les deux images. Dans chaque cas de minimisation, les endmembers et les abondances sont mises à jour après avoir été initialisés une première fois indépendamment. D'un point de vue démélange spectral la résolution d'un tel problème correspond aux approches de factorisation de matrices non négatives (NMF).

La seconde approche de résolution consiste à estimer séquentiellement le sous-espace puis ses coefficients représentatifs, tel que nous avons pu le voir dans le cadre du démélange spectral. Si le sous espace est estimé sur **C**, les abondances sont estimées via un problème de minimisation de la forme suivante :

$$\min_{\mathrm{H}} \frac{1}{2} \| \mathbf{C} - \mathbf{WHS}_x \|_{\mathrm{F}}^2 + \frac{\mu_m}{2} \| \mathbf{Y} - \mathbf{W}_y\mathbf{H} \| . \tag{4.14}$$

L'avantage de cette formulation est de considérer les deux images dans le même problème de minimisation, ce qui permet une résolution en une seule fois du problème de fusion. La principale limitation vient de l'initialisation du sous-espace. Typiquement effectuée avec VCA [Nascimento and Dias, 2005b], elle est sujette aux problèmes identifiés dans le chapitre 3, lié à la variation de l'estimation et aux problèmes de prise en compte de la variabilité spectrale. Cependant la correspondance réelle des endmembers n'étant pas nécessaire, nous ne sommes pas limités par les fausses détections tant que la reconstruction générale de l'image est la plus performante.

Une variation de ce dernier problème de minimisation inclut un vecteur de variation totale [Bresson and Chan, 2008; Rudin et al., 1992]. Ce vecteur a pour objectif d'imposer la parcimonie dans la distribution du gradient absolu de l'image. Cela signifie que les transitions entre les pixels dans la dimension spatiale doivent êtres douces sauf pour un petit nombre d'entre elles qui devraient alors coïncider avec les lignes de rupture de l'image. Le problème de minimisation peut alors s'exprimer de la façon suivante :

$$\min_{\mathrm{H}} \frac{1}{2} \| \mathbf{C} - \mathbf{WHS}_x \|_{\mathrm{F}}^2 + \frac{\mu_m}{2} \| \mathbf{Y} - \mathbf{W}_y\mathbf{H} \| + \mu_\varphi \varphi(\mathbf{HD}_h, \mathbf{HD}_v), \tag{4.15}$$

Où $\mathbf{D}_h$ et $\mathbf{D}_v$ sont dédiés à la régularisation spatiale sous forme de conditions périodiques aux limites. La résolution d'un tel problème peut s'effectuer via les méthodes d'optimisation de type « Alternating Direction Method of Multipliers » (ADMM).

Résolution du problème de fusion

Si le modèle proposé est nouveau, tout comme l'approche pour faire coïncider les deux images, les problèmes de minimisation associés et leurs résolutions associées sont plus classiques. Nous pouvons par conséquent nous appuyer sur les travaux de [Yokoya et al., 2017] pour isoler les algorithmes de résolution les plus performants pour chacune des deux options proposées précédemment.

Estimation conjointe Pour résoudre le problème de type NMF, nous pouvons nous appuyer sur l'algorithme CNMF pour "Coupled Non-negative Matrix Factorization" [Yokoya et al., 2012]. Celui-ci utilise une suite d'itérations permettant de mettre à jour successivement les endmembers et les abondances pour résoudre le problème de fusion. L'algorithme permet également d'estimer la transformation $\mathbf{R}_y$ entre $\mathbf{C}$ et $\mathbf{Y}$ ce qui permet de prendre en compte les recouvrements spectraux initiaux tels que prévus par le modèle. La base d'endmembers est initialisée avec VCA et les abondances via NMF en suivant les recommandations de Liu et al. [2011] et Lee and Seung [1999] pour garantir la convergence vers un minimum local. La contrainte de somme à 1 est-elle garantie en suivant les recommandations de Heinz et al. [2001]. Les résultats présentés dans Yokoya et al. [2012] montrent que le nombre d'endmembers utilisés est critique pour la bonne résolution du problème de fusion. Plus particulièrement un nombre plus élevé d'endmembers peut permettre d'obtenir de meilleurs résultats, ce qui est à l'avantage de la méthode proposée qui permet d'augmenter la taille du sous espace via la concaténation. Dans la suite de ce manuscrit, cette approche de résolution sera dénommée EFM NMF.

Estimation séparée Pour résoudre le problème de minimisation via la méthode de l'ADMM, nous nous basons sur l'algorithme de résolution HySure [Simões et al., 2015] qui inclut le vecteur de variation totale. Les endmembers sont estimés via VCA et ne sont pas modifiés par la suite. L'estimation des abondances se fait en optimisant le problème suivant SALSA (pour "Split Augmented Lagrangian Shrinkage Algorithm" Afonso et al. [2011]) qui est une variante de l'ADMM. Nous utilisons majoritairement le code disponible avec HySure, cependant l'approche fournie intègre une estimation de $\mathbf{R}_y$ qui n'est effective que si l'ensemble des bandes du capteur à plus haute résolution spatial présentent un recouvrement spectral avec le second capteur. Ce cas de figure n'étant pas compatible avec la formulation de notre problème, nous utilisons le $\mathbf{R}_y$ estimé précédemment dans EFM NMF. L'algorithme originel inclut également une estimation de la PSF entre les deux capteurs qui a été conservé dans la version que nous utiliserons par la suite. Ce schéma de résolution sera par la suite appelé EFM ADMM.

4.3.3 Expérimentations

Données synthétiques

Impact du décalage spectral Le jeu de données est construit à partir des informations de réflectances d'un certain nombre de matériaux issus de la base de l'USGS. Ces matériaux au nombre de 17 sont variés et permettent de créer un milieu plus ou moins complexe. Nous considérons ainsi la brique, les conifères, une forêt de feuillus, le maïs, deux spectres différents correspondant à l'herbe, l'acier, le plastique, deux spectres d'asphalte, de sable, deux spectres de neige, d'eau et deux spectres de blé. La répartition spatiale se fait suivant un damier de 256 pixels de côté composé de 3 zones (Figure 4.6). Dans chaque zones un certain nombre de matériaux est introduit avec des abondances aléatoires mais sous la contrainte de la somme à 1. Un matériau ne peut cependant pas être présent dans plusieurs zones en même temps.

Connaissant les spectres des matériaux (Figure 4.5) et leurs abondances respectives dans chaque pixel, il est possible de construire le spectre de réflectance de chaque pixel en utilisant le modèle de mélange linéaire. En sélectionnant certaines longueurs d'ondes il est alors possible de reconstruire une image en fausses couleurs montrant la variabilité de la scène (Figure 4.5). Dans le cadre

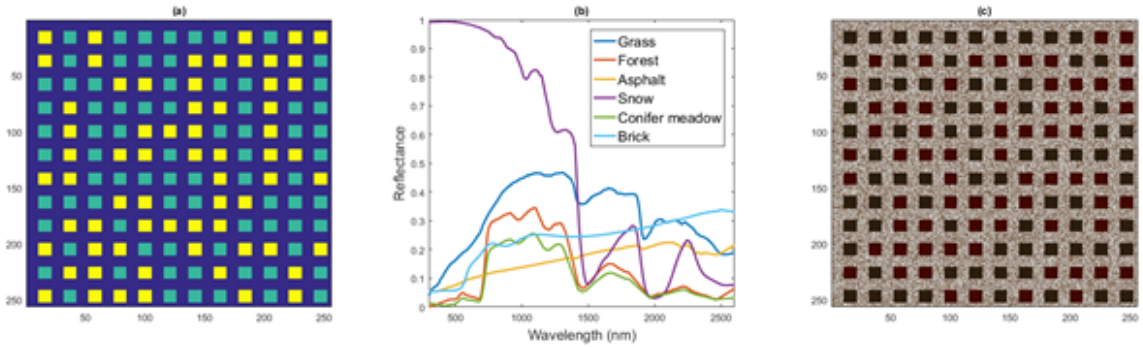


FIGURE 4.6 – A gauche, répartition spatiale en trois zones distinctes de l'image synthétique . La zone 1 est en bleu, la zone 2 en jaune et la zone 3 en vert. Au milieu les spectres de 6 matériaux de la bibliothèque utilisés pour produire l'image en fausses couleurs à droite. Les matériaux 1 et 4 sont mixés dans la zone 1, les matériaux 2 et 4 dans la zone 2 et les matériaux 3 et 6 dans la zone 3.

d'une première expérimentation nous n'utiliserons que six matériaux (soit deux par zone). L'objectif est ici d'observer l'impact du recouvrement spectral sur la fusion en fonction du modèle utilisé.

Pour cela deux capteurs sont simulés. Le premier est composé de six bandes spectrales, en forme de gaussiennes d'une largeur de 30 nm centrées à 345 nm, 545 nm, 645 nm, 1145 nm, 1545 nm et 1845 nm. La réflectance de chaque pixel est alors calculée en fonction de la bande en utilisant ces SRFs. Le second capteur a initialement les mêmes caractéristiques spectrales garantissant un recouvrement parfait. Seule sa résolution spatiale est dégradée par un facteur $w = 2$, 4 ou 8 suivant un filtre passe bas de type gaussien et de déviation standard $w/2.35482$ identique à Yokoya et al. [2012]. Le centrage des bandes spectrales de celui-ci est ensuite décalé par pas d'un nanomètre. Le recouvrement entre les deux capteurs devient par conséquent de plus en plus faible, voire nul. Durant le décalage d'autres recouvrements apparaissent.

Ces deux images sont par la suite fusionnées en utilisant soit le modèle proposé via la dégradation spatiale et la concaténation et les approches EFM NMF et EFM ADMM, soit en utilisant les méthodes du modèle classique CNMF et HySure qui sont les plus performantes d'après Yokoya et al. [2017]. Les résultats de la fusion sont dans un premier temps évalués suivant deux grandeurs distinctes, le pic de rapport signal sur bruit (PSNR) et l'angle spectral (SAM).

Le PSNR peut être calculé globalement ou bande par bande et utilise l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error, MSE) définit par

$$\mathrm{MSE}_i = \frac{1}{\mathrm{N}} \sum_{k=1}^{\mathrm{N}} (\mathbf{T}_{i,k} - \mathbf{Z}_{i,k})^2 \tag{4.16}$$

où T correspond à l'image vérité, connue dans le cadre de cette expérimentation, et (i,k) est le k ième pixel de la i ième bande spectrale. On peut alors définir le PSNR de la bande i comme étant le rapport logarithmique entre la valeur maximum de la bande et son MSE, soit

$$\mathrm{PSNR}_i = 10.log_{10}(\frac{\mathrm{MAX}_i^2}{\mathrm{MSE}_i}) \tag{4.17}$$

Plus la valeur du PSNR est grande plus la reconstruction spatiale est de bonne qualité.

Pour évaluer la qualité de la reconstruction spectrale nous utilisons l'angle spectral. Celui-ci sera particulièrement influencé par les artefacts spectraux qui peuvent localement apparaître et visible comme des valeurs inadéquates. Les pixels sont ici représentés sous formes de vecteurs spectraux $\mathbf{t}_k$ et $\mathbf{z}_k$ et sont comparés tel que

$$\mathrm{SAM}(\mathbf{t}_k, \mathbf{z}_k) = arccos(\frac{\langle \mathbf{t}_k . \mathbf{z}_k \rangle}{\|\mathbf{t}_k\|_2 \|\mathbf{z}_k\|_2}) \tag{4.18}$$

Une valeur de SAM plus petite indique une meilleure reconstruction spectrale.

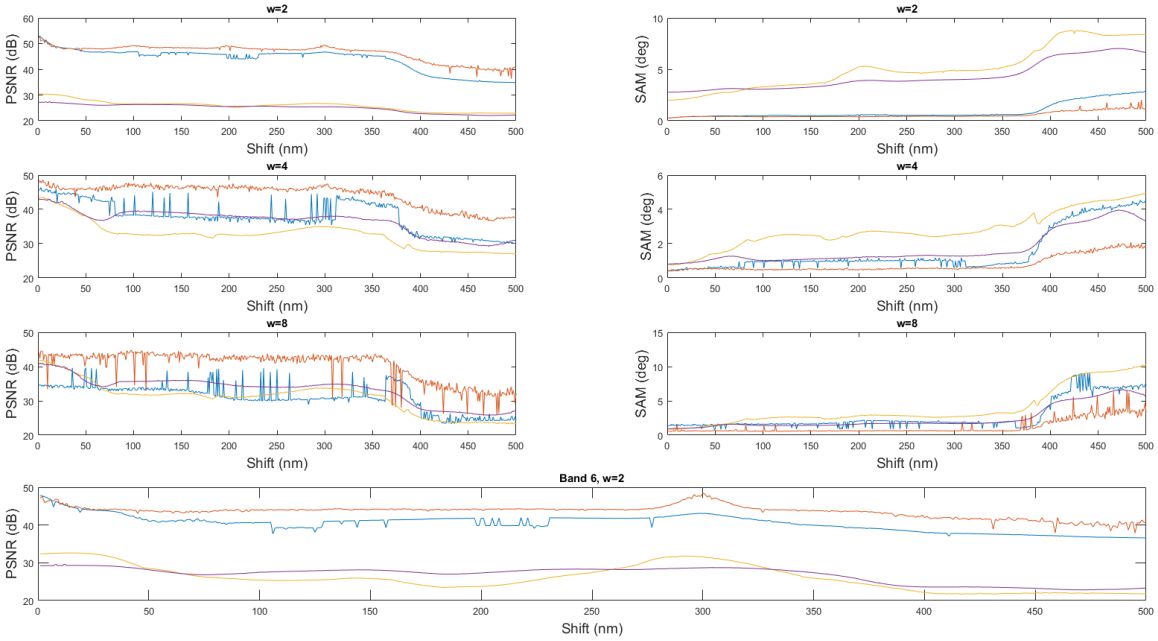


FIGURE 4.7 – PSNR et SAM en fonction du décalage du centrage des différentes bandes entre les deux capteurs, de la dégradation spatiale w et de la méthode de fusion utilisée. En jaune et violet HySure et CNMF respectivement, en rouge et bleu les méthodes proposées EFM NMF et EFM ADMM respectivement.

Les résultats pour cette première expérimentation sont visibles sur la Figure 4.7. Nous pouvons déjà observer une large différence entre les résultats issus des méthodes ADMM (HySure et EFM ADMM) et basés sur la NMF (CNMF et EFM NMF). Dans le cas où w=2, l'écart sur le PSNR et le SAM est très important avec des valeurs quasiment deux fois plus importantes sur le PSNR et 5 à 6 fois pour le SAM. Ces différences diminuent avec l'augmentation de la dégradation spatiale. Nous pouvons observer que le modèle proposé (EFM NMF en rouge et EFM ADMM en violet) améliore sensiblement les résultats face au modèle classique. Plus particulièrement pour CNMF on observe une décroissance initiale du PSNR dès que le recouvrement n'est plus présent. EFM NMF au contraire maintien des résultats relativement constants. Ces résultats montrent d'ailleurs trois petites bosses remarquables dans le cas w=2, qui correspondent au moment où les bandes se recouvrent lors du décalage. Ce point, visible pour le PSNR de la bande 6 (en bas) montre bien l'impact et la prise en compte du recouvrement de la bande 5 avec la bande 6 du capteur 1 après un décalage de 300 nm. Dans le cadre des résolutions avec l'ADMM, ces résultats sont un peu moins décisifs. Plus particulièrement pour w=2 l'impact du nouveau modèle n'est pas très visible contrairement aux plus grandes dégradations spatiales. Enfin on observe une décroissance de la qualité de la reconstruction après un décalage d'environ 350 nm dont l'explication n'est pas évidente mais pourrait provenir de la plus faible variabilité spectrale entre les matériaux dans la seconde partie du spectre limitant les capacités d'adaptation des algorithmes.

Nous avons vu précédemment que ces différents algorithmes de résolution étaient basés sur le démélange spectral. Ils ont par conséquent les potentielles limitations associées à ces algorithmes et explicitées dans le chapitre 3. Plus particulièrement, nous pouvons nous poser la question de savoir si les spectres estimés pour les endmembers correspondent bien aux matériaux présents dans l'image. Cela pourrait alors ouvrir les portes à une opération de démélange conjoint qui outrepasserait la nécessité de fusionner. Cependant les tests effectués montrent que les spectres extraits sont différents de ceux utilisés pour générer l'image, et cela même si nous forçons un certain nombre de pixels à être « purs ».

Simulation de capteurs réels Nous disposons, grâce aux expérimentations précédentes, d'une scène observable sur l'ensemble du spectre visible et infrarouge. Connaissant les réponses spectrales de différents capteurs, nous pouvons simuler l'acquisition de cette scène par ces derniers.

Nous utiliserons par la suite différentes configurations comprenant un imageur Hyperspectral (AVIRIIS, 224 bandes), deux imageurs multispectraux « complets » (LANDSAT 8, 9 bandes et Sentinel-2, 13 bandes tel que s'il avait l'ensemble de ses bandes à la même résolution spatiale) et les deux imageurs multispectraux de Sentinel-2 acquérant à 10 et 20 m avec respectivement 4 et 6 bandes, permettant de simuler la fusion sur ce satellite. Les réponses spectrales des différents capteurs sont visibles en figure 4.8.

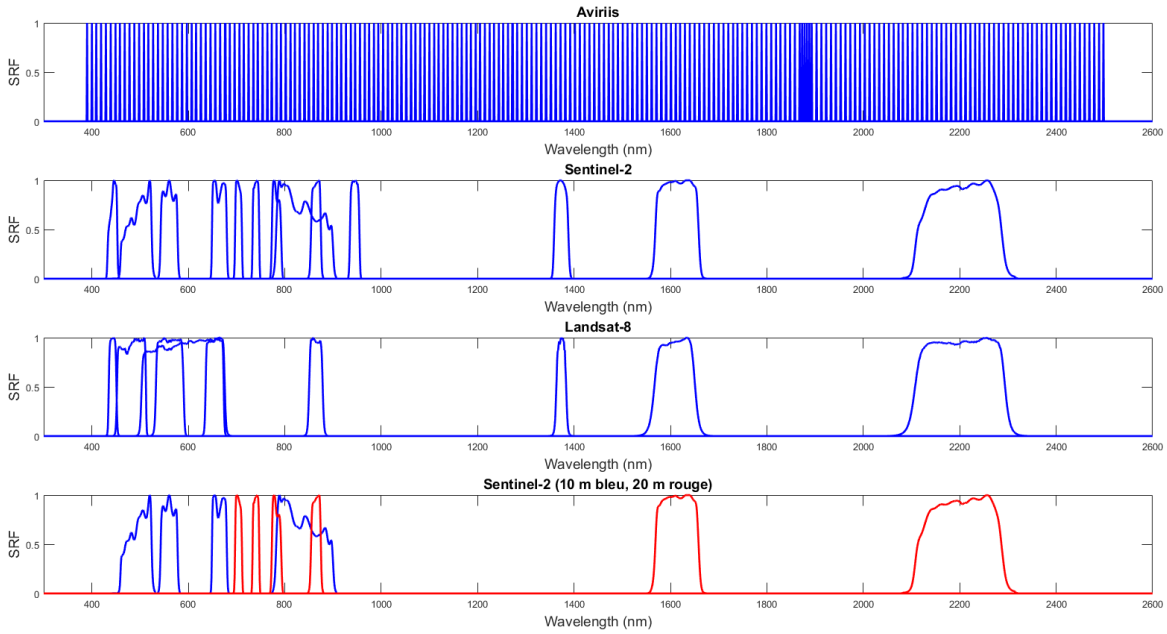


FIGURE 4.8 – Réponse spectrale des différents capteurs

Nous expérimenterons par la suite la fusion entre le capteur AVIRIIS et le capteur Sentinel-2 complet, qui permet de simuler une fusion HS-MS classique, le recouvrement spectral entre les deux capteurs étant garanti. Nous testerons ensuite la fusion entre les capteurs Sentinel-2 et Landsat-8 qui sont deux capteurs multispectraux mais présentant des caractéristiques communes. Le recouvrement étant quasiment total, nous pourrons observer la performance des deux modèles dans un cas de figure plus complexe que HS-MS mais qui peut toujours se rapprocher du modèle classique. Enfin nous effectuerons la fusion entre les deux capteurs de Sentinel-2 où le recouvrement est nul pour la majorité des bandes. Ce cas correspond au modèle proposé.

La fusion entre les capteurs de Sentinel-2 étant un enjeu actuellement important, un certain nombre d'approches permet d'effectuer cette fusion. Afin de comparer les résultats de notre modèle nous avons inclus deux méthodes récentes parmi les plus efficaces dans les évaluations et dont les codes ont pu être obtenus. Nous considérerons ainsi ATPRK (wang2016new), utilisé dans la première partie de ce chapitre, ainsi que SMUSH (paris2017hierarchical), dont la formulation se rapproche de EFM ADMM. ATPRK effectue une reconnaissance par similitude entre les bandes les plus proches spectralement puis adapte la différence par krigeage. SMUSH résout via l'ADMM la fusion des deux images en une unique opération. Le sous espace étant préalablement estimé sur la concaténation des deux images, où l'image à plus basse résolution a été interpolé. Si la formulation ne fait pas intervenir de nouveau modèle d'observation, la méthode se rapproche de EFM ADMM. Cependant la formulation ne permet pas de prendre en compte le potentiel recouvrement entre les bandes, ne permettant ni une généralisation du problème ni de prendre en compte le recouvrement partiel de trois bandes dans le cadre de la fusion de Sentinel-2. Elle inclut également une régularisation spatiale sous la forme du vecteur de variation totale.

Les différents résultats de ces expérimentations sont présentés dans le tableau 4.2. Nous pouvons observer que dans le cas de la fusion HS-MS, le modèle et les approches de résolution proposés ne changent rien aux résultats obtenus. Nous pouvons cependant observer que la fusion n'apporte pas de réel intérêt dans ce cas (faible mixage) pour le démélange, ne permettant pas

TABLEAU 4.2 – PSNR, SAE et RMSE pour la fusion entre les diférents capteurs sur l'image synthétique de la figure 4.6. Le capteur "MSI" est uniquement utilisé seul pour fournir un RMSE correspondant au démélange du capteur à haute résolution spatial seul.

Approach	AV-L8 $w = 4$			L8-S2$_1$ $w = 4$			S2$_1$-S2$_2$ $w = 2$		
	PSNR	SAM	RMSE	PSNR	SAM	RMSE	PSNR	SAM	RMSE
MSI	-	-	**0.004**8	-	-	**0.0048**	-	-	0.015
CNMF	**33.9**	**1.80**	0.0076	48.1	0.43	0.0101	33.6	1.83	0.046
EFM NMF	**33.9**	**1.80**	0.0100	**49.0**	**0.41**	0.0092	**39.5**	**1.14**	**0.028**
Hysure	31.7	2.26	0.0262	41.5	0.82	0.0146	31.4	4.31	0.100
EFM ADMM	31.7	2.24	0.0282	40.9	0.86	0.0142	34.7	1.83	0.057
ATPRK	-	-	-	-	-	-	29.1	2.70	0.075
SMUSH	-	-	-	-	-	-	19.1	4.64	0.130

d'améliorer le RMSE des abondances estimées par rapport au démélange du capteur multispectral seul. Le résultat pour le cas Sentinel-2 et Landsat-8 est comparable, EFM NMF montre un léger avantage sur CNMF mais EFM ADMM est en retrait par rapport à HySure.

L'intérêt du nouveau modèle s'observe principalement dans le cas de la fusion de deux capteurs sans recouvrement, le cas ici de la fusion de sentinel-2. On observe que l'ensemble des métriques sont améliorés excepté le RMSE. Cependant la scène possède un mixage faible (2 matériaux par zone), ce qui rend le démélange spectral relativement facile. En augmentant ce nombre de matériaux la fusion devient alors plus performante et ce dès 3 matériaux par zone. Nous pouvons également observer que ATPRK est en retrait par rapport aux approches proposées, tout comme SMUSH qui ne s'adapte pas très bien aux données synthétiques.

Les avantages du modèle proposé ainsi que des approches permettant de le résoudre sont ainsi démontrés, cependant des cas d'applications plus réelles sont nécessaires afin d'observer l'impact de ces algorithmes sur des cas appliqués, et notamment l'impact de la régularisation spatiale inclus dans EFM ADMM, HySure et SMUSH.

Cas semi-synthétiques

Pour pouvoir évaluer les résultats de la fusion, il est nécessaire de posséder une version réelle de l'image comparée. Pour cela nous pouvons soit dégrader spatialement et spectralement une image hyperspectral, soit dégrader spatialement une image réelle. Ces cas ne correspondant pas à une réelle fusion sur les images sources, nous les appellerons semi-synthétiques. Nous effectuerons par conséquent une série de tests sur une image hyperspectrale de montagne, dégradée spatialement et spectralement pour correspondre au mieux à une acquisition Sentinel-2. Nous utiliserons ensuite deux images de Sentinel-2, l'une en montagne et l'autre urbaine permettant d'évaluer les résultats sur des jeux de données au plus proche des caractéristiques d'acquisition réels.

