Assimilation de réflectances satellitaires du domaine visible et proche infrarouge dans un modèle détaillé de manteau neigeux

Luc Charrois

▶ **To cite this version:**

Luc Charrois. Assimilation de réflectances satellitaires du domaine visible et proche infrarouge dans un modèle détaillé de manteau neigeux. Sciences de la Terre. Université Grenoble Alpes, 2017. Français. NNT : 2017GREAU001 . tel-01492360v2

HAL Id: tel-01492360

https://theses.hal.science/tel-01492360v2

Submitted on 11 Jan 2018

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 : **Sciences de la Terre, de l'Univers et de l'Environnement**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Luc CHARROIS

Thèse dirigée par **Emmanuel COSME**
et codirigée par **Marie DUMONT**

préparée au sein de
Météo-France/CNRS, CNRM, Centre d'Etudes de la Neige
l'Institut des Géosciences de l'Environnement
et de l'école doctorale **Terre, Univers, Environnement**

Assimilation de réflectances satellitaires du domaine visible et proche infrarouge dans un modèle détaillé de manteau neigeux

Thèse soutenue publiquement le **5 janvier 2017**,
devant le jury composé de :

M. Marc BOCQUET
Professeur associé, Ecole des Ponts ParisTech, CEREA, Examinateur
M. Emmanuel COSME
Maître de Conférence, Université Grenoble Alpes, CNRS, IGE, Directeur de thèse
Mme Marie DUMONT
Ingénieur des Ponts, des Eaux et des Forêts, Météo France/CNRS, CNRM/CEN, Co-Directeur de thèse
M. Richard ESSERY
Professeur, University of Edinburgh, Rapporteur
M. Michel FILY
Professeur, Université Grenoble Alpes, CNRS, IGE, Examinateur
Mme Catherine OTTLÉ
Directeur de recherche CNRS, LSCE, Rapporteur

Résumé

Une modélisation précise du manteau neigeux saisonnier est indispensable pour comprendre son évolution et améliorer la prévention du risque d'avalanche. Le Centre d'Études de la Neige (CEN) développe depuis plus de 20 ans un modèle de manteau neigeux nommé Crocus dédié à simuler son évolution et ses propriétés physiques uniquement à partir de variables météorologiques de surface. Les erreurs du modèle et l'imprécision des forçages météorologiques sont des sources inévitables d'incertitudes dans les prévisions de Crocus. Contraindre le modèle avec des observations peut être un moyen de minimiser l'impact de ces incertitudes dans les simulations. En raison de la faible densité des réseaux de mesures *in situ* et de la forte variabilité spatiale du manteau neigeux, il est vraisemblable que seule l'imagerie satellitaire puisse permettre une contrainte efficace du modèle. Le spectroradiomètre MODIS, fournissant quotidiennement des informations sur la surface terrestre à une résolution de 250 m, est bien adapté pour l'observation du couvert nival. Ce capteur opère dans les domaines du visible et de l'infrarouge où les réflectances mesurées (rapport du flux solaire réfléchi sur incident selon les longueurs d'onde) sont sensibles à certaines propriétés du manteau neigeux. Le nouveau schéma radiatif TARTES de Crocus est en mesure de simuler l'évolution de ces réflectances, ce qui ouvre la voie à l'assimilation des réflectances MODIS.

L'objectif de la thèse est d'explorer l'assimilation des réflectances MODIS dans le modèle de manteau neigeux Crocus, dans une perspective opérationnelle à moyen terme. Ce projet s'appuie fortement sur l'expertise en modélisation physique et radiative du manteau neigeux et en assimilation de données présente au Centre d'Études de la Neige et au Laboratoire de Glaciologie et Géophysique de l'Environnement à Grenoble.

Le projet s'est déroulé en deux étapes pour répondre aux questions suivantes :

- Les réflectances optiques satellitaires possèdent-elles un contenu informatif capable de contraindre efficacement le modèle Crocus ?
- Quels sont les obstacles à surmonter pour parvenir à l'assimilation effective des réflectances optiques mesurées par satellites ?

Un filtre particulaire est utilisé comme méthode d'assimilation pour évaluer l'apport des réflectances sur les estimations du manteau neigeux en termes de hauteur de neige et son équivalent en eau liquide. Le choix de ce filtre, permis par la petite dimension du problème, est conforté par sa facilité d'implémentation au vu des contraintes fortes du modèle Crocus. Les expériences conduites dans cette étude sont réalisées au niveau du Col du Lautaret et du Col de Porte (Alpes françaises).

Des expériences d'assimilation d'observations virtuelles démontrent le potentiel des réflectances spectrales pour guider Crocus dans ses estimations du manteau neigeux. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) des variables intégrées de la hauteur de neige et de son équivalent en eau est réduite de près de moitié par l'assimilation des observations. L'efficacité de l'assimilation est cependant fortement dépendante de la distribution temporelle des observations.

Des expériences d'assimilation de réflectances réelles mettent en évidence une grande sensibilité des résultats de l'assimilation à la qualité des observations. La conversion et le traitement des données MODIS au sommet de l'atmosphère (TOA) en réflectances de surface sont la cause de fortes incertitudes dans ces données. Les biais occasionnés et une mauvaise caractérisation de ces erreurs détériorent les estimations du manteau neigeux. Le contrôle qualité et la sélection des données satellitaires sont à ce titre une priorité dans la perspective d'assimilation des données satellitaires.