Image hyperspectrale dégradée Nous utilisons ici l'image hyperspectrale du chapitre 3 constituée de 608 bandes spectrales. Cette très haute densité nous permet de simuler facilement une acquisition de type Sentinel-2 au-dessus de la même zone. L'objectif de la fusion ici est d'améliorer la résolution spatiale des 6 bandes qui auront préalablement été dégradées spatialement. Nous utilisons dans ce premier cas une dégradation d'un facteur w=4 car plus pertinente pour montrer les différences visuelles. Les résultats visuels sont présentés bande par bande sur la Figure 4.9 pour les différentes approches considérant ce type de fusion et dans le Tableau 4.3 pour l'ensemble des méthodes présentées.

On observe sur ces images que les premières bandes sont très bien fusionnées visuellement et que les différences sont difficiles à isoler. Lorsque l'on considère des bandes se situant plus dans l'infrarouge (reconnaissables à la faible réflectance des zones enneigées), les différences sont plus notables. EFM ADMM et SMUSH semblent flouter légèrement le résultat qui perd en détails.

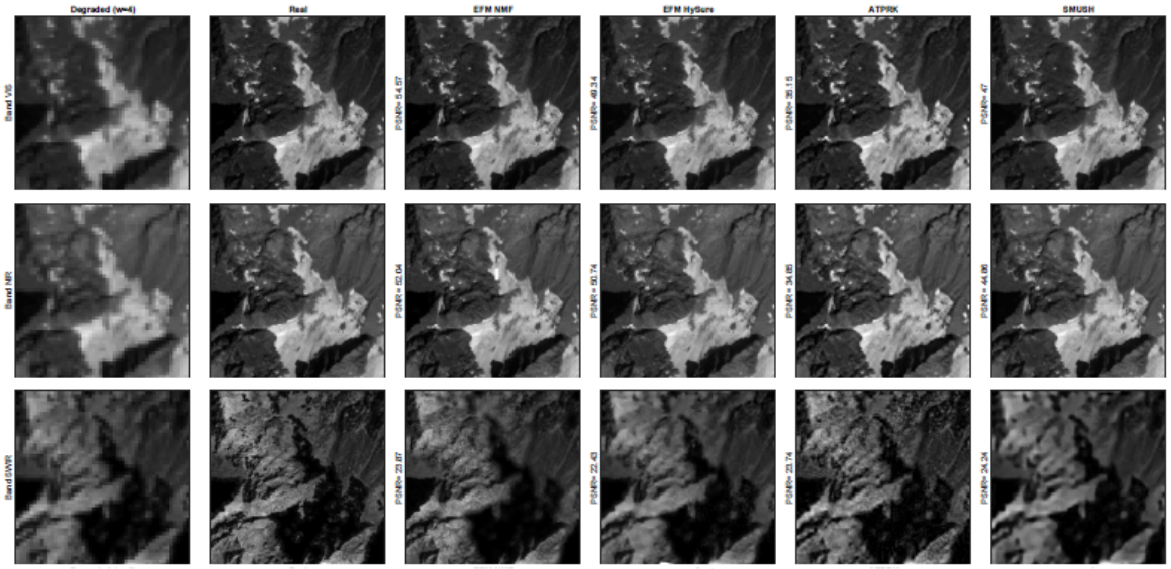


FIGURE 4.9 – Résultats de la fusion de l'image synthétique issue de l'image hyperspectrale avec w=4.

TABLEAU 4.3 – PSNR bande par bande et SAM pour la fusion entre une simulation de Sentinel-2 (10 m et 20 m) à partir de l'image hyperspectrale (haut). Un jeu de données sentinel-2 réel correspondant à la zone des Alpes (Alpe d'Huez, milieu) et une zone ville (Vérone, bas) étudié précédement réel où les bandes à 10 et 20 m sont dégradé par un facteur $w = 2$ afin de pouvoir les comparer aux images d'origine.

Approche	PSNR						SAM
Approche	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	
Jeu de donné hyperspectral ($w = 4$)							
EFM (NMF)	**53.76**	**46.66**	**48.79**	**50.90**	24.06	23.55	**4.802**
EFM(ADMM)	49.33	44.41	46.52	50.73	23.48	22.42	4.912
CNMF	43.37	41.56	43.35	45.36	23.98	23.40	5.436
Hysure	37.77	35.53	38.52	50.54	23.45	22.23	5.262
ATPRK	35.14	34.88	34.97	34.85	**24.37**	23.74	5.806
SMUSH	47.00	43.30	44.82	44.86	23.55	**24.23**	5.285
Sentinel-2 downscaled (haute montagne)							
EFM (NMF)	32.51	31.39	**33.26**	30.58	**38.34**	33.19	**5.474**
EFM(ADMM)	27.96	27.07	26.85	26.45	26.64	25.97	6.676
CNMF	29.57	28.91	28.60	27.99	26.77	26.59	6.044
Hysure	25.74	29.56	29.28	28.53	27.10	27.54	7.169
ATPRK	**32.67**	**31.83**	31.45	**31.29**	28.89	27.57	9.904
SMUSH	30.13	30.18	30.20	29.81	32.02	31.15	6.076
Sentinel-2 downscaled (Ville, issu de Wang et al. [2016a])							
EFM (NMF)	**45.28**	38.86	39.23	28.74	26.95	38.81	**2.505**
EFM(ADMM)	40.19	35.80	32.89	25.11	22.52	33.01	4.731
CNMF	33.90	33.70	42.35	28.34	26.80	**42.98**	3.572
Hysure	31.42	32.00	33.12	24.96	23.63	34.25	8.849
ATPRK	42.41	**39.29**	37.18	**33.56**	**32.45**	37.43	2.861
SMUSH	41.20	38.68	**40.37**	30.91	27.07	40.54	2.635

L'Effet est également présent, dans une moindre mesure, sur EFM NMF. ATPRK présente de bons détails mais semble en accentuer certains. D'un point de vue des métriques, les approches dédiées au modèle proposé sont plus performantes pour les premières bandes. Les bandes situées dans l'infrarouge présentent des PSNR plus faibles, plus homogènes entre les méthodes, à l'avantage de ATPRK et SMUSH dans ce cas. Le SAM est à l'avantage des méthodes proposées.

Image Sentinel-2 dégradée - Montagne L'image Sentinel-2 dégradée correspond à la zone de l'Alpe d'huez étudiée dans la première partie de ce chapitre. Elle permet d'utiliser les caractéristiques réels du capteur lors de l'acquisition, dont la PSF, qui seront simplement dégradés par un facteur w=2 suivant la même méthode que précédemment pour permettre une comparaison précise. Les résultats visuels présentés en Figure 4.10 sont limités à une petite zone (correspondant à la partie droite de la zone 1 de la première partie du chapitre) permettant d'identifier visuellement les incohérences spatiales qui pourraient apparaître. Les métriques sont, elles, calculées sur l'ensemble de la zone (500 pixels par 500 pixels à 20 m de résolution spatiale, soit la résolution finale de fusion dans ce cas).

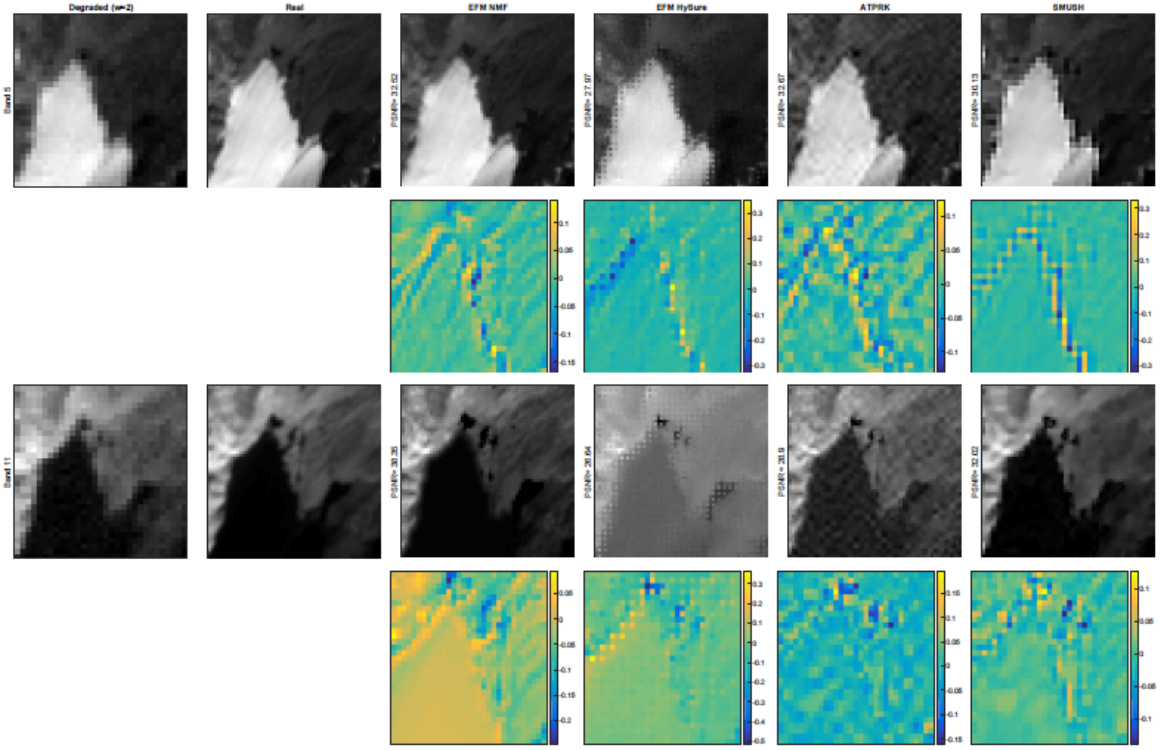


FIGURE 4.10 – Résultats de la fusion pour l'image synthétique issue de la dégradation spatiale de l'image Sentinel-2 acquise au-dessus de l'Alpe d'Huez.

Ces métriques présentent des résultats plus resserrés que dans le cas précédent avec une grande variabilité des méthodes montrant le meilleur PSNR pour chacune des bandes. Nous pouvons malgrétout observer que EFM NMF et ATPRK présentent les meilleurs résultats. Sur cette zone les bandes infrarouges posent moins de difficultés à la fusion avec des scores plus élevés. Enfin le SAM est à l'avantage de EFM NMF.

Visuellement nous avons ajouté à la comparaison les différences entre l'image d'origine et l'image fusionnée, permettant d'isoler la position des erreurs. Nous pouvons déjà observer sur l'image en niveau de gris que NMF ADMM présente un problème de reconstruction spatiale tout comme SMUSH. Plus particulièrement dans le cas de SMUSH on observe que les limitations sont importantes à la limite neige/roche, correspondant à une transition abrupte. Il semblerait que le vecteur de variation total pose ici des limitations, bien que le paramétrage ait été optimisé pour cette scène. Dans le cas de ATPRK, les accentuations de petites structures visualisées précédemment sont plus importantes ici, entraînant une image dégradée et de moins bonne qualité. EFM

NMF présente une image plus proche de la réalité présentant quelques limitations dans les zones de rupture pour la bande du visible et des approximations d'intensité faible pour la bande du proche infrarouge.

Image Sentinel-2 dégradé – Ville Ce jeu de données est originellement utilisé dans Wang et al. [2016a] et Paris et al. [2017] pour démontrer les performances des algorithmes respectifs. Les images disponibles comprennent une référence ainsi que les images simulées à 10 m et 20 m qui sont produites en utilisant la PSF théorique du satellite. La zone observée est située au niveau du centre-ville de Vérone en Italie. Elle permet des détails plus fins que la zone de montagne de par la présence de petite rues typiques de centre-ville ancien ainsi que la visualisation d'un objet arrondi, correspondant à une arène.

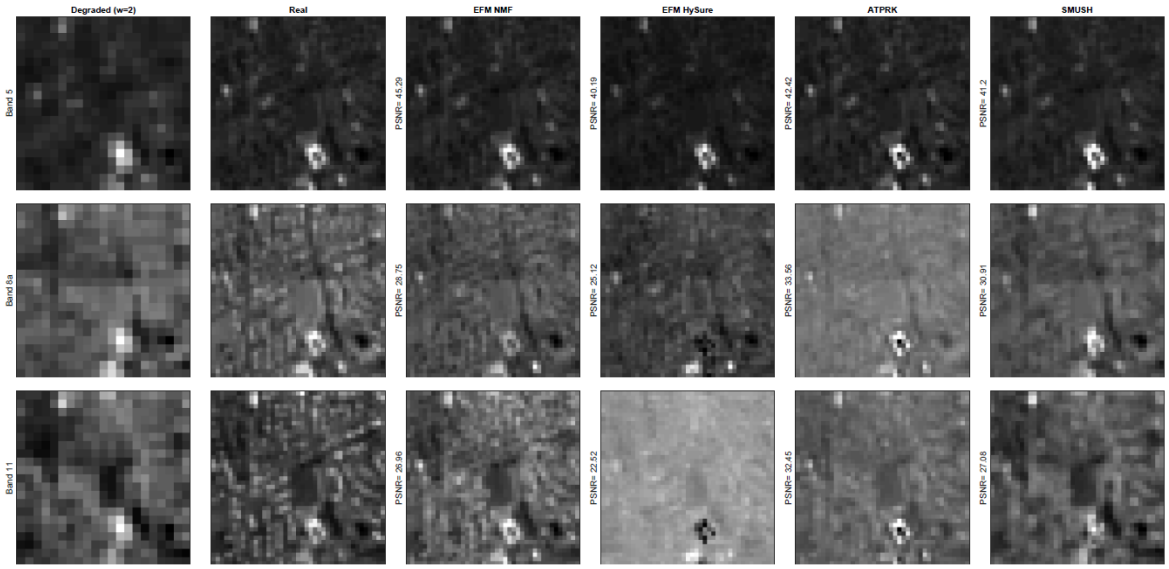


FIGURE 4.11 – Résultats de la fusion pour l'image Sentinel-2 semi-synthétique prise au-dessus de la ville de Vérone, Italie

Visuellement les résultats présentés en Figure 4.11 montrent un net avantage dans la reconstruction pour EFM NMF. L'arène est notamment bien mieux reconstruite là où EFM ADMM produit des erreurs de valeur et de reconstruction spatiale très importantes. ATPRK lisse l'image et ne permet plus de retrouver les détails. SMUSH produit également un flou qui ne permet pas non plus de retrouver la forme de l'arène. Les résultats des métriques sont plus contrastés, montrant la limitation de ces outils face à une analyse visuelle. ATPRK est donné comme approche la plus performante dans trois des six bandes fusionnées. EFM NMF propose cependant un SAM plus faible que les autres approches, ce qui est cohérent avec la bonne reconstruction spectrale de l'image.

Image réelle

Pour traiter le cas de l'image réelle nous allons utiliser l'image Sentinel-2 de la zone de l'Alpe d'Huez précédemment utilisée dans la partie semi-synthétique et dans la partie B de ce chapitre. Ne disposant pas de référence pour la zone, nous allons comparer directement les images résultantes de la fusion sur la partie qui posait problème dans l'image synthétique, c'est-à-dire la transition neige roche.

Sur l'image 4.12 nous avons représenté la zone pour trois bandes différentes à 20 m avant fusion ainsi que la bande la plus proche spectralement sur le capteur avec une résolution spatiale native de 10 m. Les résultats de la fusion montrent tout d'abord que ATPRK semble défaillant dans le proche infrarouge (bande 11) en produisant à la fois des erreurs d'intensité mais aussi une accentuation des petites variations locales. EFM ADMM semble également avoir des problèmes comparables. SMUSH présente de nouveau des limitations dans les zones de transition

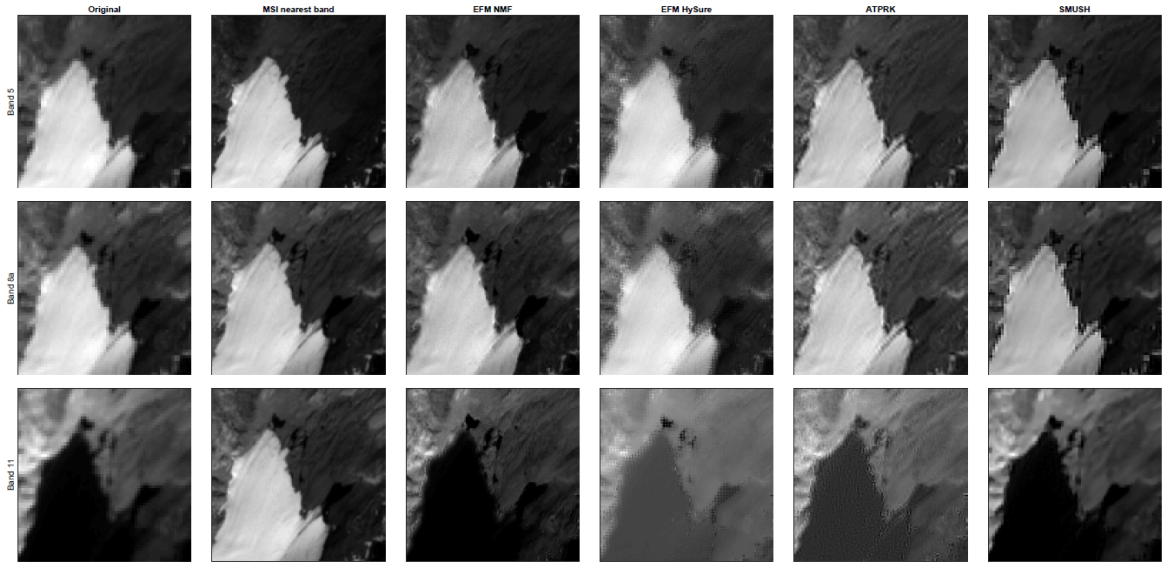


FIGURE 4.12 – Fusion d'une image sentinel-2 réelle.

neige/roche avec des ruptures très franches induisant une pixellisation localement apparente. Les résultats sont cependant de meilleure qualité que les deux précédentes approches évoquées. Enfin EFM NMF présente visuellement les meilleurs résultats pour cette fusion. On peut cependant remarquer sur la bande 11 de légères différences aux limites avec un flou résiduel présent.

Si on visualise plus en détail la bande 11, importante notamment pour les applications neige, on peut observer sur la Figure 4.13 que la fusion via NMF rend un résultat plus lissé, permettant de mieux isoler les deux zones rocheuses du centre de l'image. Cela permet notamment d'améliorer les résultats trouvés en première partie de ce chapitre pour ce qui est de la surestimation de la surface enneigée et de la précision. L'impact sur l'ASSD n'est pas visible et il semblerait qu'une nouvelle définition du NDSI soit ici nécessaire.

Au vu de ces résultats, nous pouvons estimer que l'approche EFM NMF produit les meilleurs résultats sur ce type de fusion. Nous n'avons cependant testé ici qu'une configuration de type Sentinel-2 qui présente un enjeu important pour l'avenir mais reste limité en terme de gain de résolution spatiale. En utilisant nos connaissances sur la zone de l'Alpe d'Huez étudiée en première partie du chapitre, nous pouvons envisager la fusion des données Sentinel-2 avec les données Pléiades ce qui entraînerait un gain de résolution d'un coefficient de 20 à 40 selon les bandes.

Fusion Sentinel-2 Pléiade

Pour effectuer cette fusion nous avons dans un premier temps fusionné les deux images Sentinel-2 pour disposer d'un produit de 10 bandes à une résolution spatiale de 10 m. Nous avons ensuite utilisé le produit Pléiades à 4 bandes fusionné à une résolution spatiale de 0.5 m pour la seconde étape.

Les résultats de la fusion pour la bande 2 (soumis uniquement à la seconde étape) et la bande 11 sont visibles en Figure 4.14. On observe que les résultats sur la bande 2 sont de bonne qualité visuelle même avec $w = 20$. La proximité spectrale des bandes de Pléiade a une probable influence sur ce résultat. Pour la bande 11, très éloignée des bandes disponibles sur Pléiade, le résultat est contrasté suivant les zones. Les îlots rocheux précédemment utilisés sont bien reconstruits, avec une image visuellement propre. Cependant les zones dans la partie gauche de l'image présentent de petits artéfacts difficiles à expliquer. Une explication possible viens du léger décalage d'angle d'acquisition entre les deux satellites pouvant occasionner des décalages au sol entre les bandes.

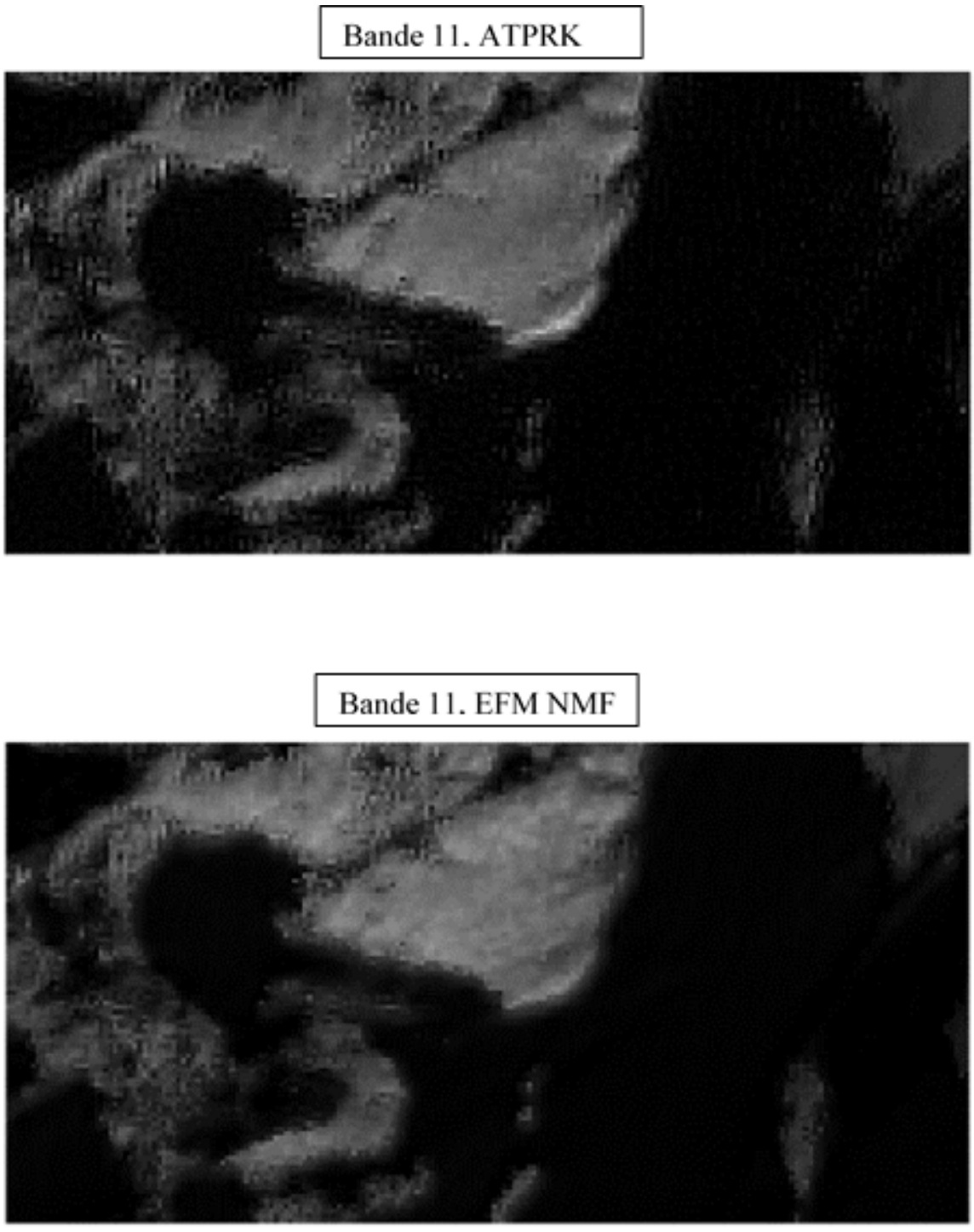


FIGURE 4.13 – Visualisation de la bande 11 sur la Zone 1 de l'étude de la partie B pour la fusion via ATPRK (haut) et EFM NMF (bas)

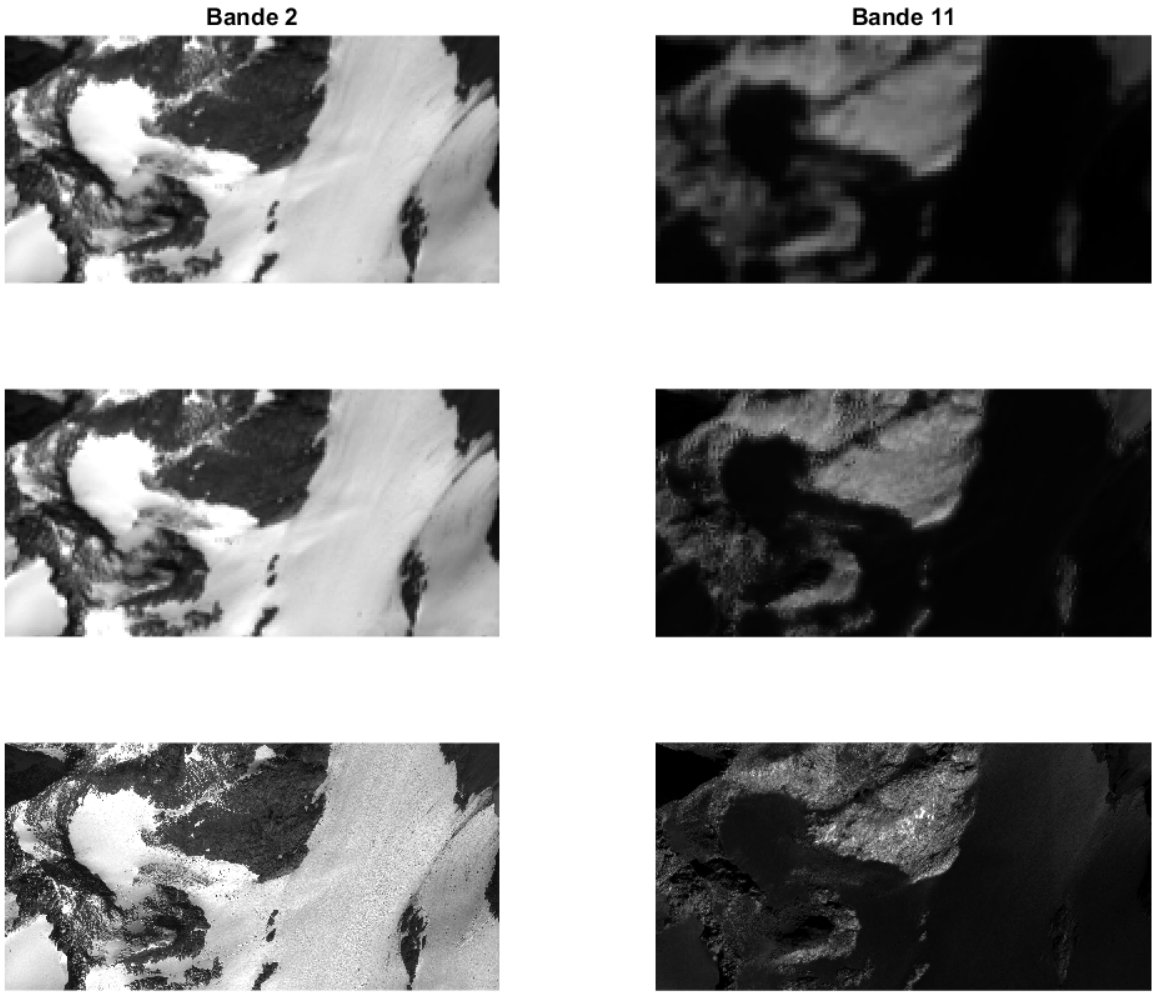


FIGURE 4.14 – Images des bandes Sentinel-2 source (haut). Résultat de la fusion entre les bandes de Sentinel-2 (milieu). Résultat de la fusion avec Pléiade (bas)

Résultats sur l'estimation de la neige

Dans le cas de la fusion simple entre les différentes bandes de Sentinel-2, les résultats de EFM NMF sur les zones présentées dans la première partie de ce chapitre ne montrent pas un avantage certain par rapport à ATPRK. Nous n'utilisons ici que deux des bandes présentes, et malgré les artefact présent sur la bande 11 de ATPRK, les résultats sont comparables entre les deux approches (Table 4.4). Au contraire de la première partie de ce chapitre, les coefficients régissant les seuillages sur le NDSI et la bande du rouge ont ici été optimisés itérativement pour chaque approche.

Dans le cas de la fusion avec Pléiade, l'estimation des surfaces enneigées résultant de cette fusion est visuellement de très bonne qualité sur la partie droite, et souffre légèrement des artefacts sur la partie gauche. Bien qu'une comparaison à résolution égale n'amène que peu de valeur, nous pouvons malgré tout observer dans la Table 4.4 que les résultats sont de très bonne qualité et permettent d'envisager l'utilisation de tel procédés de fusion. Celle-ci effectuée à titre exploratoire pour ce manuscrit nécessitera plus ample confirmation dans le futur pour valider la faisabilité d'une telle opération et notamment la différence entre l'application séquentielle et l'application en une étape de la fusion des trois capteurs.

TABLEAU 4.4 – Résultat des métriques pour les différentes méthodes de fusion sur l'estimation de la neige. Aux métriques précédemment évoqués est rajouté la surestimation de la surface de neige (Surf. sur.)

	Metric	ASSD	Surf. sur.	Precision	Recall	Accuracy	F_{score}
Huez Zone 1	Source	40.96	13.25%	0.847	0.960	0.866	0.900
	ATPRK	27.04	8.12%	0.879	0.951	0.887	0.914
	SMUSH	29.07	6.47%	0.887	0.944	0.890	0.915
	EFM NMF	28.01	7.06%	0.886	0.949	0.891	0.916
	EFM NMF (Pleiade)	**1.91**	**2.61%**	**0.969**	**0.994**	**0.994**	**0.981**
Huez Zone 2	Source	31.88	6.46%	0.773	0.823	0.881	0.797
	ATPRK	16.56	**2.58%**	0.785	0.773	0.877	0.779
	SMUSH	20.20	-6.55%	0.809	0.756	0.881	0.782
	EFM NMF	19.3	**0.84%**	0.780	0.781	0.876	0.781
	EFM NMF (Pleiade)	**1.60**	-1.11%	**0.940**	**0.929**	**0.963**	**0.934**

4.4 Conclusion et perspectives

Nous avons pu voir dans ce chapitre que la fusion de données peut permettre d'obtenir des images mieux résolues spectralement et spatialement. Ces nouvelles images ont des applications concrètes qui peuvent être appliquées à l'observation de la neige d'un point de vue général. Nous avons ainsi montré au début de ce chapitre qu'il était possible d'obtenir un gain moyen de 50% sur la délimitation des zones enneigées, outil primordial pour les bilans de masse de glacier et pour l'hydrologie en zone de montagne, par exemple. Dans le cadre de cette application nous pouvons malgré tout noter un certain nombre d'améliorations possibles, tel que le passage en fractionnel du produit neige. Celui-ci permettrait de pouvoir prendre en compte la haute variabilité spatiale de la neige telle que nous pouvons l'observer sur les images de très haute résolution.

Nous avons également vu dans la seconde partie de ce chapitre qu'un grand nombre d'approches permettant de fusionner les données sont disponibles. Cependant la plupart d'entre-elles ne sont pas adaptées aux satellites d'observation de la Terre qui nous intéressent pour les applications neige. Nous avons alors choisi de définir un nouveau modèle d'observation des données permettant une nouvelle approche pour résoudre les problèmes de fusion entre ces capteurs. Ce modèle de fusion proposé est cependant généraliste et permet d'englober l'ensemble des situations d'observations optiques, voire plus. Le choix a cependant été fait de résoudre le problème induit en utilisant le modèle de mélange linéaire vu dans le chapitre précédent. Si ce modèle est particulièrement performant sur des images multi et hyper spectrales, il est par définition limitant

dans le cas d'une image panchromatique où aucun sous-espace ne peut être calculé. Il s'agit ici d'une limitation sur laquelle des travaux futurs pourraient permettre de généraliser la résolution du modèle d'observation proposé.

Parmi les méthodes de résolution de ce nouveau modèle, nous avons pu voir que la résolution via les algorithmes de factorisation de matrices non-négatives paraissent les plus performants. Si les résultats des métriques d'évaluation ne sont pas systématiquement les meilleurs, les performances visuelles sont nettement à l'avantage de cette méthode de résolution. L'adaptation des endmembers entre chaque itération semble permettre une meilleure adaptation à la scène, ce qui est cohérent avec les observations du chapitre précédent.

L'utilisation du démélange spectral pourrait ouvrir la voie à une opération à plus haut niveau, consistant à effectuer l'estimation des abondances conjointement avec les deux images, évitant d'effectuer l'opération de façon séquentielle (fusion puis estimation). Une telle opération se heurte pour le moment aux limitations inhérentes au démélange spectral que sont la variabilité des estimations des endmembers et la difficulté d'adapter la variabilité spectrale dans le cas de l'utilisation d'une bibliothèque fixe. Rien ne garantit que les estimations des endmembers ou des abondances les plus performantes vues dans le chapitre précédent puissent être efficaces dans ce cas mixte de fusion. Les coûts en temps de ces opérations étant trop important, il n'a pas été possible de tester ces opérations, ce qui pourrait être une piste pour le futur.

Enfin nous avons majoritairement fusionné deux capteurs dans les cas présentés. Seule la fusion entre Sentinel-2 et Pléiade fait intervenir trois capteurs, opération qui a été effectuée séquentiellement ici. Il semblerait intéressant de pouvoir généraliser le problème à un grand nombre de capteurs simultanément, sans effectuer les opérations séquentiellement, afin que le maximum d'informations spatiales et spectrales soient partagées. Si ces cas de figure sont rares dans les applications d'observation de la Terre, le problème reste intéressant et fait partie des pistes de travail découlant directement de ces travaux.

Chapitre 5

Conclusions et perspectives

Le sujet de cette thèse s'inscrit dans un cadre scientifique transversal allant du traitement de l'image optique acquise à l'observation précise d'un matériau spécifique : la neige. Cette observation de la neige a été le fil rouge de ce manuscrit et a permis de montrer les différentes améliorations offertes par les modèles et algorithmes proposés. Ce matériau est à la fois complexe à appréhender mais également vital pour un certain nombre de modèles de prévisions et d'enjeux sociétaux. L'amélioration des techniques de traitement ayant pour but d'augmenter la précision des observations d'étendue de couvert neigeux sera alors bénéfique à l'ensemble de la chaîne, aussi bien pour les exploitants des cartes d'enneigement que pour les autres domaines utilisant les observations spatiales optiques.

Au travers de ce manuscrit nous avons cherché à répondre à plusieurs grands questionnements relatifs à ces problèmes d'observation de la neige et de traitement de l'image. Le premier d'entre eux était de savoir dans quel mesure les méthodes de l'état de l'art permettant d'effectuer une observation précise des étendues de neige. Nous avons pu montrer via la comparaison des produits de neige MODIS (Chapitre 2) que ces observations effectuées à partir d'acquisitions optiques dans le visible/proche infrarouge soit à partir d'une régression linéaire du NDSI, soit à partir de l'utilisation du démélange spectral, présentent un certain nombre d'incertitudes. En premier lieu la reconstitution de la fraction de neige présente au sol est limitée par un niveau d'erreur proche de 30%. L'ensemble des méthodes présente naturellement un certain nombre de fausses détections, plus important pour les méthodes de démélange nécessitants un seuillage pour limiter les erreurs. La résolution spatiale du capteur MODIS semble la source d'un grand nombre d'incertitudes, aussi bien au niveau de la géolocalisation des points que de la distinction des différentes structures. Enfin la formulation des problèmes de démélange, et notamment celle des bibliothèques d'endmembers, semble être un frein pour ce type d'approches face à la variabilité spectrale des matériaux.

En s'appuyant sur les conclusions associées à cette première analyse et sur les connaissances apportées par l'utilisation des vastes jeux de données nécessaires à la validation, nous avons pu apporter des réponses à la seconde interrogation de ce manuscrit. Il s'agissait d'étudier les possibilités offertes par les séries temporelles d'images pour compenser les variations spectrales des matériaux (Chapitre 3). Nous avons ainsi proposé et validé l'utilisation d'une série temporelle d'images d'une même zone pour contraindre l'estimation des endmembers. En basant notre hypothèse sur le fait que le milieu n'évolue que faiblement entre deux images, ce qui est majoritairement valable pour les images MODIS, nous avons proposé d'estimer les endmembers sur la date cible puis de tester leur pertinence sur les images précédentes. Nous avons ainsi montré que lorsque plusieurs images successives sont considérées (idéalement 3), le jeu d'endmembers isolé est plus fiable et permet de meilleurs résultats sur l'estimation des surfaces enneigées. Si la généralisation de cette approche à d'autres domaines n'a pas encore pu être effectué, il est probable que d'autres applications puissent utiliser cette approche pour adapter leurs endmembers à la zone étudié.

Pour finir nous avons choisi de consacrer les derniers développements de ce manuscrit de

thèse à la résolution d'un problème plus général, à savoir la fusion de données entre les capteurs multispectraux (Chapitre 4). Nous avons dans un premier temps démontré la pertinence de la fusion pour les applications liées à l'observation de la neige. Cependant les modèles actuels n'étant pas totalement adaptés aux problématiques de fusion de capteurs multispectraux, nous avons choisi de définir un nouveau modèle permettant de généraliser les cas de fusion tout comme le nombre de capteurs fusionnés. Ce modèle permet notamment de ne pas nécessiter de recouvrement entre les réponses spectrales des capteurs. La résolution s'effectue via une étape de dégradation spatiale et de concaténation permettant par la suite de résoudre le problème de fusion en utilisant le démélange spectral. Les différents résultats montrent les larges possibilités d'application de cette approche, depuis la fusion simple des deux capteurs du satellite Sentinel-2 jusqu'à la fusion entre Sentinel-2 et Pléiade, c'est à dire avec un facteur de résolution spatiale de 40.

Nous avons par conséquent apporté des contributions depuis l'amélioration de l'image source (fusion) jusqu'à l'observation de la neige (évaluation) en passant par les techniques de détection qui sont généralistes (estimation des endmembers). Ces différentes contributions amènent cependant un certain nombre de perspectives permettant d'envisager de poursuivre la recherche sur ces trois différentes branches.

- Dans le cadre de l'observation de la neige, nous avons montré de larges différences entre les produits disponibles, pondérées par l'incertitude liée à la référence. L'utilisation de la métrique $\text{RMSE}_{\text{snow}}$ a notamment permis de montrer que les erreurs sur la neige sont importantes, ce qui permet de soupçonner une optimisation de certains résultats antérieurs du RMSE via l'utilisation de grandes surfaces peu enneigées. Suite à ces travaux différents points semblent importants à poursuivre

  o Produire une référence de qualité. Un tel point est cependant difficile à réaliser et nécessite au préalable de définir de façon plus précise les zones enneigées et la façon dont nous voulons les caractériser. Une zone enneigée mais non visible doit-elle être considérée ? La présence de végétation fine en surface (type arbuste) est-elle significative ? La neige « sale » est-elle simplement de la neige avec une SSA plus élevée ou doit-elle être considérée comme constituée de deux matériaux, ce qui change l'appréciation qu'il en est fait par les méthodes de démélange spectral ? Et finalement quelle devrait être la résolution spatiale d'une telle référence ?

  o Réviser les coefficients de la régression linéaire du NDSI. Ces approches présentent une grande adaptabilité aux différentes régions du globe et aux conditions d'illumination, cependant ces coefficients anciens devraient pouvoir être améliorées, sous condition d'une référence valide.

  o Revoir la correction topographique sur Sentinel-2. Nous avons pu montrer succinctement dans le début du chapitre 4 que les zones à l'ombre ne sont pas détectées comme enneigées, ce qui sera d'autant plus pénalisant qu'en hiver ces ombres sont plus importantes du fait de l'angle solaire.

- Dans le cadre de l'amélioration des techniques de démélange, nous avons pu montrer que certains algorithmes d'estimation des abondances, et notamment ELMM permettent de prendre en compte une partie de la variabilité spectrale des matériaux. Une telle approche paraît généralisable sous condition de puissance de calcul suffisante. Nous avons également développé une technique d'estimation des endmembers basée sur l'utilisation de la série temporelle. A partir de ces travaux différentes pistes apparaissent :

  o La définition des masques, et principalement du masque du matériau cible est une partie limitante de l'algorithme, cette partie semble importante à améliorer même si elle est actuellement suffisamment efficace pour nos applications.

  o Fixer un ou plusieurs endmembers dans les algorithmes d'estimation afin de contraindre une partie du sous espace à correspondre exactement au matériau recherché, permettant d'obtenir les autres spectres de référence de la scène. De telles approches commencent à voir le jour et demandent un certain nombre de tests avant de pouvoir être validées.

- Dans le cadre de la fusion de données nous avons montré son intérêt pour la fusion de données Sentinel-2. Nous avons en conséquent défini un nouveau modèle d'observation et de fusion permettant de s'adapter au plus grand nombre de cas. Les approches utilisées pour la résolution sont basées sur le démélange spectral. Les résultats sont concluants, cependant différentes pistes pourraient être explorées :

  o Les approches basées sur l'ADMM avec un vecteur de variation totale semblent moins performantes, des recherches plus approfondies sur les causes de ces limitations semblent nécessaires.

  o L'utilisation du démélange spectral pour résoudre le problème de fusion peut potentiellement être limité par les contraintes intrinsèques à celui-ci. Nous pouvons ainsi nous demander si certaines contraintes sont effectivement nécessaires, tel que la somme à 1, sachant que nous ne sommes pas intéressés par les abondances en sortie.

  o L'utilisation du démélange spectral contraint également les possibilités de résolution du modèle dans les cas de fusion avec une image panchromatique ou avec une faible dimension spectrale. La représentation de l'image sous la forme d'un sous-espace n'est alors que peu ou pas valide. D'autres types de modèles pourraient alors être pertinents à étudier.

  o Le démélange pourrait également être conjoint, sautant virtuellement l'étape de fusion pour nous donner directement les abondances correspondant à chaque matériau. Si les limitations liées au démélange sont actuellement trop importantes, c'est une piste à explorer conjointement avec les développements proposés pour le démélange et la fixation d'un matériau lors de l'estimation

  o Il paraît important de généraliser les algorithmes de résolution à un plus grand nombre de capteurs. Le modèle le permet, les approches de résolution également, seule la mise en œuvre est à effectuer dans le cadre de cette perspective.

  o Enfin la dimension temporelle de la fusion n'a pas été abordé ici, et devrait être l'un des grands chantiers futurs afin de pouvoir disposer continuellement de données à haute résolution spatiale, nécessaire pour nos applications.

Si le nombre de pistes d'amélioration est très important, ce travail de thèse a cependant su répondre aux différentes problématiques proposées par les deux laboratoires l'encadrant, à savoir pour le CEN évaluer et proposer des nouvelles approches pour détecter la neige, et pour le GIPSA-lab. le développement de nouvelles méthodes de traitement de l'image. Les efforts déployés dans cette thèse auront probablement des répercussions dans ces deux domaines que sont l'observation de la neige et le traitement de l'image, amenant un progrès et de nouvelles opportunités de recherches pour l'avenir.

Publications/Communication

Journaux Internationaux :

Masson, T., Dumont, M., Dalla Mura, M. D., Sirguey, P., Gascoin, S., Dedieu, J. P., & Chanussot, J. (2018). "An Assessment of Existing Methodologies to Retrieve Snow Cover Fraction from MODIS Data." Remote Sensing, 10(4), 619.

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M. & Chanussot, J. "Snow cover estimation from image time series based on spectral unmixing." Accepted in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters.

Conférences Internationales :

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M., & Chanussot, J. (2017, July). "Using time series to improve endmembers estimation on multispectral images for snow monitoring." In Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2017 IEEE International (pp. 233-236). IEEE.

Masson, T., Dumont, M., Dalla Mura, M. D., Sirguey, P., Gascoin, S., Dedieu, J. P., & Chanussot, J. (2017, February). "Accuracy assessment of MODIS snow products." In 8th EARSeL workshop on Land Ice and Snow

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M., Sirguey, P., Veganzones, M. A., Chanussot, J., & Dedieu, J. P. (2016, August). "Snow cover estimation based on spectral unmixing." In Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2016 8th Workshop on (pp. 1-5). IEEE.

Conférences Nationales :

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M., Gascoin, S. & Chanussot, J. "Fusion de données sur Sentinel-2 pour la détection de la neige". Conférence Française de Photogrammétrie et de Télédétection CFPT 26-27 juin 2018 Marne-la-Vallée.

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M. & Chanussot, J. "Fusion de données multispectrales multi capteurs." Conférence Française de Photogrammétrie et de Télédétection CFPT 26-27 juin 2018 Marne-la-Vallée.

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M., Gascoin, S. & Chanussot, J. "Fusion de données sur Sentinel-2 pour la détection de la neige." 6ème colloque scientifique SFPT-Groupe Hyperspectral 17-18 mai 2018 Montpellier (France).

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M. & Chanussot, J. "Fusion de données multispectrales multi capteurs." 6ème colloque scientifique SFPT-Groupe Hyperspectral 17-18 mai 2018 Montpellier (France).

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M. & Chanussot, J. "Using time series to improve end-members estimation on multispectral images for snow monitoring." 5ème colloque du Groupe Hyperspectral Société Française de Photogrammétrie et de Télédétection Ifremer 9-11 mai 2017 Centre de Bretagne.

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M. Sirguey, P. & Chanussot, J. "Comparaison entre différentes approches basées sur le démélange spectrale pour l'estimation des cartes de couverture neigeuse." 4ème colloque scientifique du groupe thématique hyperspectral de la SFPT 11-13 mai 2016 Grenoble.

En Préparation

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M. & Chanussot, J. "An extended data fusion model for optical sensors." Soumission prochaine dans IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.

Masson, T., Dalla Mura, M., Dumont, M., Gascoin, S. & Chanussot, J. "Snow cover detection at 10 m resolution from Sentinel-2 images." En préparation.

Chapitre 6

Bibliographie

Bibliographie

Afonso, M. V., Bioucas-Dias, J. M., and Figueiredo, M. A. (2011). An augmented lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(3) :681–695. 108

Armstrong, R. L., Rittger, K., Brodzik, M. J., Racoviteanu, A., Barrett, A. P., Khalsa, S.-J. S., Raup, B., Hill, A. F., Khan, A. L., Wilson, A. M., et al. (2018). Runoff from glacier ice and seasonal snow in high asia : separating melt water sources in river flow. *Regional Environmental Change*, pages 1–13. 2

Aryal, A., Brunton, D., and Raubenheimer, D. (2014). Impact of climate change on human-wildlife-ecosystem interactions in the trans-himalaya region of nepal. *Theoretical and applied climatology*, 115(3-4) :517–529. 2

Avanzi, F., Bianchi, A., Cina, A., De Michele, C., Maschio, P., Pagliari, D., Passoni, D., Pinto, L., Piras, M., and Rossi, L. (2018). Centimetric accuracy in snow depth using unmanned aerial system photogrammetry and a multistation. *Remote Sensing*, 10(5) :765. 25

Barnes, W. L., Pagano, T. S., and Salomonson, V. V. (1998). Prelaunch characteristics of the moderate resolution imaging spectroradiometer (modis) on eos-am1. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4) :1088–1100. 40

Barnett, T. P., Dümenil, L., Schlese, U., Roeckner, E., and Latif, M. (1989). The effect of eurasian snow cover on regional and global climate variations. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 46(5) :661–686. 2

Barrett, E. C. (2013). *Introduction to environmental remote sensing*. Routledge. 13

Barrie, L. (1991). Snow formation and processes in the atmosphere that influence its chemical composition. In *Seasonal snowpacks*, pages 1–20. Springer. 3, 5

Baum, B. A., Menzel, W. P., Frey, R. A., Tobin, D. C., Holz, R. E., Ackerman, S. A., Heidinger, A. K., and Yang, P. (2012). Modis cloud-top property refinements for collection 6. *Journal of applied meteorology and climatology*, 51(6) :1145–1163. 41

Bioucas-Dias, J. M. (2009). A variable splitting augmented lagrangian approach to linear spectral unmixing. In *Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing, 2009. WHISPERS'09. First Workshop on*, pages 1–4. IEEE. 76

Bioucas-Dias, J. M. and Nascimento, J. M. (2008). Hyperspectral subspace identification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(8) :2435–2445. 78

Bioucas-Dias, J. M., Plaza, A., Dobigeon, N., Parente, M., Du, Q., Gader, P., and Chanussot, J. (2012). Hyperspectral unmixing overview : Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 5(2) :354–379. 42, 43, 73, 74, 75, 106

Boardman, J. W., Kruse, F. A., and Green, R. O. (1995). Mapping target signatures via partial unmixing of aviris data. 75

Borel, C. C. and Gerstl, S. A. (1994). Nonlinear spectral mixing models for vegetative and soil surfaces. *Remote sensing of environment*, 47(3) :403–416. 73

Bormann, K. J., Brown, R. D., Derksen, C., and Painter, T. H. (2018). Estimating snow-cover trends from space. *Nature Climate Change*, page 1. 3

Bresson, X. and Chan, T. F. (2008). Fast dual minimization of the vectorial total variation norm and applications to color image processing. *Inverse problems and imaging*, 2(4) :455–484. 107

Bühler, Y., Adams, M. S., Stoffel, A., and Boesch, R. (2017). Photogrammetric reconstruction of homogenous snow surfaces in alpine terrain applying near-infrared uas imagery. *International journal of remote sensing*, 38(8-10) :3135–3158. 3, 11, 25

Cai, S., Li, D., Durand, M., and Margulis, S. A. (2017). Examination of the impacts of vegetation on the correlation between snow water equivalent and passive microwave brightness temperature. *Remote Sensing of Environment*, 193 :244–256. 24

Calonne, N., Flin, F., Geindreau, C., Lesaffre, B., and Rolland du Roscoat, S. (2014). Study of a temperature gradient metamorphism of snow from 3-d images : time evolution of microstructures, physical properties and their associated anisotropy. *The Cryosphere*, 8(6) :2255–2274. 6, 7

Cawse-Nicholson, K., Damelin, S. B., Robin, A., and Sears, M. (2013). Determining the intrinsic dimension of a hyperspectral image using random matrix theory. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(4) :1301–1310. 106

Channan, S., Collins, K., and Emanuel, W. (2014). Global mosaics of the standard modis land cover type data. *University of Maryland and the Pacific Northwest National Laboratory, College Park, Maryland, USA*, 30. 48

Charrois, L., Cosme, E., Dumont, M., Lafaysse, M., Morin, S., Libois, Q., and Picard, G. (2016). On the assimilation of optical reflectances and snow depth observations into a detailed snowpack model. *The Cryosphere*, 10 :1021–1038. 3

Clark, R. N. and Roush, T. L. (1984). Reflectance spectroscopy : Quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, 89(B7) :6329–6340. 72

Colbeck, S. (1982). The geometry and permittivity of snow at high frequencies. *Journal of Applied Physics*, 53(6) :4495–4500. 21

Colwell, R. N. (1966). Uses and limitations of multispectral remote sensing. 13

Doherty, S. J., Grenfell, T. C., Forsström, S., Hegg, D. L., Brandt, R. E., and Warren, S. G. (2013). Observed vertical redistribution of black carbon and other insoluble light-absorbing particles in melting snow. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 118(11) :5553–5569. 6

Domine, F., Salvatori, R., Legagneux, L., Salzano, R., Fily, M., and Casacchia, R. (2006). Correlation between the specific surface area and the short wave infrared (swir) reflectance of snow. *Cold Regions Science and Technology*, 46(1) :60–68. 9

Dozier, J. (1989). Spectral signature of alpine snow cover from the landsat thematic mapper. *Remote sensing of environment*, 28 :9–22. 41

Drumetz, L. (2016). *Endmember Variability in hyperspectral image unmixing*. PhD thesis, Université Grenoble Alpes. 73, 75, 81, 82, 83

Drumetz, L., Veganzones, M.-A., Henrot, S., Phlypo, R., Chanussot, J., and Jutten, C. (2016). Blind hyperspectral unmixing using an extended linear mixing model to address spectral variability. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(8) :3890–3905. 84

Dumont, M., Brissaud, O., Picard, G., Schmitt, B., Gallet, J.-C., and Arnaud, Y. (2010). High-accuracy measurements of snow bidirectional reflectance distribution function at visible and nir wavelengths–comparison with modelling results. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 10(5) :2507–2520. 21, 22

Dumont, M., Brun, E., Picard, G., Michou, M., Libois, Q., Petit, J., Geyer, M., Morin, S., and Josse, B. (2014). Contribution of light-absorbing impurities in snow to greenland's darkening since 2009. *Nature Geoscience*, 7(7) :509. 6, 10

Dumont, M., Durand, Y., Arnaud, Y., and Six, D. (2012). Variational assimilation of albedo in a snowpack model and reconstruction of the spatial mass-balance distribution of an alpine glacier. *Journal of Glaciology*, 58(207) :151–164. 3

Elachi, C. and Van Zyl, J. J. (2006). *Introduction to the physics and techniques of remote sensing*, volume 28. John Wiley & Sons. 5

Estilow, T. W., Young, A. H., and Robinson, D. A. (2015). A long-term northern hemisphere snow cover extent data record for climate studies and monitoring. *Earth System Science Data*, 7(1) :137–142. 2

Feranec, J., Soukup, T., Hazeu, G., and Jaffrain, G. (2016). *European landscape dynamics : CORINE land cover data*. CRC Press. 52, 60

Ferraro, R., Grody, N., Forsyth, D., Carey, R., Basist, A., Janowiak, J., Weng, F., Marks, G. F., and Yanamandra, R. (1994). Microwave measurements produce global climatic, hydrologic data. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 75(30) :337–343. 23

Fierz, C., Armstrong, R. L., Durand, Y., Etchevers, P., Greene, E., McClung, D. M., Nishimura, K., Satyawali, P. K., and Sokratov, S. A. (2009). *The international classification for seasonal snow on the ground*, volume 25. UNESCO/IHP Paris. 3, 8

Fitzharhis, B. (1992). The 1992 electricity crisis and the role of climate and hydrology. *New Zealand Geographer*, 48(2) :79–83. 2

Flanner, M., Liu, X., Zhou, C., Penner, J. E., and Jiao, C. (2012). Enhanced solar energy absorption by internally-mixed black carbon in snow grains. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 12(10) :4699–4721. 6

Flanner, M. G., Zender, C. S., Hess, P. G., Mahowald, N. M., Painter, T. H., Ramanathan, V., and Rasch, P. (2009). Springtime warming and reduced snow cover from carbonaceous particles. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 9(7) :2481–2497. 6

Flanner, M. G., Zender, C. S., Randerson, J. T., and Rasch, P. J. (2007). Present-day climate forcing and response from black carbon in snow. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 112(D11). 3

Foster, J. and Chang, A. (1993). Snow cover. *Atlas of satellite observations related to global change*, pages 361–370. 2

Frei, A. and Robinson, D. A. (1999). Northern hemisphere snow extent : Regional variability 1972–1994. *International Journal of Climatology*, 19(14) :1535–1560. 2

Furtado, J. C., Cohen, J. L., Butler, A. H., Riddle, E. E., and Kumar, A. (2015). Eurasian snow cover variability and links to winter climate in the cmip5 models. *Climate dynamics*, 45(9-10) :2591–2605. 2

Gaddam, V. K., Kulkarni, A. V., and Gupta, A. K. (2018). Assessment of snow-glacier melt and rainfall contribution to stream runoff in baspa basin, indian himalaya. *Environmental monitoring and assessment*, 190(3) :154. 2

Gallet, J., Domine, F., Zender, C., and Picard, G. (2009). Rapid and accurate measurement of the specific surface area of snow using infrared reflectance at 1310 and 1550 nm. *The Cryosphere Discussions*, 3(1) :33–75. 9

Gascoin, S., Grizonnet, M., and Klempka, T. (2018). *Algorithm theoritical basis documentation for an operational snow cover extent product from Sentinel-2 and Landsat-8 data (Let-it-snow)*. CNRS/CESBIO/CT/DSI. 42, 45, 49

Gascoin, S., Hagolle, O., Huc, M., Jarlan, L., Dejoux, J.-F., Szczypta, C., Marti, R., and Sánchez, R. (2015). A snow cover climatology for the pyrenees from modis snow products. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(5) :2337–2351. 51, 67

Goyal, M. and Rajan, K. (2017). Object based fusion of multi-sensor imagery while preserving spectrally significant information. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2017 IEEE International*, pages 4028–4031. IEEE. 96

Grenfell, T. C. and Warren, S. G. (1999). Representation of a nonspherical ice particle by a collection of independent spheres for scattering and absorption of radiation. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 104(D24) :31697–31709. 9

Grody, N. C. (1991). Classification of snow cover and precipitation using the special sensor microwave imager. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 96(D4) :7423–7435. 23

Hall, D. K., Kelly, R. E., Riggs, G. A., Chang, A. T., and Foster, J. L. (2002). Assessment of the relative accuracy of hemispheric-scale snow-cover maps. *Annals of Glaciology*, 34 :24–30. 5, 24

Hall, D. K. and Riggs, G. A. (2007). Accuracy assessment of the modis snow products. *Hydrological Processes : An International Journal*, 21(12) :1534–1547. 41, 44

Hall, D. K., Riggs, G. A., and Salomonson, V. V. (1995). Development of methods for mapping global snow cover using moderate resolution imaging spectroradiometer data. *Remote sensing of Environment*, 54(2) :127–140. 44

Hallikainen, M., Ulaby, F., and Abdelrazik, M. (1986). Dielectric properties of snow in the 3 to 37 ghz range. *IEEE transactions on Antennas and Propagation*, 34(11) :1329–1340. 21

Hamida, A. B., Benoit, A., Lambert, P., and Ben, A. C. (2016). Deep learning approach for remote sensing image analysis. In *Big Data from Space (BiDS'16)*, page 133. Publications Office of the European Union. 96

Hansen, J. and Nazarenko, L. (2004). Soot climate forcing via snow and ice albedos. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 101(2) :423–428. 6

Hapke, B. (1981). Bidirectional reflectance spectroscopy : 1. theory. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, 86(B4) :3039–3054. 72

Hapke, B. (2012). *Theory of reflectance and emittance spectroscopy*. Cambridge university press. 46, 72

Harris, A. (2013). *Thermal remote sensing of active volcanoes : a user's manual*. Cambridge University Press. 16

Heimann, T., Van Ginneken, B., Styner, M. A., Arzhaeva, Y., Aurich, V., Bauer, C., Beck, A., Becker, C., Beichel, R., Bekes, G., et al. (2009). Comparison and evaluation of methods for liver segmentation from ct datasets. *IEEE transactions on medical imaging*, 28(8) :1251–1265. 51

Heinz, D. C. et al. (2001). Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 39(3) :529–545. 108

Heylen, R. and Scheunders, P. (2016). A multilinear mixing model for nonlinear spectral unmixing. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 54(1) :240–251. 81

Imbrie, J. and Imbrie, J. Z. (1980). Modeling the climatic response to orbital variations. *Science*, 207(4434) :943–953. 3

Iordache, M.-D., Bioucas-Dias, J. M., and Plaza, A. (2011). Sparse unmixing of hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(6) :2014–2039. 77

Iordache, M.-D., Plaza, A., and Bioucas-Dias, J. (2010). On the use of spectral libraries to perform sparse unmixing of hyperspectral data. In *Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2010 2nd Workshop on*, pages 1–4. IEEE. 77

Jacobson, M. Z. (2004). Climate response of fossil fuel and biofuel soot, accounting for soot's feedback to snow and sea ice albedo and emissivity. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 109(D21). 6

Jin, J., Wang, B., and Zhang, L. (2010). A novel approach based on fisher discriminant null space for decomposition of mixed pixels in hyperspectral imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(4) :699–703. 84

Kane, D. L., Hinzman, L. D., Benson, C. S., and Liston, G. E. (1991). Snow hydrology of a headwater arctic basin : 1. physical measurements and process studies. *Water Resources Research*, 27(6) :1099–1109. 3

Kattelmann, R. (1987). Uncertainty in assessing himalayan water resources. *Mountain Research and Development*, pages 279–286. 2

Kokaly, R. F., Clark, R. N., Swayze, G. A., Livo, K. E., Hoefen, T. M., Pearson, N. C., Wise, R. A., Benzel, W. M., Lowers, H. A., Driscoll, R. L., et al. (2017). Usgs spectral library version 7. Technical report, US Geological Survey. 76

Kotchenova, S. Y. and Vermote, E. F. (2007). Validation of a vector version of the 6s radiative transfer code for atmospheric correction of satellite data. part ii. homogeneous lambertian and anisotropic surfaces. *Applied optics*, 46(20) :4455–4464. 18, 41, 46

Kotchenova, S. Y., Vermote, E. F., Matarrese, R., and Klemm Jr, F. J. (2006). Validation of a vector version of the 6s radiative transfer code for atmospheric correction of satellite data. part i : Path radiance. *Applied optics*, 45(26) :6762–6774. 18, 41, 46

Krol, Q. and Löwe, H. (2016). Relating optical and microwave grain metrics of snow : the relevance of grain shape. *The Cryosphere*, 10(EPFL-ARTICLE-225444) :2847–2863. 9

Lanaras, C., Baltsavias, E., and Schindler, K. (2015). Hyperspectral super-resolution by coupled spectral unmixing. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 3586–3594. 105

Lee, D. D. and Seung, H. S. (1999). Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. *Nature*, 401(6755) :788. 108

Lemmetyinen, J., Derksen, C., Rott, H., Macelloni, G., King, J., Schneebeli, M., Wiesmann, A., Leppänen, L., Kontu, A., and Pulliainen, J. (2018). Retrieval of effective correlation length and snow water equivalent from radar and passive microwave measurements. *Remote Sensing*, 10(2) :170. 24

Libois, Q., Picard, G., Arnaud, L., Morin, S., and Brun, E. (2014). Modeling the impact of snow drift on the decameter-scale variability of snow properties on the antarctic plateau. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 119(20) :11–662. 9

Libois, Q., Picard, G., France, J., Arnaud, L., Dumont, M., Carmagnola, C., and King, M. (2013). Influence of grain shape on light penetration in snow. *The Cryosphere*, 7(6) :1803–1818. 76

Lintz, J. and Simonett, D. (1976). Remote sensing of environment, addison v. 13

Liu, H., Wang, L., and Jezek, K. C. (2006). Automated delineation of dry and melt snow zones in antarctica using active and passive microwave observations from space. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 44(8) :2152–2163. 24

Liu, X., Xia, W., Wang, B., and Zhang, L. (2011). An approach based on constrained nonnegative matrix factorization to unmix hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(2) :757–772. 108

Loncan, L., Almeida, L. B., Bioucas-Dias, J. M., Briottet, X., Chanussot, J., Dobigeon, N., Fabre, S., Liao, W., Licciardi, G. A., Simoes, M., et al. (2015). Hyperspectral pansharpening : A review. *arXiv preprint arXiv :1504.04531*. 105

Ltd, M. E. (2009). Discover the waitaki hydro sheme. 2

Lyapustin, A., Tedesco, M., Wang, Y., Aoki, T., Hori, M., and Kokhanovsky, A. (2009). Retrieval of snow grain size over greenland from modis. *Remote Sensing of Environment*, 113(9) :1976–1987. 21

Marinoni, A., Plaza, A., and Gamba, P. (2016). Harmonic mixture modeling for efficient nonlinear hyperspectral unmixing. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(9) :4247–4256. 81

Marti, R., Gascoin, S., Berthier, E., Pinel, M. d., Houet, T., and Laffly, D. (2016). Mapping snow depth in open alpine terrain from stereo satellite imagery. *The Cryosphere*, 10(4) :1361–1380. 25

Masson, T., Dumont, M., Mura, M. D., and Chanussot, J. (2018a). Snow cover estimation from image time series based on spectral unmixing. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 27

Masson, T., Dumont, M., Mura, M. D., Sirguey, P., Gascoin, S., Dedieu, J.-P., and Chanussot, J. (2018b). An assessment of existing methodologies to retrieve snow cover fraction from modis data. *Remote Sensing*, 10(4) :619. 27, 31

Matson, M., Ropelewski, C. F., and Varnadore, M. S. (1986). Noaa atlas : an atlas of satellite-derived northern hemispheric snow cover frequency. 5

Meganem, I., Deliot, P., Briottet, X., Deville, Y., and Hosseini, S. (2014). Linear–quadratic mixing model for reflectances in urban environments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1) :544–558. 81

Metsämäki, S., Ripper, E., Mattila, O.-P., Fernandes, R., Schwaizer, G., Luojus, K., Nagler, T., Bojkov, B., and Kern, M. (2017). Evaluation of northern hemisphere and regional snow extent products within esa snowpex-project. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2017 IEEE International*, pages 4246–4249. IEEE. 26

Montpetit, B., Royer, A., Langlois, A., Cliche, P., Roy, A., Champollion, N., Picard, G., Domine, F., and Obbard, R. (2012). New shortwave infrared albedo measurements for snow specific surface area retrieval. *Journal of Glaciology*, 58(211) :941–952. 9

Nascimento, J. M. and Bioucas-Dias, J. M. (2009). Nonlinear mixture model for hyperspectral unmixing. In *Image and Signal Processing for Remote Sensing XV*, volume 7477, page 74770I. International Society for Optics and Photonics. 81

Nascimento, J. M. and Dias, J. M. (2005a). Does independent component analysis play a role in unmixing hyperspectral data ? *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(1) :175–187. 74

Nascimento, J. M. and Dias, J. M. (2005b). Vertex component analysis : A fast algorithm to unmix hyperspectral data. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(4) :898–910. 75, 107

of Standards, U. S. N. B. and Nicodemus, F. E. (1977). *Geometrical considerations and nomenclature for reflectance*, volume 160. US Department of Commerce, National Bureau of Standards. 17

Painter, T. H., Barrett, A. P., Landry, C. C., Neff, J. C., Cassidy, M. P., Lawrence, C. R., McBride, K. E., and Farmer, G. L. (2007). Impact of disturbed desert soils on duration of mountain snow cover. *Geophysical Research Letters*, 34(12). 10

Painter, T. H., Berisford, D. F., Boardman, J. W., Bormann, K. J., Deems, J. S., Gehrke, F., Hedrick, A., Joyce, M., Laidlaw, R., Marks, D., et al. (2016). The airborne snow observatory : Fusion of scanning lidar, imaging spectrometer, and physically-based modeling for mapping snow water equivalent and snow albedo. *Remote Sensing of Environment*, 184 :139–152. 24

Painter, T. H., Deems, J. S., Belnap, J., Hamlet, A. F., Landry, C. C., and Udall, B. (2010). Response of colorado river runoff to dust radiative forcing in snow. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 6

Painter, T. H., Rittger, K., McKenzie, C., Slaughter, P., Davis, R. E., and Dozier, J. (2009). Retrieval of subpixel snow covered area, grain size, and albedo from modis. *Remote Sensing of Environment*, 113(4) :868–879. 44, 46

Painter, T. H., Skiles, S. M., Deems, J. S., Bryant, A. C., and Landry, C. C. (2012). Dust radiative forcing in snow of the upper colorado river basin : 1. a 6 year record of energy balance, radiation, and dust concentrations. *Water Resources Research*, 48(7). 6, 10

Paris, C., Bioucas-Dias, J., and Bruzzone, L. (2017). A hierarchical approach to superresolution of multispectral images with different spatial resolutions. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2017 IEEE International*, pages 2589–2592. IEEE. 96, 115

Picard, G., Domine, F., Arnaud, L., Champollion, N., Cliche, P., Dufour, A., Flin, F., Gallet, J., Langlois, A., Lesaffre, B., et al. (2009). Comparison of six experimental methods to measure snow ssa in the field. In *AGU Fall Meeting Abstracts*. 9

Picard, G., Libois, Q., Arnaud, L., Verin, G., and Dumont, M. (2016). Development and calibration of an automatic spectral albedometer to estimate near-surface snow ssa time series. *The Cryosphere*, 10(3) :1297–1316. 20

Plaza, A., Martínez, P., Pérez, R., and Plaza, J. (2004). A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 42(3) :650–663. 75

Pu, H., Xia, W., Wang, B., and Jiang, G.-M. (2014). A fully constrained linear spectral unmixing algorithm based on distance geometry. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 52(2) :1157–1176. 77

Ranchin, T. and Wald, L. (2000). Fusion of high spatial and spectral resolution images : the arsis concept and its implementation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(1) :49–61. 44

Rango, A. and Shalaby, A. I. (1998). Operational applications of remote sensing in hydrology : success, prospects and problems. *Hydrological Sciences Journal*, 43(6) :947–968. 2

Redpath, T., Sirguey, P., Cullen, N., and Fitzsimons, S. (2017). High resolution insights into snow distribution provided by drone photogrammetry. In *AGU Fall Meeting Abstracts*. 25

Reveillet, M., Vincent, C., Six, D., and Rabatel, A. (2015). Sensitivity of surface mass balance based on direct measurements made on four distinct french alpine glaciers over the last two decades, and melt models performances comparison. In *AGU Fall Meeting Abstracts*. 3

Rittger, K., Painter, T. H., and Dozier, J. (2013). Assessment of methods for mapping snow cover from modis. *Advances in Water Resources*, 51 :367–380. 44, 50, 51, 62, 66, 67

Roberts, D. A., Gardner, M., Church, R., Ustin, S., Scheer, G., and Green, R. (1998). Mapping chaparral in the santa monica mountains using multiple endmember spectral mixture models. *Remote sensing of environment*, 65(3) :267–279. 84

Robinson, D. A., Dewey, K. F., and Heim Jr, R. R. (1993). Global snow cover monitoring : An update. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 74(9) :1689–1696. 3

Ross, B. and Walsh, J. E. (1986). Synoptic-scale influences of snow cover and sea ice. *Monthly Weather Review*, 114(10) :1795–1810. 2

Rudin, L. I., Osher, S., and Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D : nonlinear phenomena*, 60(1-4) :259–268. 107

Salomonson, V. V. and Appel, I. (2004). Estimating fractional snow cover from modis using the normalized difference snow index. *Remote sensing of environment*, 89(3) :351–360. 42, 44

Salomonson, V. V. and Appel, I. (2006). Development of the aqua modis ndsi fractional snow cover algorithm and validation results. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 44(7) :1747–1756. 42, 44, 46, 54, 65, 66

Schaepman-Strub, G., Schaepman, M., Painter, T. H., Dangel, S., and Martonchik, J. V. (2006). Reflectance quantities in optical remote sensing—definitions and case studies. *Remote sensing of environment*, 103(1) :27–42. 17

Sihvola, A. H. (1999). *Electromagnetic mixing formulas and applications*. Number 47. Iet. 21

Simões, M., Bioucas-Dias, J., Almeida, L. B., and Chanussot, J. (2015). A convex formulation for hyperspectral image superresolution via subspace-based regularization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(6) :3373–3388. 105, 106, 108

Singer, F. S. and Popham, R. W. (1963). Non-meteorological observations from weather satellites. *Astronautics and Aerospace Engineering*, 1(3) :89–92. 5

Singer, R. B. and McCord, T. B. (1979). Mars-large scale mixing of bright and dark surface materials and implications for analysis of spectral reflectance. In *Lunar and Planetary Science Conference Proceedings*, volume 10, pages 1835–1848. 72

Sirguey, P., Mathieu, R., and Arnaud, Y. (2009). Subpixel monitoring of the seasonal snow cover with modis at 250 m spatial resolution in the southern alps of new zealand : Methodology and accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 113(1) :160–181. 19, 44, 46, 51, 66, 81

Sirguey, P., Mathieu, R., Arnaud, Y., Khan, M. M., and Chanussot, J. (2008). Improving modis spatial resolution for snow mapping using wavelet fusion and arsis concept. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(1) :78–82. 44, 46

Somers, B., Zortea, M., Plaza, A., and Asner, G. P. (2012). Automated extraction of image-based endmember bundles for improved spectral unmixing. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(2) :396–408. 83

Standley, A. (1999). The use of coincident dmsp ssm/i and ols satellite data to improve snow cover detection and discrimination. *International Journal of Remote Sensing*, 20(2) :285–305. 23

Stigter, E. E., Wanders, N., Saloranta, T. M., Shea, J. M., Bierkens, M. F., and Immerzeel, W. W. (2017). Assimilation of snow cover and snow depth into a snow model to estimate snow water equivalent and snowmelt runoff in a himalayan catchment. *The Cryosphere*, 11(4) :1647–1664. 2

Strasser, U., Bernhardt, M., Weber, M., Liston, G., and Mauser, W. (2008). Is snow sublimation important in the alpine water balance? *The Cryosphere*, 2(1) :53–66. 7

Techel, F., Pielmeier, C., and Schneebeli, M. (2008). The first wetting of snow : micro-structural hardness measurements using a snow micro penetrometer. In *Proceedings ISSW*, pages 1019–1026. 8

Thibert, E., Eckert, N., and Vincent, C. (2013). Climatic drivers of seasonal glacier mass balances : an analysis of 6 decades at glacier de sarennes (french alps). *The Cryosphere*, 7(1) :p–47. 3

Vivone, G., Alparone, L., Chanussot, J., Dalla Mura, M., Garzelli, A., Licciardi, G. A., Restaino, R., and Wald, L. (2015). A critical comparison among pansharpening algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(5) :2565–2586. 105

Wang, C., Yang, K., Li, Y., Wu, D., and Bo, Y. (2017). Impacts of spatiotemporal anomalies of tibetan plateau snow cover on summer precipitation in eastern china. *Journal of Climate*, 30(3) :885–903. 3

Wang, Q., Shi, W., Atkinson, P. M., and Pardo-Igúzquiza, E. (2016a). A new geostatistical solution to remote sensing image downscaling. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(1) :386–396. 113, 115

Wang, Q., Shi, W., Li, Z., and Atkinson, P. M. (2016b). Fusion of sentinel-2 images. *Remote sensing of environment*, 187 :241–252. 96

Warren, S. G. (1982). Optical properties of snow. *Reviews of Geophysics*, 20(1) :67–89. 6, 10, 21

Warren, S. G. and Brandt, R. E. (2008). Optical constants of ice from the ultraviolet to the microwave : A revised compilation. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 113(D14). 20

Warren, S. G., Brandt, R. E., and Grenfell, T. C. (2006). Visible and near-ultraviolet absorption spectrum of ice from transmission of solar radiation into snow. *Applied optics*, 45(21) :5320–5334. 20

Warren, S. G. and Clarke, A. D. (1990). Soot in the atmosphere and snow surface of antarctica. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 95(D2) :1811–1816. 6

Wiesmann, A. and Mätzler, C. (1999). Microwave emission model of layered snowpacks. *Remote Sensing of Environment*, 70(3) :307–316. 24

Winter, M. E. (1999). N-findr : An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data. In *Imaging Spectrometry V*, volume 3753, pages 266–276. International Society for Optics and Photonics. 75

Wolfe, R. E., Nishihama, M., Fleig, A. J., Kuyper, J. A., Roy, D. P., Storey, J. C., and Patt, F. S. (2002). Achieving sub-pixel geolocation accuracy in support of modis land science. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2) :31–49. 60

Xu, J., Grumbine, R. E., Shrestha, A., Eriksson, M., Yang, X., Wang, Y., and Wilkes, A. (2009). The melting himalayas : cascading effects of climate change on water, biodiversity, and livelihoods. *Conservation Biology*, 23(3) :520–530. 2

Yokoya, N., Grohnfeldt, C., and Chanussot, J. (2017). Hyperspectral and multispectral data fusion : A comparative review of the recent literature. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5(2) :29–56. 105, 108, 109

Yokoya, N., Yairi, T., and Iwasaki, A. (2012). Coupled nonnegative matrix factorization unmixing for hyperspectral and multispectral data fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(2) :528–537. 105, 108, 109

Annexe A

Annexes

A.1 PDF du papier "An Assessment of Existing Methodologies to Retrieve Snow Cover Fraction from MODIS Data"

remote sensing

MDPI

Article

An Assessment of Existing Methodologies to Retrieve Snow Cover Fraction from MODIS Data

Théo Masson [1,*], Marie Dumont [2], Mauro Dalla Mura [1], Pascal Sirguey [3], Simon Gascoin [4], Jean-Pierre Dedieu [5] and Jocelyn Chanussot [1]

1 Institute of Engineering, Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, GIPSA-lab, 38000 Grenoble, France; mauro.dalla-mura@gipsa-lab.grenoble-inp.fr (M.D.M.); jocelyn.chanussot@gipsa-lab.grenoble-inp.fr (J.C.)
2 Météo-France, CNRS, Centre National de Recherches MéTéOrologiques/Centre D'éTudes de la neige (CNRM/CEN), F-38000 Grenoble, France; marie.dumont@meteo.fr
3 National School of Surveying, University Otago, Dunedin 9054, New Zealand; pascal.sirguey@otago.ac.nz
4 CESBIO, Université de Toulouse, CNES/CNRS/INRA/IRD/UPS, 31401 Toulouse, France; simon.gascoin@cesbio.cnes.fr
5 Univ. Grenoble Alpes, CNRS, IRD, Institut des Géosciences de l'Environnement (IGE), F-38000 Grenoble, France; jean-pierre.dedieu@ujf-grenoble.fr
* Correspondence: theomasson@gmail.com; Tel.: +33-060-417-5373

Received: 21 February 2018; Accepted: 16 April 2018; Published: 18 April 2018

Abstract: The characterization of snow extent is critical for a wide range of applications. Since 1966, snow maps at different spatial resolutions have been produced using various satellite sensor images. Nowadays, the most widely used products are likely those derived from Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data, which cover the whole Earth at a near-daily frequency. There are a variety of snow mapping methods for MODIS data, based on different methodologies and applied at different spatial resolutions. Up to now, all these products have been tested and evaluated separately. This study aims to compare the methods currently available for retrieving snow from MODIS data. The focus is on fractional snow cover, which represents the snow cover area at the subpixel level. We examine the two main approaches available for generating such products from MODIS data; namely, linear regression of the Normalized Difference Snow Index (NDSI) and spectral unmixing (SU). These two approaches have resulted in several methods, such as MOD10A1 (the NSIDC MODIS snow product) for NDSI regression, and MODImLAB for SU. The assessment of these approaches was carried out using higher resolution binary snow maps (i.e., showing the presence or absence of snow) at spatial resolutions of 10, 20, and 30 m, produced by SPOT 4, SPOT 5, and LANDSAT-8, respectively. Three areas were selected in order to provide landscape diversity: the French Alps (117 dates), the Pyrenees (30 dates), and the Moroccan Atlas (24 dates). This study investigates the impact of reference maps on accuracy assessments, and it is suggested that NDSI-based high spatial resolution reference maps advantage NDSI medium-resolution snow maps. For MODIS snow maps, the results show that applying an NDSI approach to accurate surface reflectance corrected for topographic and atmospheric effects generally outperforms other methods for the global retrieval of snow cover area. The improvements to the newer version of MOD10A1 (Collection 6) compared to the older version (Collection 5) are significant. Products based on SU provide a good alternative and more accurate retrieval of the snow fraction where wider ranges of land covers are concerned. The fusion process and its resulting 250 m spatial resolution product improve snow line retrieval. False detection in mixed pixels, probably due to the spectral variability associated with the various materials in the spectral mixture, has been identified as an area that will require improvement.

Keywords: snow cover mapping; spectral unmixing; remote sensing; MODIS; NDSI

1. Introduction

The optical properties of snow are unique compared to those of other materials, mainly due to snow's high reflectance in the visible spectrum (VIS; 400–800 nm) and decreased reflectance in the near infrared (NIR; 800–1000 nm) and short-wave infrared (SWIR; 1000–2500 nm) domains [1]. Historically, snow cover monitoring relied mainly on field data from permanent stations and field campaigns, or the use of photographic measurements. These data are usually spatially or temporally discontinuous, which is a problem considering the high spatial and temporal variability of snow cover and its properties. Nowadays, optical satellites provide a suitable means of monitoring some of this variability over large areas. A large number of satellites are equipped with multispectral imaging systems that cover the optical and reflective infrared domains (e.g., SPOT 4 and SPOT 5 in the past and, for example, LANDSAT-8, Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) on Terra, and Sentinel-2 today). These sensors use different spectral resolutions (between 4 and 10 bands in the VIS and NIR/SWIR), different spatial resolutions (with a ground spatial interval (GSI) of between 10 m and 1 km), and different revisit times of between 1 and 28 days. These multispectral datasets are currently used to retrieve the snow cover area (SCA) based on the optical properties of snow in the VIS and NIR/SWIR domains. However, the use of optical data from satellites is limited by cloud cover, which can mask over 50% of the pixels in winter [2]. Directly related to the cloud cover issue, the revisit time is also an important factor to consider. The use of high spatial resolution satellites for snow cover mapping, such as SPOT 4 and SPOT 5 (28-day return time with a GSI of 20 m and 10 m, respectively), LANDSAT-8 (return time of 16 days at a GSI of 30 m), or even Sentinel-2 (return time of 5 days in constellation at 10–20 m), is limited by the revisit time.

MODIS [3,4] offers a ground resolution of between 250 and 500 m at nadir in the VIS and SWIR bands, respectively, and a near-daily return time, which increases the probability of a cloud-free image.

The MODIS sensor [3,4] on board the Terra and Aqua satellites has been in orbit for over 15 years, and many methods have been put forward as a means of obtaining data on the SCA, that is, the total snow area. The SCA can be obtained by the sum of a binary product (i.e., snow or no snow in the pixel) or by the sum of a snow cover fraction product (i.e., pixel snow fraction; SCF hereafter). Hall et al. [5,6] used a method for producing binary snow maps at 500 m. This approach takes advantage of the contrasting reflectance of snow in the SWIR band (MODIS Band 6) and green visible band (MODIS Band 4) using the Normalized Difference Snow Index (NDSI) [7]. The binary snow cover product is obtained by applying a threshold value to the NDSI. Salomonson and Appel [8,9] retrieved SCF at the pixel level from a linear regression of the NDSI. LANDSAT images were used both for the calibration of the linear regression and verification against a binary snow product at 30 m. In this study, the root mean square error (RMSE) ranged between 0.04 and 0.10 for test sites over Alaska, Labrador, and Siberia [9]. The workflow presented in [8,9] is the basis of the former MOD10A1 snow product (Collection 5). MOD10A1 Collection 6 distributed by the NSIDC (National Snow and Ice Data Center: http://nsidc.org/) no longer provides SCF products, but rather, only NDSI maps. In this study, MOD10A1 Collection 6 NDSI maps were used to produce SCF maps using the workflow described in [8,9].

However, the NDSI is based on only two of the five available spectral bands at 500 m and so, unlike spectral unmixing (SU) [10–12], does not fully take advantage of all the available information. SU can be formulated as a blind source separation problem with the objective of recovering the spectral signature of certain materials, called endmembers, in a given scene [13], as well as their relative proportion in each pixel. The SCF of a pixel corresponds to the sum of the abundance of each snow endmember [14]. An SCF product over different parts of the globe (e.g., North America and Europe) was developed by Painter et al. [11], who proposed the use of SU to calculate SCF at a resolution of 500 m using the MODSCAG algorithm. Rittger et al. [15] assessed the performance of this product against various scenes obtained using SU on LANDSAT-8 images to calculate the SCF at 30 m, and these images were used as the reference due to the higher spatial resolution. They found the

average RMSE over all non-cloudy MOD10A1 pixels to be 0.23, whereas the MODSCAG RMSE was 0.10. This shows both a possible improvement through the SU approach and an error rate of NDSI approaches that was higher than expected.

Sirguey et al. [16] used the two MODIS bands at a spatial resolution of 250 m, applying an ARSIS fusion approach (from its French name, *Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures* [17]) to increase the resolution of the five 500-meter bands down to 250 m in order to facilitate the mapping of snow in steep terrains. The MODIS Imagery Laboratory (MODImLAB) workflow [12] is able to produce SCF maps at 250 m through SU, using a set of endmembers based on New Zealand land cover. An accuracy assessment of the SCF maps was carried out by Sirguey et al. [12] over New Zealand by comparing them with reference binary snow cover maps derived from ASTER images using the NDSI approach described in [5]. As demonstrated by the modified Hausdorff distance scores, snow line accuracy was improved. The global RMSE was comparable with the MODSCAG value (i.e., 0.10) and was calculated after aggregation of the snow maps to a resolution of 500 m in order to allow for a more accurate comparison [12].

Faced with the diversity of approaches and applications, this paper aims to conduct an accuracy assessment of the two main approaches; namely, NDSI linear regression and SU. In order to make this comparison, several products produced by different teams around the world, as well as additional experimentation, were used to highlight the limitations of the various approaches. The corresponding snow cover maps were compared with common high-resolution snow maps—which were considered to be an accurate representation of reality—in order to provide a more comprehensive and accurate comparison of the different products. The products examined were MOD10A1 (Collection 5 and the newer Collection 6) and MODImLAB, as well as two variants of these methods: one based on the NDSI linear regression method (but, in contrast to the NSIDC product, with atmospheric and topographic correction) and the second based on SU. The purpose of these two additional products is to focus on the limitations of the NDSI and SU approaches, considering the fact that all products, in comparison with the original design, present some subtle differences in such parameters as threshold. A total of five products were therefore compared: three related to the NDSI approach and two to the SU approach.

This comparison takes advantage of the Let-it-Snow chain to use the recent Take-5 experiment (https://spot-take5.org) to assess the snow cover products. The Take 5 experiment was carried out as SPOT 4 and SPOT 5 approached the end of their life as a simulator of the future Sentinel-2 time series. By lowering their orbits, their revisit time was decreased to five days, producing data for 45 selected sites at a ground spatial resolution of 20 m (SPOT 4 Take 5) and 150 sites at 10 m (SPOT 5 Take 5). In addition to this, and in order to obtain a larger dataset for pertinent areas, the LIS product applied on LANDSAT-8 (http://tully.ups-tlse.fr/grizonnet/let-it-snow/blob/master/doc/tex/ATBD_CES-Neige.pdf) was also used as a reference. This led to the higher spatial and temporal resolution of snow maps available during this time period. This large amount of data was selected to cover three different areas—the French Alps, the Pyrenees, and the Moroccan Atlas—which would allow the analysis to be performed using different land cover types, with particular focus on high mountains, low mountain ranges, and desert areas. A total of 181 dates, comprising 117 dates for the Alps, 30 dates for the Pyrenees, and 24 dates for Morocco, were selected to capture various snow cover scenarios.

The paper is organized as follows. Section 2 presents the two main methods for retrieving SCFs from MODIS. Section 3 presents the areas that were studied and the reference datasets. Section 4 describes the methodology for the accuracy assessment, and Section 5 provides the corresponding results. A discussion of the main limitations of the different approaches can be found in Section 6. Finally, Section 7 provides some concluding remarks and suggestions for areas in which future work might be carried out.

2. Snow Cover Fraction Products Based on MODIS Images

There are different approaches to retrieving snow cover from a multispectral sensor. Depending on the available bands in the NIR and SWIR, approaches such as NDSI may or may not be applied.

This study considers the two main approaches for SCF retrieval, which were applied to data from the MODIS sensor. The first is based on the NDSI linear regression method, and the second is based on linear SU.

2.1. NDSI Based SCF

The NDSI is defined by

$$\mathrm{NDSI} = \frac{r_{VIS} - r_{SWIR}}{r_{VIS} + r_{SWIR}} \quad (1)$$

where r is the reflectance of the dedicated band [7,18]. Salomonson et al. [8,9] suggested calculating the SCF as a linear regression of the NDSI of the pixel p as follows:

$$\mathrm{SCF}_p = -0.001 + 1.45\mathrm{NDSI}_p. \quad (2)$$

MODIS Bands 4 and 6, with center wavelengths at 0.555 µm and 1.640 µm, respectively, are used as the VIS and the SWIR band for the NDSI.

2.1.1. MOD10A1 Collection 5 and Collection 6

The MOD10A1 product distributed by the NSIDC (http://nsidc.org/) is based on the top-of-atmosphere (TOA) reflectance derived from MOD02HKM and MOD021KM data. Cloud masks are provided by the MOD35L2 product and completed with a quality index in order to limit misclassification and inform the user of possible error. One of the main thresholds suggests that, if a pixel has a Band 2 value ≤ 0.10 or a Band 4 value ≤ 0.11, it is considered snow-free. Many more improvements were made to Collection 6 compared to Collection 5, with such improvements mainly focusing on cloud cover and the quality index. According to the NSIDC user guide, the surface temperature screening used to decide if a pixel detected as snow is a false positive, now also takes the pixel's elevation into account. This is especially important for elevated snow-covered surfaces in spring and summer. The general quality assessment flags are available in a new layer. Improvements made to avoid cloud/snow confusion were minor, as the updates for Collection 6 was more focused on improving snow detection in clear-sky conditions. All the specifications for the Collection 6 product can be found on the NSIDC website (https://nsidc.org/sites/nsidc.org/files/files/MODIS-snow-user-guide-C6.pdf) [19].

SCF data are no longer provided in the newer MODIS Collection 6 (hereafter C6). In order to be consistent with other products used in this study, the SCF was obtained using the linear regression method described in [9] and was applied to the NDSI map provided by C6 and only to pixels that had snow according to the C6 NDSI snow cover product. New cloud cover data are available in C6 and were used as a mask for the above data.

Collection 5 (hereafter C5) is still available through the NSIDC platform. C5 results, which also used the same linear regression of the former NDSI, were also included as part of this assessment, as they allow the improvements of the C6 update to be seen.

2.1.2. Atmospheric and Topographic Corrected NDSI ($\mathrm{NDSI}_{\mathrm{ATOPCOR}}$)

In C5 and C6 provided by the NSIDC, the linear regression approach is applied to TOA reflectance and does not include atmospheric or topographic correction. In order to study the impact of atmospheric and topographic correction, a new product was developed, hereafter referred to as $\mathrm{NDSI}_{\mathrm{ATOPCOR}}$. This algorithm uses as its input the TOA reflectance from the MODIS L1B product. Atmospheric and topographic correction (ATOPCOR) was carried out to calculate surface reflectance [12]. This provided an estimation of surface spectral reflectance as it would be measured at ground level in the absence of atmospheric and topographic scattering or absorption. In addition, wavelet fusion based on the ARSIS concept [17] was applied between Bands 1–2 (250 m) and 3–7 (500 m), resulting in seven bands at 250 m [12]. The main advantage of this over the MOD09GA product

(i.e., the official ground reflectance product) is that it takes into account topographic effects, including shadows, in the surface reflectance product. A cloud mask was also generated, which was based on a custom algorithm (described in [12]) that differs from the MOD35L2 cloud product.

2.2. Spectral Unmixing

2.2.1. General Approach of Spectral Unmixing

In linear spectral unmixing (SU), the spectral signature of a pixel is modeled as a linear combination of the spectra of pure materials, called endmembers, supposedly contained in the pixel. This is the so-called linear mixing model (LMM) [13]. The linearity of the model assumes that a solar ray is reflected by only one material present on the surface. The reflectance of a pixel is thus only composed of a macroscopic mixture of the spectra of the materials present on the surface area corresponding to a pixel. Considering $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \ldots, \mathbf{e}_m]$ as the spectral signature of endmembers, where each $\mathbf{e}_i \in \mathbb{R}^q$ is a q-dimensional column vector (i.e., q spectral bands), the LMM states that the signature $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^q$ of the pixel p is defined as

$$\mathbf{r}_p = \sum_{i=1}^{m} \mathbf{e}_i \boldsymbol{\phi}_{i,p} + \mathbf{n}_p \tag{3}$$

where $\boldsymbol{\phi}_p = [\phi_{1_p}, \phi_{2_p}, \ldots, \phi_{m_p}]$ is the m-dimensional vector of fractional per-pixel abundances and $\mathbf{n}$ is an independent additive noise component. The retrieval of the fractional abundance of each endmember in a pixel can be modeled as an inversion problem as follows:

$$\hat{\boldsymbol{\phi}}_p = \arg\min_{\boldsymbol{\phi}_p} \|\mathbf{r}_p - \sum_{i=1}^{m} \mathbf{e}_i \boldsymbol{\phi}_{i,p}\|_2. \tag{4}$$

Typically, some physical constraints are added to the LMM. The abundance non-negative constraint (ANC), $\phi_i \geq 0, \forall i$, ensures the absence of negative abundances in the result. The abundance sum-to-one constraint (ASC), $\sum_{i=1}^{m} \phi_i = 1$, makes the total abundance of the materials sum up to one. The LMM with ANC and ASC leads to the so-called full constrained least square unmixing (FCLSU) [13].

2.2.2. MODImLAB [12]

MODImLAB uses as its input the corrected reflectance after ATOPCOR correction [12] and after employing the fusion concept [16,17] described in Section 2.1.2. The SU approach is applied to these data using an endmember library composed of eight endmembers derived from field measurements and manually selected MODIS reflectances. Four of these endmembers are associated with snow (classified as snow, snow and ice, ice only, and old snow), and the remaining four are associated with vegetation, rocks, pasture, and debris, corresponding to New Zealand land cover.

All the pixels with an NDSI value lower than -0.2 are considered snow-free. FCLSU is applied to each pixel that could contain snow within the whole set of eight endmembers. The final SCF of a given pixel is obtained from the sum of the abundances of the four endmembers associated with snow according to [14].

2.2.3. Pure SU Approach (LMM_{pure})

MODImLAB is based on the LMM. As with other approaches using SU, it relies on some degree of pre- or post-processing to reduce unmixing errors. With this in mind, another product was added to the comparison—hereafter referred to as LMM_{pure}—in order to assess the general SU approach used in MODIS snow cover estimation. LMM_{pure} is based solely on the LMM theory (i.e., no threshold on the SCF or the NDSI value). The set of endmembers was the same as for MODImLAB, but without the NDSI threshold that MODImLAB uses. The reflectance data used for the unmixing were calculated after ATOPCOR correction [12] and after employing the fusion concept [16] to obtain the SCF at 250 m.

3. Dataset

3.1. Areas of Interest

3.1.1. French Alps

The first area of interest is located near Grenoble, France (Figure 1, Table 1). An area of 100 by 80 km was defined (400 × 320 pixels at a resolution of 250 m) which comprised the city of Grenoble to the West, and the Dôme des Ecrins mountain (4000 m a.s.l.) southeast of the imaged scene. This area is composed of terrain at a wide range of altitudes (from 200 to 4000 m, with an average elevation of 1440 m a.s.l.). It includes a variety of different land covers including urban areas, agricultural plains, and various mountain aspects. The observation period covers winter 2013 to spring 2016, with the three types of sensors previously mentioned as reference. A total of 117 scenes acquired at various dates over four years allowed for a wide range of snow-line elevations (from 300 m to more than 2500 m) and snow types (e.g., fresh snow in winter, and dirty and melting snow in spring and summer) to be covered.

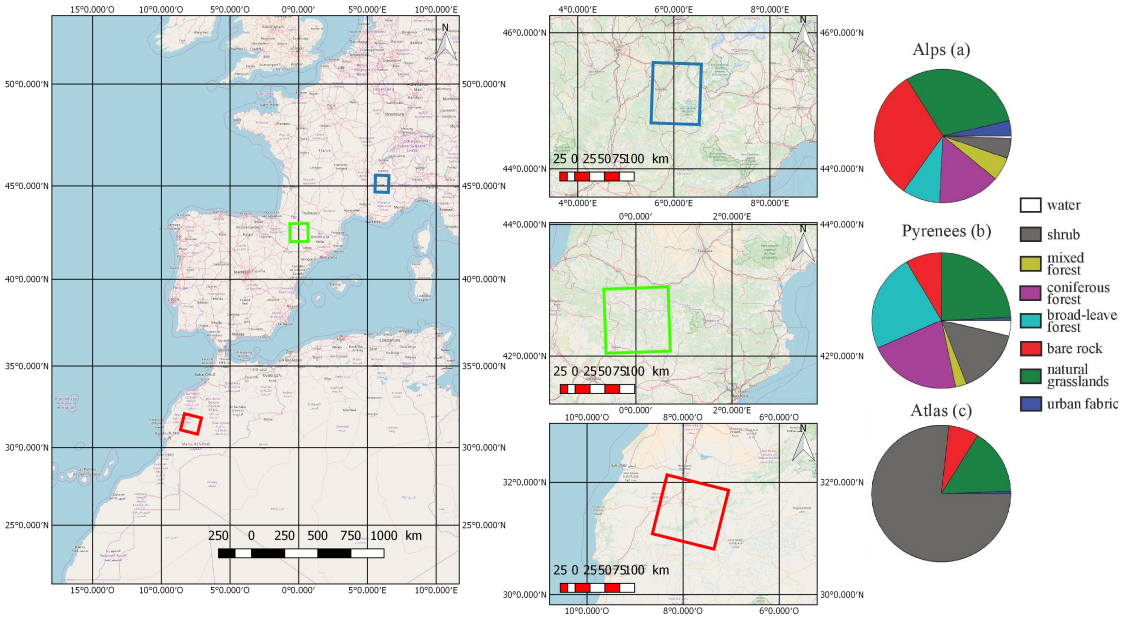


Figure 1. The three areas of interest in the French Alps (**a**), the Pyrenees (**b**), and the Moroccan Atlas (**c**). The land cover types for the Alps and Pyrenees shown to the right of the figure are from the Corine Land Cover library [20] at a spatial resolution of 30 m. Land cover for Morocco was obtained from classification of MODIS using imagery at a spatial resolution of 500 m from [21].

Table 1. Main characteristics of the three areas studied.

	Size (km^2)	Dates	Min. Altitude	Max. Altitude
French Alps	9216	117	200	4100
Pyrenees	12,100	30	250	3300
Atlas	14,625	24	100	4080

3.1.2. Pyrenees

The area of interest in the Pyrenees is located on the border between France and Spain, and entirely covers Andorra. A large area measuring 110 × 110 km, corresponding to 440 × 440 MODIS pixels, was used in this study (Figure 1). The observation period, employing SPOT 4–Take5 and LANDSAT-8 imagery, covers winter and spring 2013, 2014, and 2015, with a total of 30 dates (Table 1). There is no

large city in this area. The range of altitudes is 250 to 3300 m, with an average elevation of 532 m a.s.l. There was a greater quantity of forest areas and plains in this area of interest compared to that located in the Alps.

3.1.3. High Atlas

The third area of interest identified for the purposes of this study is located in Morocco. With Marrakesh on the West, and measuring 125 km by 117 km, this area corresponds to a SPOT 4 tile covering the south of the Atlas chain (Figure 1). The mean elevation is 1012 m a.s.l., with the Toubkal peak reaching 4160 m a.s.l. Due to the arid climate, snow is rare at low elevations and often limited to the higher peaks. The observation period covers the first half of 2013 (24 dates, Table 1). This third study site provides an opportunity to study the effectiveness of the different products over an area with very sparse snow cover. This meant that the impact of the presence of sand on snow cover could be evaluated, as could, more generally, the effect of a non-alpine terrain on the different approaches and products.

3.2. Method for Reference SCF Map

A large number of SC products with a high spatial resolution but low revisit time are available. This study used data from the SPOT 4 and SPOT 5 Take 5 experiments (see Section 1), with a revisit time of five days. SPOT 4 Take 5 surface reflectance data are produced at a spatial resolution of 20 m. SPOT 5 Take 5 has the same spectral characteristics, but a spatial resolution of 10 m. In order to expand the database, LANDSAT-8 data were also used, which have a spatial resolution of 30 m and a revisit time of 8–16 days. The LANDSAT-8 data covered the entire period of study in the Alps and Pyrenees, and these snow maps are therefore interleaved in the SPOT 4 and SPOT 5 datasets.

The corresponding binary snow cover products used to calculate the reference SCF for MODIS pixels were obtained by post-processing the data produced using the Let-it-Snow processing chain (Let-it-Snow documentation can be found at http://tully.ups-tlse.fr/grizonnet/let-it-snow/blob/master/doc/tex/ATBD_CES-Neige.pdf and the open-source code at http://tully.ups-tlse.fr/grizonnet/let-it-snow/tags). The snow detection is based on the NDSI thresholding techniques described in Section 1 and the reflectance in the red band. A criterion on the red reflectance is used to avoid lakes to be detected as snow. All the reflectance used are slope-corrected surface reflectance. A first pass is made with sufficient thresholds to avoid false detection of snow and allow one to determine snow line elevation. A second pass is then made over all non-cloudy pixel above this line with a lower threshold to extract all snow-covered pixels. Cloud and shadow masks were also produced using these algorithms.

The statistical effect of aggregation (Figure 2) ensured that the variance of the sub-pixel SCF reduced according to the number of pixels used to compute it [12]. Using a binary approach for the reference meant that the spatial resolution of the reference had to be high enough in relation to the spatial resolution of the product to be evaluated. For MODIS, a 250 m SCF product is the finest resolution available for this comparison. The aggregation meant that each MODIS pixel would be compared with 625 SPOT 5 Take 5 pixels, 156.25 SPOT 4 Take 5 pixels, or 69.4 LANDSAT-8 pixels. These degraded fractional snow maps were used as reference maps in the following sections.

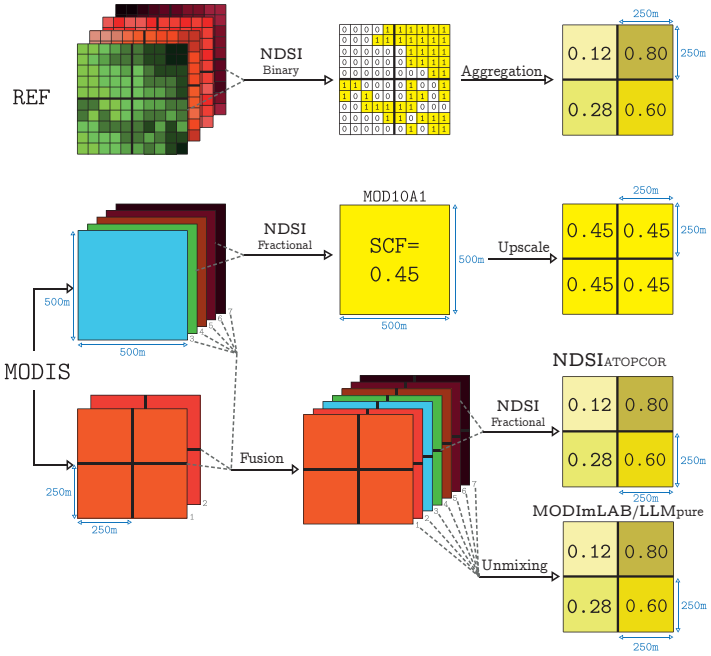


Figure 2. Workflow of the methodology used in this study to produce comparable maps of SCF at 250 m. The top line describes the aggregation methodology for the reference snow maps initially based on NDSI thresholding. The other lines details the methodology for the different products from MODIS data: from two of the five 500 m bands of MODIS for the MOD10A1 (based on NDSI linear regression) products at 500 m upscaled to 250 m (middle line), the seven fused bands of MODIS for MODImLAB and LMM_{pure} (based on unmixing), and two of these fused bands for $NDSI_{ATOPCOR}$ (based on NDSI linear regression) (bottom line).

4. Method for Accuracy Assessment

4.1. Pre-Processing

Following the workflow shown in Figure 2, all products to be compared were re-projected to the same coordinate reference system for each area (Lambert 93 for the Alps and the Pyrenees, and UTM for Morocco). MOD10A1 data were re-projected from the sinusoidal tile to the convenient coordinate system using nearest neighbor interpolation. The grids were aligned and the spatial resolution of the binary reference map was then aggregated to 250 m to produce a reference SCF (Figure 2). All product pixels and reference maps were at a spatial resolution of 250 m and precisely co-registered. If a pixel used to produce a 250 m pixel was covered with clouds, this low-scale pixel would be considered cloudy and would not be taken into account in the comparison. The different cloud masks were fused so as to only compare results over cloud-free pixels as determined by each product.

4.2. Metrics

Different metrics can be used to assess the accuracy of products. Binary metrics (i.e., based on whether or not a condition is satisfied) are efficient when it comes to assessing the overall performance of an approach (e.g., false detection or misclassification). Fractional metrics (i.e., quantitative assessment) allow a sub-pixel comparison through the SCF. An intermediate approach uses feature-based metrics, which focus on the contours (i.e., snow line) of the resulting snow map. More accurate results in terms of snow line should result in a better reconstruction of the snow surface.

- Binary metrics
  For all of these metrics, a pixel is considered as covered by snow if $SCF_p > 0$. Similarly to the study by the authors of [15], this assessment considered precision to evaluate the probability that a pixel in which snow was detected did indeed contain snow. Precision is defined as

$$\text{PRECISION} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{5}$$

  where TP (true positive) is the number of snow pixels on a product that indeed had snow according to the reference, and FP (false positive) is the number of snow pixels on the map being evaluated that should be free of snow according to the reference.
  Recall [22] was considered to evaluate the probability of a snow-covered pixel being detected:

$$\text{RECALL} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{6}$$

  where FN (false negative) is the number of snow-free pixels on the product that should be snow pixels according to the reference. Rittger et al. and Gascoin et al. [15,23] also used accuracy to determine the probability of a pixel being correctly classified as having snow or being snow-free. Since accuracy is dependent on the size of the snow-free surface, and makes dates and areas difficult to compare, it is preferable to use the F_{score}, which is defined as

$$F_{score} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}. \tag{7}$$

  The F_{score} penalizes both false negatives and false positives, without being dependent on the total snow area.

- Fractional Metrics
  The root mean square error (RMSE) is defined as

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^{N_p} (SCF_{R_p} - SCF_{C_p})^2}{N_p}} \tag{8}$$

  where SCF_{R_p} is the SCF of the reference map in a pixel p, SCF_{C_p} is the SCF of the evaluated map in the same pixel, and N_p is the total number of pixels being evaluated. The RMSE was calculated using two different approaches. The first takes all the cloud-free pixels into consideration in order to identify the best general reconstruction. This shows the impact of false negative detection and will be hereafter referred to as RMSE. The second, hereafter referred to as $RMSE_{snow}$, uses only snow-covered pixels ($SCF_p > 0$ on the reference) to determine the best snow reconstruction and avoid being influenced by the snow extent (e.g., with a low SCA, the RMSE could be very low even if $RMSE_{snow}$ is high).

- Feature-Based Metrics

  Sirguey et al. [12] used a comparison of snow lines to show the improvement made by using fusion at 250 m. Snow lines were calculated by first thresholding the evaluated and reference map SCFs at a value of 50% and then extracting the internal borders of the foreground regions on the binary map. In order to evaluate the accuracy of the snow lines extracted from the evaluated SCFs, compared with those from the reference SCF, the average symmetric surface distance (ASSD)

from [24] was used. Let $S(R)$ denote the snow line of the reference and $S(M)$ be the snow line of one of the models. The shortest distance between a pixel $s_M \in S(M)$ to $S(R)$ is defined as

$$d(s_M, S(R)) = \min_{s_R \in S(R)} \| s_M - s_R \| \tag{9}$$

where $\| \cdot \|$ denotes the 2D Euclidean distance. The ASSD is then given by

$$ASSD(R, M) = \frac{1}{| S(R) | + | S(M) |} \left(\sum_{s_R \in S(R)} d(s_R, S(M)) + \sum_{s_M \in S(M)} d(s_M, S(R)) \right). \tag{10}$$

4.3. Additional Experiments

4.3.1. Spatial Resolution

The workflow in Figure 2 presents the data mainly considered for comparison, which is made at a spatial resolution of 250 m. However, MOD10A1 C5 and C6 are not available at this resolution. This can artificially introduce some biases to the comparison. In order to estimate the impact of the spatial resolution, one of the experiments aggregated the 250 m data to a coarser resolution of 500 m—the MOD10A1 native resolution—in order to perform the comparison.

4.3.2. Impact of Land Cover

The land cover types provided by the Corine Land Cover library [20] for the Alps and Pyrenees allowed a comparison to be made of each land cover type at a spatial resolution of 30 m. All the metrics described above can be applied to these different sub-areas. This study focused on the SCA for each land type, calculated using both reference and product data, in order to compare changes in SCA and determine how each land type affects the total error. In particular, the goal was to highlight the problem presented by forested areas.

5. Results

5.1. Binary Metrics

Mean values averaged over all the available dates for each product, in each area and for the three binary metrics, are provided in Table 2. For all these binary metrics, the higher the value, the more accurate it was.

In the Alps, the precision scores showed that the highest probability of a pixel classified as snow actually having snow was with $NDSI_{ATOPCOR}$ and C5. For MODImLAB, which uses a threshold based on NDSI for low SCF, the precision was better than for LMM_{pure}, which is clearly handicapped by dates with reduced snow cover, when a high number of false positives were detected. The correlation between snow cover and precision was 0.84 for LMM and 0.59 for MODImLAB. Of the NDSI approaches, C6 was 20 points behind the other two approaches.

Table 2. Average binary and fractional metrics values for the three areas of interest compared at 250 m (range [0–1]). An efficient approach will show high scores for binary metrics (F_{score}, Precision, and Recall) and low values for RMSE and $RMSE_{snow}$.

Zone	Method	F_{score}	Precision	Recall	RMSE	$RMSE_{snow}$
Alps	C5	0.474	0.671	0.472	0.157	0.286
	C6	0.506	0.467	0.662	0.154	**0.250**
	$NDSI_{ATOPCOR}$	**0.641**	**0.705**	0.661	**0.133**	0.303
	MODImLAB	0.500	0.559	0.595	0.155	0.347
	LMM_{pure}	0.340	0.260	**0.812**	0.154	0.335
Pyrenees	C5	0.586	0.654	0.677	0.244	0.320
	C6	0.592	0.509	0.796	0.246	0.312
	$NDSI_{ATOPCOR}$	**0.670**	**0.652**	0.774	0.215	0.290
	MODImLAB	0.620	0.523	0.890	**0.207**	0.280
	LMM_{pure}	0.462	0.357	**0.950**	0.211	**0.279**
Morocco	C5	0.237	0.489	0.216	0.057	0.306
	C6	0.392	0.421	0.423	0.057	0.274
	$NDSI_{ATOPCOR}$	0.446	**0.623**	0.421	**0.047**	**0.228**
	MODImLAB	**0.452**	0.408	0.623	0.053	0.236
	LMM_{pure}	0.069	0.038	**0.709**	0.091	0.236

The recall score shows opposite results to those of precision for the two-extremes approach values. Reference snow-covered pixels were well recovered by LMM_{pure} (0.812) and less often for C5 (0.472). $NDSI_{ATOPCOR}$ was found to be on a level with C6, these having recall scores of 0.661 and 0.662, respectively. The four other approaches had intermediate values for this metric. This leads to a higher F_{score} (i.e., the best compromise) for $NDSI_{ATOPCOR}$ at 0.641 when the other approaches are close to 0.5 and LMM_{pure} at 0.340 highly penalized by precision.

In the Pyrenees, the results in terms of the approaches rankings were similar to those for the Alps. The main difference was the F_{score}, which was lower in the Pyrenees than in the Alps. While similar values were found for precision, recall was higher for all methods. In the Moroccan Atlas, these values were lower, especially for the LMM_{pure} F_{score} (0.069)), mainly due to a precision of 0.038. The number of false detections increased, due to the large size of the tested area and the very low amount of snow (less than 8% covered by snow). This low value for total SCA seems to increase the difficulty C5 had in retrieving snow, as demonstrated by the low recall. These limitations seem to have been corrected in C6, which had similar precision but a recall twice as high. The $NDSI_{ATOPCOR}$ approach continued to have higher precision but also a relatively high number of false negatives (mean recall = 0.42). In these conditions, the SU approach provides the highest probability of detecting snow.

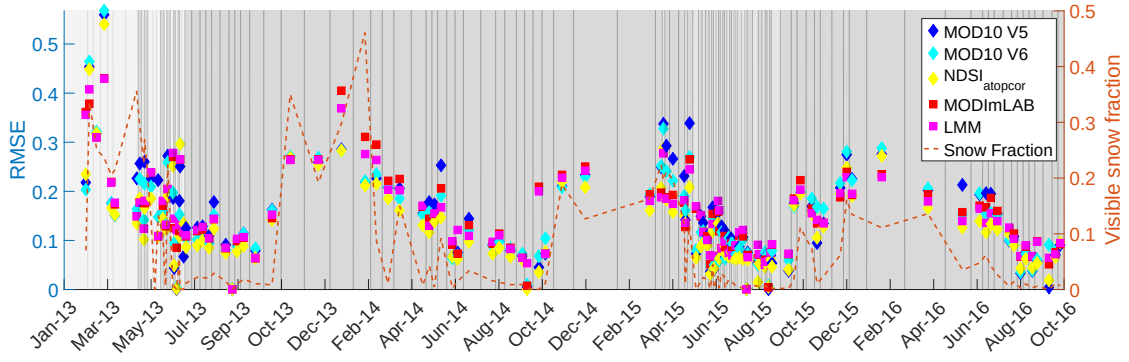
Overall, these results show the difficulty of balancing the recovery of snow pixels (high recall) with avoiding false positives (high precision). MODImLAB, $NDSI_{ATOPCOR}$, and C6 seem to provide a good compromise, as demonstrated by the F_{score}.

5.2. Fractional Metrics

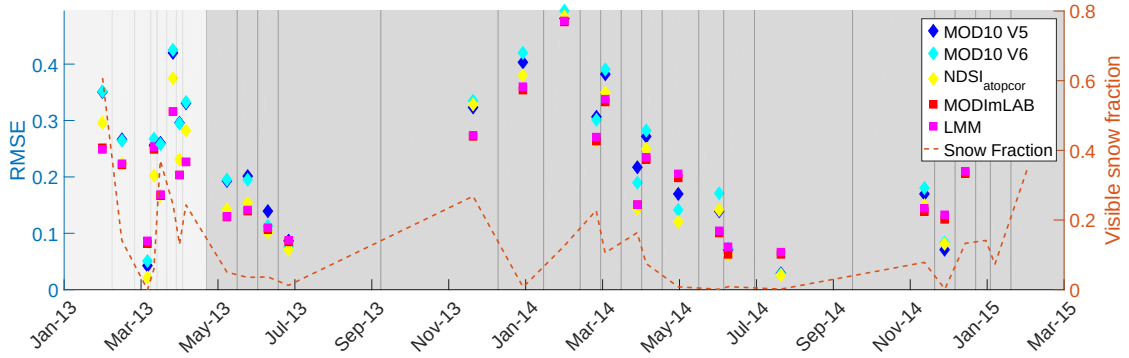
Fractional metrics allow a more precise description of errors than binary metrics since, unlike with binary metrics, a "small" error impacts the result less than a "big" error. Mean values for RMSE are presented in Table 2 and show significant variations between the different areas. However, mean values are not able to accurately describe variations in the results throughout the season. The day-by-day results for RMSE and $RMSE_{snow}$ are therefore presented in Figure 3 and 4.

In the Alps, the mean RMSEs for MODImLAB and LMM_{pure} were similar (0.155 and 0.154, respectively). C5 and C6 also showed similar mean results (0.157 and 0.154, respectively), with C6 being slightly more accurate. The day-by-day results reveal that, overall, C6 was more accurate, as shown in Figure 3. The best results were obtained for $NDSI_{ATOPCOR}$, with a mean RMSE of 0.133. These observations are reinforced by the date-by-date comparison in Figure 3, where the two MOD10A1

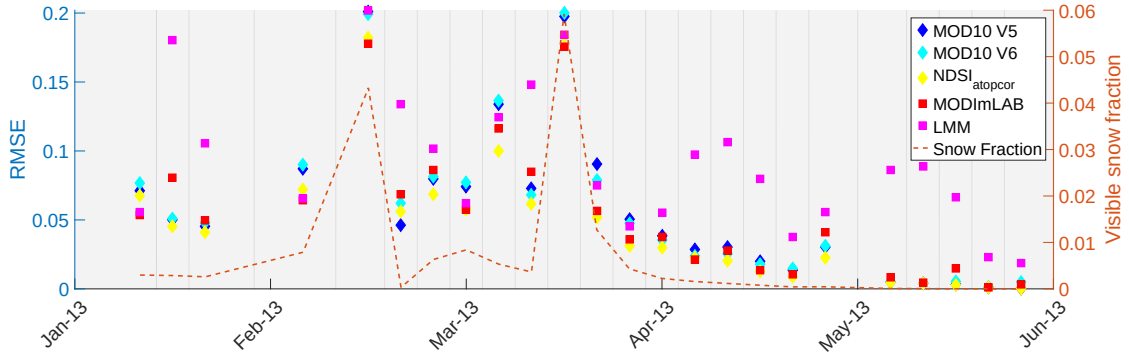
collections show markedly different results, especially over the first dates being compared. As regards the linear regression of the NDSI, it can be observed that $NDSI_{ATOPCOR}$ is more precise when using the same linear regression, which further confirms the importance of atmospheric and topographic correction. LMM_{pure} and MODImLAB presented similar results, in contrast to the results for binary metrics. LMM_{pure} was generally found to be less accurate than MODImLAB when the snow cover was low, and more accurate when the snow cover increased. However, the tendency of LMM_{pure} towards producing false positives, as previously demonstrated by its low precision, did not significantly affect its RMSE.



(**a**) Alps

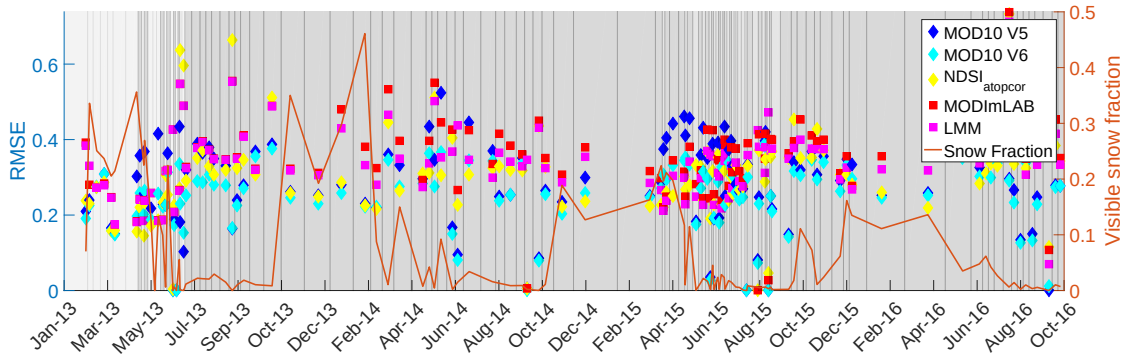


(**b**) Pyrenees

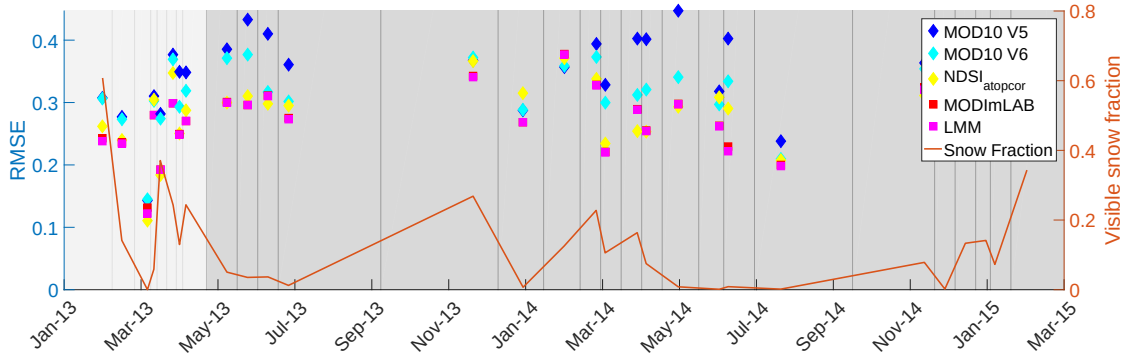


(**c**) Morocco

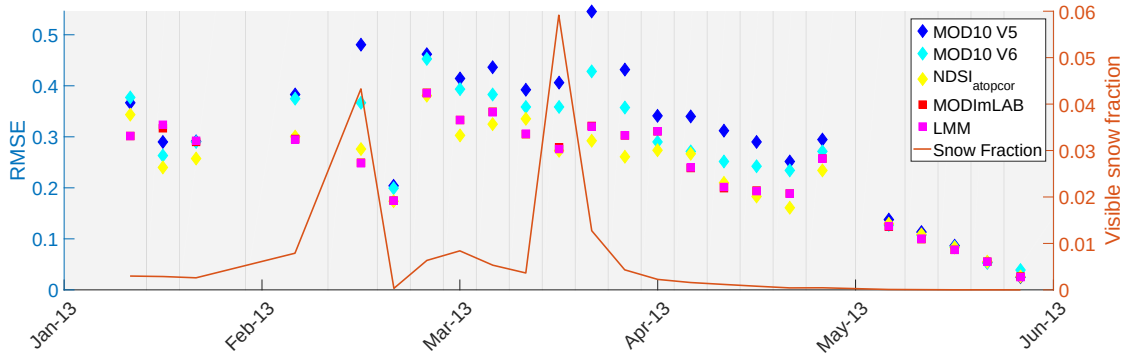
Figure 3. Root mean square error (RMSE) (markers) and total snow cover fraction (orange line) over all non-cloudy pixels over the Alps (**a**), Pyrenees (**b**), and Moroccan Atlas (**c**), as a function of all the available dates in each area. Square markers represent SU approaches and diamond-shaped markers represent NDSI approaches. The color of the background corresponds to the sensor used as reference. The lighter grey represents SPOT 4, the medium grey SPOT 5, and the darker grey LANDSAT-8.



(**a**) Alps



(**b**) Pyrenees



(**c**) Morocco

Figure 4. Total snow cover fraction (orange line) and RMSE (markers) for snow-covered and non-cloudy pixels only ($RMSE_{snow}$), over the Alps (**a**), Pyrenees (**b**), and Moroccan Atlas (**c**), as a function of all the available dates in each area. Square markers represent SU approaches and the diamond-shaped markers NDSI approaches. The color of the background corresponds to the sensor used as reference. The lighter grey represents SPOT 4, the medium grey SPOT 5, and the darker grey LANDSAT-8.

The correlation coefficient R between these time series and the corresponding global SCF for the area (orange line) is relatively high ($0.7 \leq R \leq 0.8$ depending on the approach). This correlation is to be expected due to the natural decrease in the number of pixel where large errors (i.e., with a high SCF) are possible in contrast with snow-free pixels, where low false positives are minimized by the RMSE.

$RMSE_{snow}$ (Figure 4a) shows the ability of the approach to reconstruct snow without being dependent on the global SCF. The mean results (Table 2) ranked the approaches in the same order as they did with RMSE, except for LMM_{pure}, which was almost on a level with MODImLAB (0.233 and

0.234, respectively). This shows how well SU approaches are able to reconstruct snow. C5 was generally less accurate than the other approaches.

The error distribution showing the difference between the products and the reference (not shown here) was centered on 0 for all products. However, for LMM, the variance was higher than for the other products. In the case of C5, the error distribution was slightly non-symmetrical towards negative values, indicating a high number of snow-covered surfaces detected as snow-free. This was the main difference between C5 and C6, which no longer had this peak of snow-covered surfaces being detected as snow-free. All the products showed minor peaks around +1, indicating snow-free pixels detected as being fully covered by snow.

In the Pyrenees, the results for the NDSI approaches ranked them in the same order, but with values of between 7 and 9 points behind the Alps. $NDSI_{ATOPCOR}$ was 3 points lower than other NDSI approaches, with a mean RMSE of 0.215 (Table 2). C6 and C5 were almost equal, with mean RMSEs of 0.246 and 0.244, respectively. For the SU approaches, MODImLAB and LMM_{pure} produced similar results (mean RMSEs of 0.207 and 0.211, respectively). These latest results are the most accurate for this region. The correlation between the RMSE and the global snow cover fraction was less obvious ($0.37 \leq R \leq 0.52$), with substantial errors on 13 April 2013 when a low amount of snow was detected, mainly due to a high cloud cover fraction, which masked snow in open areas.

For $RMSE_{snow}$ (Figure 4b), the ranking of the approaches was considerably heterogeneous. LMM_{pure} and MODImLAB had the most accurate results although it is at an RMSE of 0.280_{snow}, similar to the Alps.

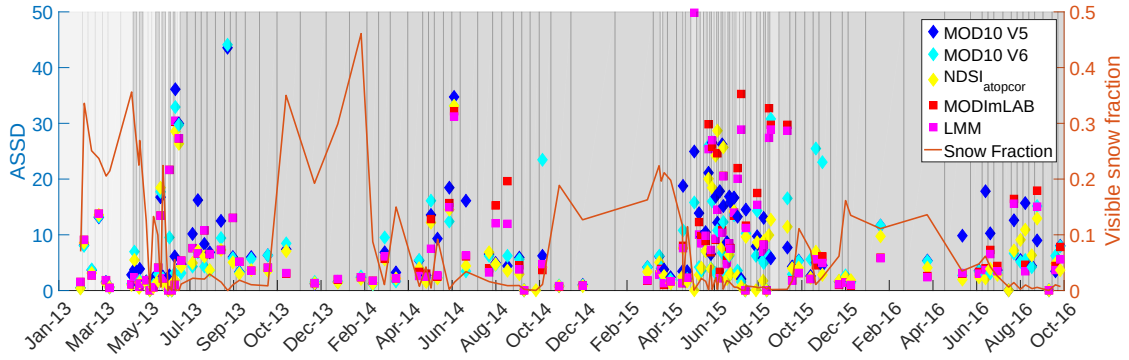
The error distribution showing the difference between the products and the reference (not shown here) was similar to that for the Alps, although with a higher variance and a slight shift towards positive values in the case of the NDSI approaches. The rest of the error distribution was the same as for the Alps, except for the peak value at +1, which was higher, probably influenced by the larger proportion of forested areas.

In the Moroccan Atlas, the very low global fraction of snow increased both the daily and mean differences between MODImLAB and LMM_{pure}, for which the mean RMSEs were 0.053 and 0.091, respectively. The two MOD10A1 approaches produced similar results, both having a mean RMSE of 0.057. $NDSI_{ATOPCOR}$ was the most accurate, with an RMSE of 0.047. The correlation between the RMSE and variations in the global snow cover fraction was high ($\geq$0.9) for all the approaches except LMM_{pure}, which showed significant and non-correlated variations in the April–June period. These very low RMSEs were directly related to the very low global SCF. The $RMSE_{snow}$ values were lower than for the Alps or Pyrenees, with a mean $RMSE_{snow}$ slightly higher than 0.20 for the most accurate approaches. The results reveal that the NDSI approaches have the advantages in this area, highlighting the difference between MOD10A1 Collections 5 and 6.

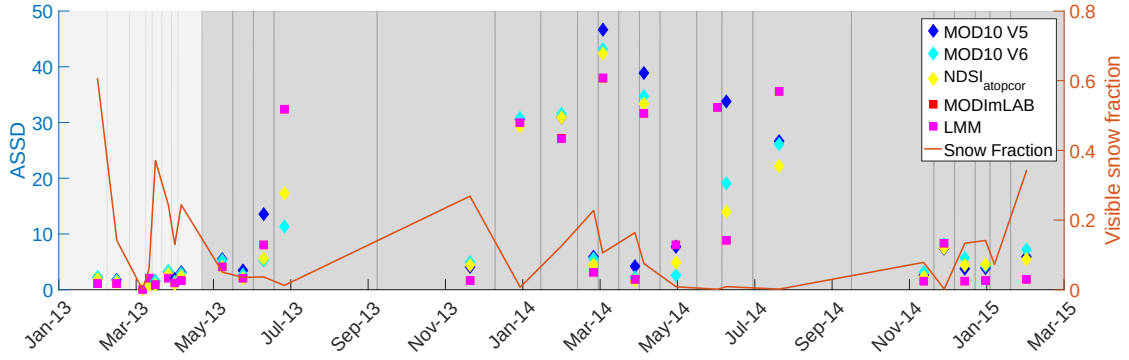
The error distribution showing the difference between the products and the reference (not shown here) was similar to that for the Alps, although with a lower variance for the NDSI approaches and a higher rate of small errors for the SU approaches. The rest of the observations were the same as for the Alps, with a clear improvement in the high false positive rate in C6 compared with C5.

5.3. Feature-Based Metrics

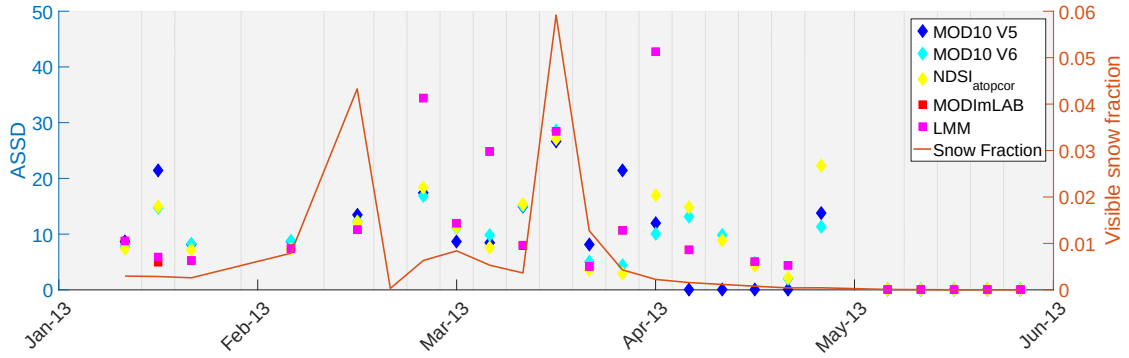
In the Alps, the ASSD (Figure 5) calculated for a snow line at 50% of snow cover fraction was more accurate for the products with a native spatial resolution of 250 m. The results for MODImLAB and LMM_{pure} were similar, though the latter are slightly more accurate than the former. Once again, C6 produced better results than C5. More generally, it can be observed that results became more divergent as the global SCF decreased.



(**a**) Alps



(**b**) Pyrenees



(**c**) Morocco

Figure 5. Average symmetric surface distance (ASSD) of the snow line at 50% threshold (markers) and global snow cover fraction (orange line) for the Alps (**a**), Pyrenees (**b**), and Moroccan Atlas (**c**) as a function of available dates in each area. The most recent dates could not be plotted for Morocco due to the SCA being too low. Square markers correspond to SU approaches and diamond-shaped markers to the NDSI approaches. The color of the background corresponds to the sensor used as reference. The lighter grey represents SPOT 4, the medium grey SPOT 5, and the darker grey LANDSAT-8.

In the Pyrenees, there was significant agreement between the different approaches, although the SU approaches still showed greater improvement. Increased ASSD values where there was low global SCA was less evident but nonetheless present.

In Morocco, the very low global SCF produced high ASSD values. The accuracy ranking of all approaches changed over the period. NDSI approaches are close, as they are for LMM_{pure} and MODImLAB. Later dates showed very significant ASSD values, which could not be represented on the graph.

5.4. Metrics at 500 m

Products at 500 m were obtained using the same method described for the reference in Figure 2. The results are not shown here due to the high similarity between these graphs and those at 250 m. The effect was found to be identical for all areas: while fractional and binary metrics showed a slight improvement (of around 1–5 points for RMSE, for example), there was no change in the methods' ranking. In conclusion, the pixel size used for the evaluation does not significantly influence the result. In particular, products at 500 m are not at a disadvantage compared to products at 250 m, except when it comes to the ASSD, for which the initial resolution is important.

5.5. Impact of Land Cover

The total snow cover area (SCA; i.e., the sum of the various snow fractions) for each land cover type (from the Corine Land Cover dataset) was computed and compared over the different dates in the Alps for the reference dataset and the different products. The following results are applicable to all the products (not shown here). On both natural grassland and bare rock, temporal variations in SCA were consistent. There were few differences, but the correlation coefficient was very high ($\geq$0.99), even though the difference between the two SCA values was significant, especially on bare rock. Conversely, on land containing coniferous forest or mixed forest, there were marked differences between the reference and the products (correlation coefficients of 0.80 and 0.87, respectively), especially for dates following snowfall. This might indicate the impact of snow on the canopy and reveals the limitations of the reference. In such cases, the product seems to provide a more realistic representation of these areas than the reference.

6. Discussion

The detection of snow cover extent still suffers from significant errors and difficulties, and difficulties. As shown in this study, the two main approaches (NDSI linear regression and SU) can result in various errors, with various limitations depending both on the main approach and on the detailed workflow.

NDSI approaches are very sensitive to the initial correction of reflectance data. These results suggest that the use of accurate topographic and atmospheric correction is effective in producing more accurate results than TOA reflectance. This is particularly apparent in the Alps data, but less obvious in the Pyrenees, and less significant in terms of gain in Morocco. They also show that the changes to radiance correction in the newer MOD10A1 collection have had a considerable influence on the results (improvements in the Alps and Morocco, less conclusive in the Pyrenees). However, it is crucial to note that all comparisons using NDSI approaches were carried out using the linear regression method described in [9], which was determined on TOA reflectance in a former data collection of the sensor. If this fit produces good results in this study, an update of the value of the linear regression could be considered in the future, but would require a larger number of high-resolution dates. This would appear to be an issue for the proposed product $NDSI_{ATOPCOR}$, as the global results for this product were more accurate, but snow estimation was less precise than it was with C6.

The SU approaches generally produced poorer results in terms of SCF estimation, and it would seem that there is need for some improvement. This being said, the results for the SU approaches were more stable over the season compared to C5 or C6. For MODImLAB, the necessity of applying a threshold (based on the NDSI value of the pixel) was demonstrated by the results obtained for LMM_{pure} (i.e., no thresholding). A high false positive rate was avoided by the use of a threshold, which improved the precision but decreased the recall. The effect on RMSE was minimal, since this metric minimizes small errors but can be an issue where there is sparse snow cover. The SU approaches were also limited by their design. Firstly, the computing time is higher, by about 2600 times, for an area like the Alps (7.17 s for SU versus 0.0027 s for NDSI). Secondly, in the case of MODImLAB/LMM_{pure}, the number of endmembers is constant, designed for New Zealand and allows three types of snow, ice,

and four other materials. This theoretically limits the results over Morocco, even though tests were carried out by manually adding a "sand" endmember to the process and did not improve the results.

More generally, the number of endmembers used in an SU product is limited to ensure the proper working of the algorithm. If too many endmembers are used, the results become less accurate. This has been tested by increasing the number of endmembers in the LMM products. In reality, the execution of the LMM through an FCLSU algorithm tries to include all endmembers defined in the abundance estimation of the pixel. This leads to greater numbers of errors as the number of endmembers increases. Recent alternative approaches using SU, like sparse regression [25], endmembers bundles [26–28], non-linear approaches [29], the perturbed linear mixing model [30], and the recent extended linear mixing model (ELMM) [31], are likely to improve the estimation of snow cover.

Typically, results and discussion focus on the global RMSE, used as the main efficiency criterion in previous studies [9,11,12]. These results show that the global RMSE is dependent on the global SCF, since errors on snow-free areas (i.e., false positives) are minimal, and do not significantly influence the global RMSE, or else can be suppressed using a threshold. The RMSE can be artificially decreased by extending the study area to include non-covered snow pixels. Conversely, for the RMSE on snow-covered surfaces (Figure 4), the SCF reconstruction errors are greater and relatively constant, allowing the limitations, and the performances, of the different approaches to be analyzed. In all cases, the goal of an RMSE of 10%, described as the objective of the NSIDC in [11], was rarely achieved, as the typical $RMSE_{snow}$ values were between 0.20 and 0.35. Using $RMSE_{snow}$ and ASSD metrics, compared with using RMSE alone, allowed the efficiency of the approaches to be better quantified. ASSD is also a great way of showing how the fusion process has improved snow line delimitation.

There were also considerable differences in the results found for the different areas. The ranking of the NDSI approaches in the Alps was as expected based on the complexity of the approach: the newer MOD10A1 collection was more accurate than the older one, and ATOPCOR correction outperformed both MOD10A1 collections. In the Pyrenees, these results were no longer as clear-cut, since the NDSI approaches were ranked more similarly, and often the approaches' ranking order was reversed. Various hypotheses in regard to these differences can be made, specifically pertaining to, for example, the validity of the linear regression or the much larger proportion of forested areas in the Pyrenees compared to the Alps (Figure 1). These forest areas call into question the validity both of the product and the reference, as the definition of snow cover in these areas is not obvious.

The validity of the reference is still the main problem to overcome, as there are great uncertainties and difficulties in assessing it. The comparison of the different land covers demonstrated that uncertainties are very significant in forested regions, a problem discussed at length in [15,23]. This study has confirmed once more that snow is generally underestimated in these areas, especially when snow is present on the canopy. Below the canopy, snow is no longer visible and reaches the general limitation of optic visible detection.A simple solution could be to mask all forested areas; however, even after masking out the forested areas, the RMSE would remain larger than 10% due to errors affecting bare rock areas. The latter errors can originate from two sources: (i) the inaccurate treatment of mixed pixels in the product and (ii) the inaccurate treatment of mixed pixels in the reference. The principle of the binary reference is to "cut" the NDSI value corresponding to a certain SCF (generally 40%) to classify areas as covered by snow or not. This value can lead to errors of up to 60% for snow. While the use of small pixels statistically decreases the problem of sparse snow and sparse intruder material, it seems that snow maps at 10 m are not sufficiently pure to allow for a proper comparison. In contrast to the study by [23], a careful evaluation of the relevant dates, especially after snowfall, suggests that the errors found in the references may be greater than those of an SU product. The major limitation is still the decision of whether or not to define a mixed area with trees or shrubs covered by snow as fully covered (snow on the ground) or partly covered (visible trees).

Another approach could consist in making a fractional reference, using unmixing such as in [15] or linear regression. The main constraint would be to assess the accuracy of this reference with, e.g., a very high spatial resolution like Pleiades. Preliminary results involving non-validated products seem to

show that the method used to produce the reference has an impact on the results. NDSI thresholding and NDSI linear regression require VIS and SWIR bands, which, despite being different for different satellites, have similar responses that can artificially advantage NDSI linear regression approaches. Similarly, an SU reference will use a certain number of main materials that are similar to the product, which can imply a certain similarity in the detection method and a bias in the results that cannot be quantified without the availability of a verified fractional reference. This potential bias will need to be taken into account and examined in future comparisons and assessments.

7. Conclusions

This paper presents a comparison of the two main approaches available for snow cover estimation (i.e., NDSI linear regression and linear SU), looking at five products, three using the NDSI approach ($NDSI_{ATOPCOR}$ and MOD10A1 C5 and C6) and two using SU (MODImLAB and LMM_{pure}). The assessment was carried out using high-resolution snow maps taken from the SPOT 4 and SPOT 5 Take 5 experiments and LANDSAT-8 data using the Let-it-Snow chain product. Areas of comparison were identified over the French Alps, the Pyrenees, and Morocco. Binary, fractional, and feature-based metrics were used to compare the different products with the reference maps.

These results show the significant improvements of the newer MOD10A1 Collection 6 compared to the older Collection 5. However, both products were generally outperformed when using the same linear regression method but applied to atmospheric- and topographic-corrected reflectance instead of TOA reflectance. Despite the need for a threshold on NDSI or SCF values, SU approaches were found to be reliable methods, especially when estimating snow cover fraction, the results of which tended to be more stable compared with the NDSI linear regression method. The comparison uses all the products as if they were processed for a global product, i.e., without local adaptation. The scores obtained for MODImLAB are not wider spread than the scores obtained for NDSI over the three areas of interest, covering three different types of mountains. This indicates that the SU approach, such as MODImLAB, could be applied over different mountain types without a greater decrease in accuracy than NDSI. This would suggest that SU approaches are not more dependent on local adjustment than NDSI-based calculations. Low snow cover fraction and false detection (usually removed by the use of a threshold) are currently the main limitations of these approaches, which are able to better represent the variety of snow cover fractions.

Forested areas are still one of the most problematic aspects when it comes to the remote sensing of snow. While the rate of errors was significant in these areas, it seems that a proportion of the errors were also produced by the reference. This reference, computed using an NDSI approach, which is one of the more accurate approaches currently available, did not perform so well in mixed areas, which creates uncertainty over the real RMSE values of the approaches tested.

Perspectives for snow detection by improving these two approaches are numerous. NDSI linear regression produced better results when used alongside atmospheric and topographic correction, although the linear regression was defined on TOA. If a large series of verified and very accurate ground truth data were to be established, a new linear regression model could be defined. For SU approaches, new developments in endmember estimation or spectral variability could improve the original results and reduce the need for a threshold to avoid false detection.

Acknowledgments: This work has been partly supported by a grant from Labex OSUG@2020 (Investissements d'avenir—ANR10 LABX56), from the Programme National de Télédétection Spatiale (PNTS), grant n. PNTS-2016-03, the ANRJCJC EBONI, the CNES Tosca program, the OPCC CLIM'PY Interreg Programme V-A Spain-France-Andorra (POCTEFA 2014-2020) and the ARC 3 program of the Region Rhone Alpes. We would also like to acknowledge the CNES for providing the original SPOT 4 and SPOT 5 Take 5 data, and Karl Rittger for his pertinent remarks.

Author Contributions: Théo Masson wrote the paper and conceived the methodology to assess the different product available. Marie Dumont provided guidance and support throughout the research process to develop the assessment, analyze the results and wrote the paper. Simon Gascoin processed the high resolution reference images for the three areas with the LIS algorithm. Pascal Sirguey provided MODImLAB. Simon Gascoin, Pascal Sirguey

and Jean-Pierre Dedieu provided advice on data analysis and pertinent analyze of the results. Marie Dumont, Mauro Dalla Mura and Jocelyn Chanussot supervised Théo Masson in the framework of his PhD and helped to discuss the results. All authors reviewed the manuscript.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Warren, S.G. Optical properties of snow. *Rev. Geophys.* **1982**, *20*, 67–89. [CrossRef]
2. Parajka, J.; Blöschl, G. Spatio-temporal combination of MODIS images–potential for snow cover mapping. *Water Resour. Res.* **2008**, *44*, doi:10.1029/2007WR006204. [CrossRef]
3. Barnes, W.L.; Pagano, T.S.; Salomonson, V.V. Prelaunch characteristics of the moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) on EOS-AM1. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1998**, *36*, 1088–1100. [CrossRef]
4. Justice, C.O.; Vermote, E.; Townshend, J.; Defries, R.; Roy, D.; Hall, D.; Salomonson, V.; Privette, J.; Riggs, G.; Strahler, A.; et al. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): Land remote sensing for global change research. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1998**, *36*, 1228–1249. [CrossRef]
5. Hall, D.K.; Riggs, G.A.; Salomonson, V.V. Development of methods for mapping global snow cover using moderate resolution imaging spectroradiometer data. *Remote Sens. Environ.* **1995**, *54*, 127–140. [CrossRef]
6. Hall, D.K.; Riggs, G.A.; Salomonson, V.V.; DiGirolamo, N.E.; Bayr, K.J. MODIS snow-cover products. *Remote Sens. Environ.* **2002**, *83*, 181–194. [CrossRef]
7. Dozier, J. Spectral signature of alpine snow cover from the Landsat Thematic Mapper. *Remote Sens. Environ.* **1989**, *28*, 9–22. [CrossRef]
8. Salomonson, V.; Appel, I. Estimating fractional snow cover from MODIS using the normalized difference snow index. *Remote Sens. Environ.* **2004**, *89*, 351–360. [CrossRef]
9. Salomonson, V.V.; Appel, I. Development of the Aqua MODIS NDSI fractional snow cover algorithm and validation results. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2006**, *44*, 1747–1756. [CrossRef]
10. Vikhamar, D.; Solberg, R. Snow-cover mapping in forests by constrained linear spectral unmixing of MODIS data. *Remote Sens. Environ.* **2003**, *88*, 309–323. [CrossRef]
11. Painter, T.H.; Rittger, K.; McKenzie, C.; Slaughter, P.; Davis, R.E.; Dozier, J. Retrieval of subpixel snow covered area, grain size, and albedo from MODIS. *Remote Sens. Environ.* **2009**, *113*, 868–879. [CrossRef]
12. Sirguey, P.; Mathieu, R.; Arnaud, Y. Subpixel monitoring of the seasonal snow cover with MODIS at 250 m spatial resolution in the Southern Alps of New Zealand: Methodology and accuracy assessment. *Remote Sens. Environ.* **2009**, *113*, 160–181. [CrossRef]
13. Bioucas-Dias, J.; Plaza, A.; Dobigeon, N.; Parente, M.; Du, Q.; Gader, P.; Chanussot, J. Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2012**, *5*, 354–379. [CrossRef]
14. Hapke, B. *Theory of Reflectance and Emittance Spectroscopy*; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2012.
15. Rittger, K.; Painter, T.; Dozier, J. Assessment of methods for mapping snow cover from MODIS. *Adv. Water Resour.* **2013**, *51*, 367–380. [CrossRef]
16. Sirguey, P.; Mathieu, R.; Arnaud, Y.; Khan, M.; Chanussot, J. Improving MODIS spatial resolution for snow mapping using wavelet fusion and ARSIS concept. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2008**, *5*, 78–82. [CrossRef]
17. Ranchin, T.; Wald, L. Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **2000**, *66*, 49–61.
18. Nolin, A.; Liang, S. Progress in bidirectional reflectance modeling and applications for surface particulate media: Snow and soils. *Remote Sens. Rev.* **2000**, *18*, 307–342. [CrossRef]
19. Riggs, G.A.; Hall, D.K.; Román, M.O. Overview of NASA's MODIS and VIIRS Snow-Cover Earth System Data Records. *Earth Syst. Sci. Data Discuss.* **2017**, *2017*, 1–30. [CrossRef]
20. Feranec, J.; Soukup, T.; Hazeu, G.; Jaffrain, G. *European Landscape Dynamics: CORINE Land Cover Data*; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2016.
21. Channan, S.; Collins, K.; Emanuel, W. *Global Mosaics of the Standard MODIS Land Cover Type Data*; University of Maryland and the Pacific Northwest National Laboratory: College Park, MD, USA, 2014; Volume 30.
22. Dong, J.; Peters-Lidard, C. On the relationship between temperature and MODIS snow cover retrieval errors in the Western US. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2010**, *3*, 132–140. [CrossRef]

23. Gascoin, S.; Hagolle, O.; Huc, M.; Jarlan, L.; Dejoux, J.F.; Szczypta, C.; Marti, R.; Sánchez, R. A snow cover climatology for the Pyrenees from MODIS snow products. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2015**, *19*, 2337. [CrossRef]
24. Heimann, T.; Van Ginneken, B.; Styner, M.; Arzhaeva, Y.; Aurich, V.; Bauer, C.; Beck, A.; Becker, C.; Beichel, R.; Bekes, G.; et al. Comparison and evaluation of methods for liver segmentation from CT datasets. *IEEE Trans. Med. Imaging* **2009**, *28*, 1251–1265. [CrossRef]
25. Iordache, M.D.; Plaza, A.; Bioucas-Dias, J. On the use of spectral libraries to perform sparse unmixing of hyperspectral data. In Proceedings of the 2010 2nd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, Reykjavik, Iceland, 14–16 June 2010; pp. 1–4.
26. Somers, B.; Zortea, M.; Plaza, A.; Asner, G.P. Automated extraction of image-based endmember bundles for improved spectral unmixing. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2012**, *5*, 396–408. [CrossRef]
27. Zare, A.; Ho, K. Endmember variability in hyperspectral analysis: Addressing spectral variability during spectral unmixing. *IEEE Signal Process. Mag.* **2014**, *31*, 95–104. [CrossRef]
28. Jin, J.; Wang, B.; Zhang, L. A novel approach based on fisher discriminant null space for decomposition of mixed pixels in hyperspectral imagery. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2010**, *7*, 699–703. [CrossRef]
29. Heylen, R.; Burazerovic, D.; Scheunders, P. Non-linear spectral unmixing by geodesic simplex volume maximization. *IEEE J. Sel. Top. Signal Proc.* **2011**, *5*, 534–542. [CrossRef]
30. Thouvenin, P.A.; Dobigeon, N.; Tourneret, J.Y. Hyperspectral unmixing with spectral variability using a perturbed linear mixing model. *IEEE Trans. Signal Proc.* **2016**, *64*, 525–538. [CrossRef]
31. Drumetz, L.; Henrot, S.; Veganzones, M.A.; Chanussot, J.; Jutten, C. Blind hyperspectral unmixing using an Extended Linear Mixing Model to address spectral variability. In Proceedings of the 7th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS 2015), Tokyo, Japan, 2–5 June 2015.

© 2018 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

A.2 PDF du papier "Snow cover estimation from image time series based on spectral unmixing"

Snow cover estimation from image time series based on spectral unmixing

Théo Masson, *Student Member, IEEE,* Mauro Dalla Mura, *Senior Member, IEEE,* Marie Dumont, and Jocelyn Chanussot, *Fellow, IEEE*

***Abstract*—A method based on spectral unmixing for snow cover estimation from a time series of optical images is proposed in this letter. Specifically, we have developed an endmember estimation procedure that exploits the temporal continuity of a scene. Consecutive dates are jointly processed for a more precise description of background materials improving the estimation of a fractional snow cover map. The proposed workflow relies on up to three consecutive acquisitions over the same area to extract an appropriate set of background spectra to be considered as endmembers. In greater details, multiple sets of endmembers are extracted from different images in the time series by a geometrical automated endmember extraction algorithm and the most relevant one is selected in terms of reconstruction error. Snow cover maps are then estimated by spectral unmixing considering as endmembers the snow spectra coming from a spectral library and those associated to the background materials as estimated by the proposed procedure. The proposed technique is quantitatively validated considering MODIS Terra data over the French Alps and Moroccan High Atlas image time series and comparing the estimated snow cover maps with high resolution reference data. The experiment clearly demonstrates the effectiveness of the generated set of endmembers using three different approaches of abundance estimation.**

***Index Terms*—Endmember estimation, Time Series, Remote sensing, Spectral Unmixing, Snow cover estimation**

I. Introduction

SNOW cover maps are an important product for many applications ranging from meteorological forecast to hydraulic power prediction. Spectra of snow have peculiar features such as a high reflectance in the visible and a low reflectance in the near infrared domains. For this reason, multispectral satellites are typically suitable data providers for snow cover detection algorithms. Snow has the particularity to cover other materials. When it does not fully cover a pixel footprint, the sensor acquires reflectance corresponding to a macroscopic mixture of materials. This is particularly the case for medium spatial resolution acquisitions like those obtained by the Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensor (spatial resolution of 250 to 1000 m). In this scenario, the Linear Mixing Model (LMM) and particularly Spectral Unmixing (SU) can be used in order to extract the snow cover area from a scene with a subpixel precision. SU requires the reflectance of the observed objects to be sampled in several spectral bands in order to have a sufficient spectral diversity for retrieving the sources of the mixture (i.e., spectra of "pure materials" also called endmembers) and their abundance. The definition of a suitable set of endmembers is one of the main challenges of SU since the quality of the final result is directly related to this.

Classical snow cover approaches based upon SU such as [1] and [2] consider a predefined set of spectra as endmembers, which could be retrieved from on-ground acquisitions or generated from theoretical models like the Mie theory for snow endmembers [1]. Using such spectral libraries is convenient since each spectrum is associated to a specific material. Nevertheless, spectra belonging to a predefined library can significantly differ from those found in an image even if no mixture occurs. This difference could come from the intrinsic variability of natural materials and their evolution as for growing vegetation or snow with different micro-structures. Furthermore, the spectra in a predefined library are actually related to specific samples of materials at a given state of their possible evolution.

This limitation could be addressed by considering a set of endmembers extracted from an image scene at a given acquisition [3]. In this case there might be no clear correspondence between the spectra considered as endmembers and materials (e.g., a mixture of spectra belonging to different materials could be considered as an endmember), even if we have the set adapted to a scene. A possible solution introduced in [4] can be to build a spectral library from endmembers corresponding to background materials. This is done by masking the part of interest in the image, here the snow, with a rough estimation. These endmembers do not correspond to the target material, consequently they might not necessarily correspond to the spectrum of some particular materials as long as they well represent the background spectra according to the LMM. This background library is then combined with reference spectra of the material of interest (i.e., snow in this work). The advantage of this approach is to have a set of endmembers that is adapted to a scene and, in the case of a time series, to be able to follow the temporal evolution of the materials.

The estimation of these endmembers can be done through an Automated Endmember Extraction (AEE) technique and a popular instance is the Vertex Component Analysis (VCA) algorithm [5]. This algorithm is a geometrical AEE approach [6] and considers the presence of pure pixels in the image. This

T. Masson, M. Dalla Mura and J. Chanussot are with Institute of Engineering, Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, GIPSA-lab, 38000 Grenoble, France

M. Dumont is with Météo-France-CNRS, CNRM/CEN, UMR 3589, Saint Martin d'Hères, France

Manuscript received April 19, 2005; revised August 26, 2015.

This work has been partly supported by a grant from Labex OSUG@2020 (Investissements d'avenir ANR10 LABX56), from the Programme National de Télédétection Spatiale (PNTS), grant n. PNTS-2016-03, from the ARC 3 program of the Region Rhone Alpes, by the French national program LEFE/INSU and by ANR JCJC EBONI grant.

assumption holds in general that materials could cover more than the spatial resolution of the sensor, which is relevant with the general classes that are searched (i.e., vegetation, rocks, snow ...) at a medium spatial resolution. However, a limitation of many geometrical AEE techniques is that they rely on a random initialization. This leads to different sets of estimated endmembers if the algorithm is run multiple times [7]. In this scenario it is necessary to select which one of these estimated sets is the most appropriate for the problem at hand.

This letter proposes to automatically select a proper set of endmember between the different one that can be estimated with VCA. The approach exploits the availability of time series assuming that the temporal evolution of background materials is low. Consequently a set extracted on the acquisition of interest can also be relevant for images of some previous days.

An algorithm is proposed in order to estimate a set of endmembers suitable for estimating the snow cover taking advantage of the time series. The first part of the workflow extracts several sets of endmembers corresponding to background materials on the scene and date of interest with VCA. Their relevance is evaluated on this image and also on the same scene belonging to previous temporally close acquisitions in order to assess their robustness. The result allows to isolate an appropriate set of background endmembers for the dedicated scene and date. Once this set of endmembers is estimated, a spectral library is created by adding the reference spectra of the materials of interest (here snow). The abundance estimation is made using different approaches in order to assess the impact of the set of endmembers with these different algorithms. The proposed technique is tested for snow detection on two MODIS time series data (7 fused bands at 250 m with revisit time of 1 day) acquired on the French Alps and on the High Atlas in Morocco, respectively.

The remainder of this letter is as follows: in Section 2 SU is recalled with the limitation of the actual approach for endmember estimation and the different abundance estimation algorithms. Section 3 is dedicated to present the proposed approach for the estimation of the endmembers in an image time series. Section 4 presents the test site and the obtained results. Concluding remarks are drawn in Section 5.

II. Spectral Unmixing

A. Theoretical Background

In linear SU, the spectral signature of a pixel is modeled as a linear combination of the spectra of pure materials, called endmembers, supposedly contained in the pixel. This is the so-called LMM [6]. The linearity of the model assumes that solar radiation is reflected on the surface by only one material and that the mixture is macroscopic. Considering a scene composed of P pixels and $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, ..., \mathbf{e}_m]$ as the set of spectral signatures of m endmembers, where each $\mathbf{e}_i \in \mathbb{R}^q$ is a q-dimensional vector (i.e., q spectral bands). Then, the LMM states that the signature $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^q$ of a pixel $p \in P$ is defined as:

$$\mathbf{r}_p = \sum_{i=1}^{m} \mathbf{e}_i \phi_{i,p} + \mathbf{n}_p \tag{1}$$

where $\boldsymbol{\phi}_p = [\phi_{1_p}, \phi_{2_p}, \ldots, \phi_{m_p}]$ is the m-dimensional vector of fractional per-pixel abundances and $\mathbf{n}$ is an independent additive noise component. SU refers to the estimation of the endmembers and corresponding abundances. We consider in this work an approach relying on the sequential estimation of endmembers and abundances.

B. Endmember estimation

Endmembers can be obtained from pre-existing spectral libraries or estimated directly from the scene with an AEE algorithm. Several approaches have been proposed in the literature as summarized in [6]. The so called geometrical approaches rely on the fact that the endmembers are the vertices of a simplex under the FCLSU model. In this work we consider the VCA algorithm [5] since it is an effective and widely used endmember induction algorithm. Due to the stochastic initialization and the low spectral resolution of the considered image (7 bands), multiple runs of VCA can converge to different solutions, leading to different sets of endmembers. To demonstrate this fact, we show three different realizations of a set of 6 endmembers obtained with VCA. Fig. 1 (a-c) shows that the six estimated endmembers are different in each realization and finding a clear match between them and those in the spectral library is not possible.

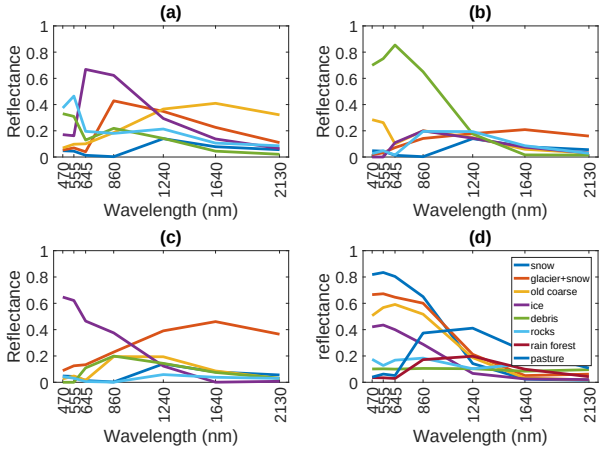


Fig. 1. Three different sets of endmembers obtained with VCA (a-c) over the same area of the Alps on April 25 2013. In (d) the spectral library $\mathbf{E}_t$ (see Sec.4) defined in [2].

C. Abundance estimation

The retrieval of the fractional abundance of each endmember in a pixel can be modeled as an inversion problem as follows:

$$\hat{\boldsymbol{\phi}}_p = \arg\min_{\boldsymbol{\phi}_p} \|\mathbf{r}_p - \sum_{i=1}^{m} \mathbf{e}_i \phi_{i,p}\|_2, \tag{2}$$

where $\|\cdot\|_2$ denotes the ℓ_2 norm. Typically, some physical constraints are added to the LMM. The Abundance Non-negative Constraint (ANC), $\phi_i \geq 0, \forall i$, and the Abundance Sum-to-one Constraint (ASC), $\sum_{i=1}^{m} \phi_i = 1$ leads to the so called Full Constrained Least Square Unmixing (FCLSU).

An evolution of this approach considers sparse regression [8] which fits the data with a sparse linear mixture of endmembers. This is done by adding a term of sparsity $\lambda\|\boldsymbol{\phi}_p\|_1$ where

$\|\cdot\|_1$ denote the ℓ_1 norm and $\lambda \geq 0$ controls the importance of the sparsity term. With the ANC and ASC we refer to this as Sparse FCLSU (SFCLSU in the following). This is particularly relevant when considering a large spectral library.

More recently, several works have focused on the spectral variability of the endmembers [9], [10]. In this work, the Extended Linear Mixing Model (ELMM) is considered, which assumes that spectral variability is due to a scaling of some known endmembers. This is particularly interesting for this application since scaling factors can be associated to non flat topography (i.e., mountain regions).

The quality of the result depend on the quality of the abundance estimation but also on the quality, variable as is has been shown, of the set of endmembers.

III. Proposed approach for background endmember estimation

The proposed approach for extracting a suitable set of endmembers composed of pure spectra of the background materials is based on the use of a time series of N acquisitions $t_1, t_2, \ldots, t_N$ of the same scene. As shown previously, each realization of VCA leads to a new set of endmembers. Running several times VCA lead to multiple set of endmembers from which the most relevant can be extracted.
To isolate such appropriate set of endmembers, the hypothesis is made that the scene slowly evolves with respect to the temporal frequency of the time series acquisitions. It means that between n subsequent images in a time series, background materials should not change much.

The estimation of the background materials relies on masks. The first one is a target material or in this case snow mask M_s. This is necessary to avoid the selection of a pixel with snow as a background endmember. The second mask M_c is a cloud mask to avoid considering cloudy areas. The final mask M is the union of these two masks over the different dates $M = \cup_{l=j-n}^{j}(M_{c,l} \cup M_{s,l})$. The endmember estimation is done in the area composed of Q pixels which is not masked ($\overline{M}$) on the image I acquired at the date t_j to ensure that they correspond to the date of interest. n has to be carefully chosen to validate the hypothesis of temporal reliability and that $\overline{M}$ is not empty.

A set of endmembers $\mathbf{E}_k$ is then estimated on I_{t_j} and in $\overline{M}$. In order to select the relevant set of endmembers, an abundance estimation with SFCLSU is applied to the images $I_{t_j,t_{j-1},\cdots,t_{j-n}}$ in $\overline{M}$. The reconstruction error $R(I, \mathbf{E}_k, \overline{M})$ is computed on the n dates where

$$R(I_{t_j}, \mathbf{E}_k, \overline{M}) = \sqrt{\sum_{q=1}^{Q}(r_p^j - \sum_{i=1}^{m} \mathbf{e}_i \phi_{i,p}^j)^2} \quad (3)$$

and summed over the n dates to have the value $R_{sum} = \sum_{l=j-n}^{j} R(I_{t_l}, \mathbf{E}_k, \overline{M})$. The sequence of endmembers extraction, SU and computation of the reconstruction error is iterated K times and the set of endmembers $\mathbf{E}_m$ corresponding to the minimal R_{sum} is kept. This is summarized in Algorithm 1.

Algorithm 1 Algorithm for endmember estimation based on n previous acquisitions

Data $I_{t_j,t_{j-1},\cdots,t_{j-n}}$
$M = \cup_{l=j-n}^{j}(M_{c,l} \cup M_{s,l})$
for $k \leftarrow 1, K$ **do**
  Estimate $\mathbf{E}_k$ on pixels in $\overline{M}$ on I_{t_j} with VCA
  for $l \leftarrow j-n, j$ **do**
    $R(I_{t_l}, \mathbf{E}_k, \overline{M})$ on pixels in $\overline{M}$
  end for
  $R_{sum} = \sum_{l=j-n}^{j} R(I_{t_l}, \mathbf{E}_k, \overline{M})$
  if $R_{sum} < R_{min}$ **then**
    $R_{min} \longleftarrow R_{sum}$
    $\mathbf{E}_m \longleftarrow \mathbf{E}_k$
  end if
end for

The set leading to the minimum reconstruction error is considered as the pertinent solution for background endmember. As we are not interested in the semantics behind these endmembers, the knowledge of the corresponding real material is not needed since the interest is to have the lowest reconstruction error in the background. It is then necessary to add snow spectra to complete the set of endmembers and exploit it for abundance estimation over I_{t_j}.

IV. Experimental results

A. Data sets

The first data set is composed of 30 validation dates over a 100 km by 80 km zone (400 × 320 pixels at 250 m of resolution) near Grenoble in the French Alps. The second is composed of 24 validation dates acquired on the High Atlas in Morocco. The images correspond to an area of 84.75 km by 89.75 km with less than 5% of snow on average in all the validation dates. These scenes were acquired by MODIS Terra with an atmospheric and topographic correction, a fusion step leading to seven spectral bands at 250 m [11] and a return time of one day. This return time and the cloud cover lead to use $n = 2$ as a maximum value.

The M_s^j mask is generated with the methodology of [2]. In greater details, SU is used and a threshold is applied after the abundance estimation with the normalized difference snow index (NDSI). Every pixel with a NDSI< -0.2 is considered as free of snow (the reader can refer to [2] for additional information). The cloud mask $M_{c,j}$ come from the MODIS product chain MOD35L2.

The endmember estimation use 100 iteration and the snow endmembers from the library set (Fig. 1 d) to produce the set of endmembers $\mathbf{E}_m$. For an accurate comparison, the experiment add a library set of endmembers $\mathbf{E}_t$ (i.e., 8 endmembers including 4 of snow and 4 for background) currently used in [12] (Fig. 1 (d)) which shows accurate results for snow cover estimation through SU [13].

For the abundance estimation, FCLSU, SFCLSU (SUnSAL (Sparse Unmixing by variable Splitting and Augmented Lagrangian) [14] algorithm with $\lambda = 0.01$ from experiments),

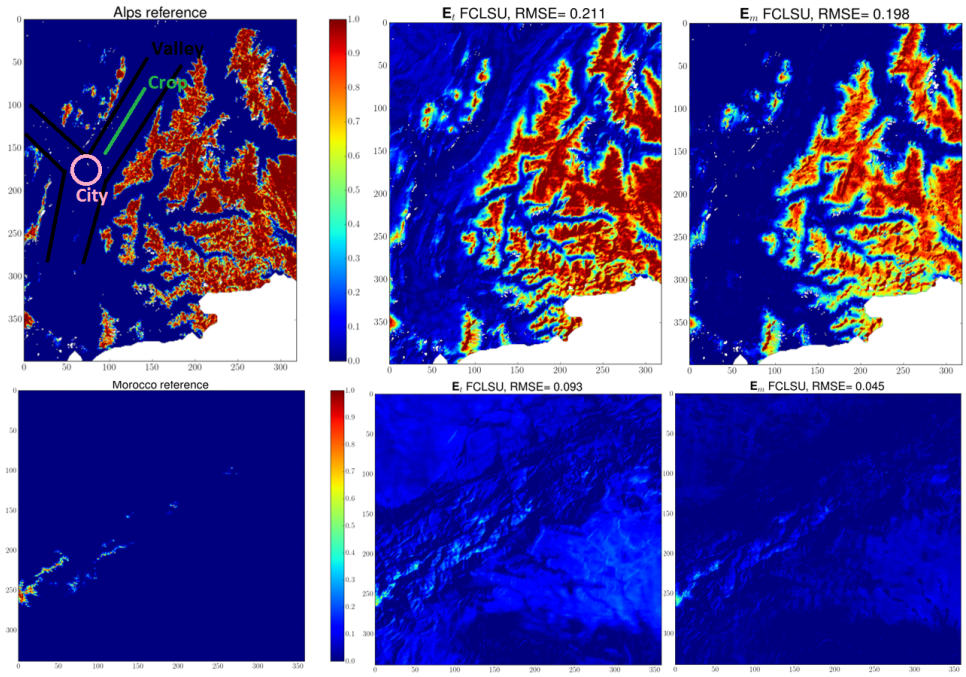


Fig. 2. Reference snow maps for the image acquired on April 25 2013 over the Alps and the 26 April 2013 over Morocco. Abundance snow maps and corresponding RMSE which result from the FCLSU abundance estimation with a library $\mathbf{E}_t$ and $\mathbf{E}_m$ from the proposed approach. Cloud pixels are in white.

and the ELMM approaches (tightness parameter at 0.5 from experiments and spatial regularization disabled) are used. The comparison is made over the sum of the abundances of snow endmember leading to the Snow Cover Fraction (SCF, fraction of snow in a pixel).

Reference data for comparison are available through acquisition from SPOT 4 (20 m ground spatial resolution) and SPOT 5 Take-5 (10 m) missions and Landsat-8 (30 m). Binary snow products are made using the "Let-it-Snow" algorithm [1] and based on the Normalize Difference Snow Index [15]. These high resolution snow maps are then degraded spatially to produce snow cover fraction at 250 m matching the MODIS spatial resolution as in [13]. Binary snow maps obtained from higher spatial resolution images are used for validation due to the current unavailability of certified snow fractional cover products.

B. Results

2013 April 25$^{\text{th}}$ results for the FCLSU abundance estimation over the Alps is presented in Fig. 2. It show the improvement made with $\mathbf{E}_m$, especially by reducing the number of false positive in the valley. In Morocco the number of false positive detection is important for $\mathbf{E}_t$ as sand is not comprised in this library (even if adding the spectra of sand to the set does not improve the result [13]). In this case, a snow endmember is used in FCLSU and SFCLSU to complete the spectral response of a pixel and respect the ASC constrain. The estimation of the endmembers over the area leads to a large improvement with $\mathbf{E}_m$ even if false positive detection are still present. These false positives are almost suppressed in some validation dates of the data set.

Table I shows that when a series of three dates is considered, the mean RMSE of SCF decreases for each abundance estimation with $\mathbf{E}_m$ compared to $\mathbf{E}_t$.
Between the abundance estimation methods, the sparsity do not improve the results with the $\mathbf{E}_t$. However when considering $\mathbf{E}_m$, with two more endmembers than in $\mathbf{E}_t$, sparsity have an impact on the results in the Alps. The ELMM method improves the results with $\mathbf{E}_t$ but shows less differences with $\mathbf{E}_m$ than for SFCLSU. With these three abundance estimations the set calculated using three consecutive dates improves the mean RMSE for both areas.

TABLE I
MEAN RMSE BETWEEN THE SNOW COVER REFERENCE AND THE ESTIMATED SNOW COVER OVER THE TWO AREAS FOR 15 VALIDATION DATES WITH $n = 2$ FOR $\mathbf{E}_m$ AND $\mathbf{E}_t$ FROM [2].

	French Alps	High Atlas
$\mathbf{E}_t$ FCLSU	0.159 ± 0.048	0.099 ± 0.050
$\mathbf{E}_m$ FCLSU	0.147 ± 0.072	0.069 ± 0.057
$\mathbf{E}_t$ SFCLSU	0.159 ± 0.047	0.099 ± 0.050
$\mathbf{E}_m$ SFCLSU	0.136 ± 0.072	0.069 ± 0.057
$\mathbf{E}_t$ ELMM	0.151 ± 0.052	0.072 ± 0.048
$\mathbf{E}_m$ ELMM	0.142 ± 0.063	0.072 ± 0.057

The impact of the proposed method in extracting a relevant set of endmembers can be outlined with a comparison of the results obtained by all the set of endmembers extracted by VCA during the different iterations in the inner loop of the algorithm (step 4) when they are used to estimate the snow cover. In these cases a high variability of the results is present.

[1] http://tully.ups-tlse.fr/grizonnet/let-it-snow/tags

For example, the different sets of endmember extracted on the image of April 24 2015 lead to a RMSE between 0.214 and 0.358 with a mean at 0.333. $\mathbf{E}_m$ lead to a RMSE of 0.215 which is very close to the minimum value that can be obtain. More generally over the 15 validation dates with $n = 2$, the mean standard deviation considering all runs is 0.11. In ten cases the proposed approach extracted the set of background endmembers leading to the minimum RMSE or very close of this one (RMSE less than 0.01 point more than the best set of background endmembers extracted). In 4 cases it is not the most accurate but better than the average RMSE of the different $\mathbf{E}_k$. $\mathbf{E}_m$ still have a lower RMSE than $\mathbf{E}_t$. Finally in one date $\mathbf{E}_m$ lead to the higher RMSE value of the $\mathbf{E}_k$. This case was deeply studied and the reason is still unknown.

These results are strongly correlated with the number of dates used for the reconstruction error. The experiments shows that the reconstruction error over a unique or two consecutive dates is not relevant with the same or higher RMSE compared with the library. The use of several dates is necessary, in the limit of keeping a relative temporal consistency of the scene. In the studied case it is difficult to use more than three dates due to cloud cover. Results have not improved with $n > 2$ considering a longer time series over the high Atlas (not shown here). In the same way the necessity of carefully masking the snow is necessary, to avoid masking all the area and not be able to estimate any $\mathbf{E}$. This difficulty of the one date estimation is also outlined by the last experiment. Instead of using separately the three dates, the endmember estimation and the reconstruction error are done over the concatenation of these three consecutive dates which should lead to a comparable configuration of the one proposed in term of number of pixels used. The results of the estimation do not lead to an improvement of the RMSE as shown with the proposed approach.

V. Conclusion

In this letter we presented a strategy for endmember estimation exploiting the temporal continuity of the scene to select an appropriate set of background materials and improve the detection of snow. Based on the reconstruction error in consecutive dates, the method allows the determination of a set of endmembers which takes into account the global temporal evolution of a scene. Results showed in section IV-B that the strategy lead to adapt the set of endmembers to the natural temporal evolution of the environment. These results shows that FCLSU and SFCLSU abundance estimation approaches are highly sensitive to the quality of the set of endmembers. Especially the generated set will reduce the number of false detection of snow and improve generally the snow pixel fraction accuracy. The ELMM approach is less sensitive to the quality of the set by natively adapting this set to take into account the spectral variability. This approach is also an opportunity to adapt the set of endmember to areas where libraries are not available. In Morocco, the library is not fully adapted to the High Atlas, which lead to a greater improvement made with the proposed construction of a set of endmembers.

Finally, the main limitation of the proposed approach comes from the cloud cover and the general availability of consecutive acquisitions. In this experiment we use MODIS, which allows 1-day return time for the studied areas. In case of high spatial resolution acquisition (like Sentinel-2), the return time of 5 days can be too high for considering the temporal continuity of the scene, especially for snow monitoring. If it was only tested on snow, the field of application can probably be extended to other earth monitoring subjects if a target material or object is surrounded by a changing environment.

References

[1] T.H. Painter, K. Rittger, C. McKenzie, P. Slaughter, R.E. Davis, and J. Dozier, "Retrieval of subpixel snow covered area, grain size, and albedo from modis," *Remote Sensing of Environment*, vol. 113, no. 4, pp. 868–879, 2009.

[2] P. Sirguey, R. Mathieu, and Y. Arnaud, "Subpixel monitoring of the seasonal snow cover with MODIS at 250 m spatial resolution in the Southern Alps of New Zealand: Methodology and accuracy assessment," *Remote Sensing of Environment*, vol. 113, no. 1, pp. 160–181, 2009.

[3] M.A. Veganzones, M. Dalla Mura, M. Dumont, I. Zin, and J. Chanussot, "Improved subpixel monitoring of seasonal snow cover: a case study in the Alps," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International*. IEEE, 2014, pp. 3976–3979.

[4] T. Masson, M. Dalla Mura, M. Dumont, P. Sirguey, M.A. Veganzones, J. Chanussot, and J.-P. Dedieu, "Snow cover estimation based on spectral unmixing," in *Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2016 IEEE International*. IEEE, 2016.

[5] J.M.P. Nascimento and J.M. Bioucas Dias, "Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 43, no. 4, pp. 898–910, 2005.

[6] J.M. Bioucas-Dias, A. Plaza, N. Dobigeon, M. Parente, Q. Du, P. Gader, and J. Chanussot, "Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches," *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, vol. 5, no. 2, pp. 354–379, 2012.

[7] T. Masson, M. Dalla Mura, M. Dumont, and J. Chanussot, "Using time series to improve endmembers estimation on multispectral images for snow monitoring," in *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2017)*, 2017.

[8] M.-D. Iordache, A. Plaza, and J. Bioucas-Dias, "On the use of spectral libraries to perform sparse unmixing of hyperspectral data," in *2010 2nd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*. IEEE, 2010, pp. 1–4.

[9] R. Heylen, D. Burazerovic, and P. Scheunders, "Non-linear spectral unmixing by geodesic simplex volume maximization," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 5, no. 3, pp. 534–542, 2011.

[10] L. Drumetz, M.-A. Veganzones, S. Henrot, R. Phlypo, J. Chanussot, and C. Jutten, "Blind hyperspectral unmixing using an extended linear mixing model to address spectral variability," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 25, no. 8, pp. 3890–3905, 2016.

[11] P. Sirguey, R. Mathieu, Y. Arnaud, M.M. Khan, and J. Chanussot, "Improving MODIS spatial resolution for snow mapping using wavelet fusion and arsis concept," *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, vol. 5, no. 1, pp. 78–82, 2008.

[12] P. Sirguey and Jean B., *Monitoring Snow Cover and Modelling Catchment Discharge With Remote Sensing in the Upper Waitaki Basin, New Zealand*, Ph.D. thesis, University of Otago, 2010.

[13] Théo Masson, Marie Dumont, Mauro Dalla Mura, Pascal Sirguey, Simon Gascoin, Jean-Pierre Dedieu, and Jocelyn Chanussot, "An assessment of existing methodologies to retrieve snow cover fraction from modis data," *Remote Sensing*, vol. 10, no. 4, pp. 619, 2018.

[14] J.M. Bioucas-Dias and M.AT. Figueiredo, "Alternating direction algorithms for constrained sparse regression: Application to hyperspectral unmixing," in *2010 2nd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*. IEEE, 2010, pp. 1–4.

[15] J. Dozier, "Spectral signature of alpine snow cover from the landsat thematic mapper," *Remote sensing of environment*, vol. 28, pp. 9–22, 1989.