Ce travail démontre ainsi le potentiel des données spatiales pour le suivi et la prévision du manteau neigeux, potentiel qu'il conviendra d'exploiter dans un futur proche.

Mots-clés : manteau neigeux, modélisation, assimilation de données, télédétection, réflectances optiques

Abstract

An accurate seasonal snowpack modeling is needed to study its evolution and to improve the avalanche hazard forecast. For 20 years, the snow study center (CEN) has developed a snowpack model named Crocus to simulate the snow cover and its physical properties driven by near-surface meteorological conditions. Model and meteorological forcing errors are the main uncertainties in the Crocus forecasts. Constraining the model with observations can minimize the impacts of these uncertainties on simulations. Because of the low density of ground-based measurement networks combined to the high spatial variability of the snow cover, satellite observations should be the best way to constrain the model. The MODIS spectroradiometer which provides daily surface information at 250 m spatial resolution is appropriated to study the snow cover. The visible and near-infrared reflectances (defined as the fraction of incident solar flux that is reflected by the surface) measured by MODIS are strongly sensitive to physical properties of the snowpack. The radiative transfer model TARTES, recently implemented into Crocus, calculates the same spectral reflectances and so, opens routes to data assimilation of MODIS reflectances.

The aim of this thesis is to investigates the assimilation of the MODIS reflectances into the snowpack model Crocus in an operational perspective. This work benefits from the expertise in physical and radiative snowpack modeling as well as data assimilation from two laboratories of Grenoble, the snow study center and the Laboratory of Glaciology and Geophysics of the Environment.

The project took place in two steps to answer the following questions:

- Do MODIS reflectances offer an informative content allowing an efficient constraint of the Crocus snowpack model?
- What are the challenges associated to the assimilation of remotely-based optical reflectances?

A particle filter is used as data assimilation scheme to evaluate the ability of optical reflectance data assimilation to improve snow depth and snow water equivalent simulations. The choice of this filter, allowed by the small size of the problem, is based on its ease of implementation regarding the severe constraints of the Crocus model. The experiments were conducted at the Col du Lautaret and the Col de Porte in the French Alps.

The assimilation of synthetic observations demonstrates the potential of spectral reflectances to constraint the Crocus snowpack model simulations. The root-mean square errors (RMSE) of bulk variables like snow depth and snow water equivalent are reduced by a factor of roughly 2 after assimilation. However, the performance of assimilation is highly dependent on the temporal distribution of the observations.

The assimilation of real reflectances shows a high sensitivity to the quality of the assimilated observations. Converting MODIS top of atmosphere reflectances into surface reflectances introduces uncertainties in these data. Resulting biases and a poor characterization of errors deteriorate the estimation of the snowpack. Screening methods prior assimilation are therefore a priority in the prospect of satellite data assimilation.

This work demonstrates the potential of remotely-based data assimilation to monitor and forecast the snow cover, potential which should be used in the near future.

Key-words: snowpack, modeling, data assimilation, remote-sensing, optical reflectances

“Alors si je peux me permettre de te donner un conseil,
oublie que tu n’as aucune chance,
vas-y, fonce !
On sait jamais, sur un malentendu ça peut marcher...”

Jean-Claude Duss

Remerciements

& comment les rencontres de ces 3 dernières années ont rendu mon quotidien si fascinant ...

Il a fallu que je me perde dans les données d'albédo du Shangri Nup - glacier Himalayen - pour rencontrer Marie et concrétiser mon envie de m'immiscer dans cette valse scientifique ! Au sein d'un ensemble de x_{merci} particules ($x \rightarrow +\infty$), merci Chef de m'avoir appris à aimer la neige autrement que pour sa glisse, merci pour ces nombreux moments de complicité partagés ici et ailleurs, merci pour ton aile !

Il y a aussi cette rencontre ô combien enrichissante avec Manu, mon Directeur de thèse attentif et travailleur acharné : « Pour réduire les erreurs [...], il est nécessaire dans un premier temps d'être à même de les représenter correctement ». Je poursuis mon chemin en gardant à l'esprit cette vérité. Cette thèse et mon accomplissement personnel n'auraient pu être les mêmes sans ton implication, pour ça et tout le reste, merci Manu !

Un grand merci à mes collègues pour leurs sourires et leur sens de l'accueil, pour leur aide dans les nombreux challenges de cette thèse, dans les complications informatiques, les démarches administratives, la consommation de boissons chaudes - ou fraîches -, la propreté de la terrasse et le bonheur de carotter à leur côté.

Je fais l'effort de ne pas me disperser ici mais il me tient à cœur de parler de mon Pierrot ... Quelle découverte ! Merci énormément d'avoir été là, que de délicieux souvenirs avec toi. Une chose évidente, la thèse m'a offert un bel ami !

Comme une ébauche à mon bonheur ou une matrice de plaisir assuré, il y a mes amis, mes potes, ma bande de *cannards*. Merci d'ânes (ma source et mon glas), Keuv (mon énergie), Mullet, Boby, Paulo (mes 3 frères), petite saucisse (ma voisine), Didier (mon gaga) et Suz' (ma découverte). Merci Neige, Matthieu, Vinc', Carlo, Jésus, Yvon, Côte et notre Grec d'amour.

Merci à ma famille de m'avoir donné la possibilité de réaliser ce parcours inattendu et merci pour votre source d'inspiration sans limite.

Et ce dernier merci à celle que je ne remercierai jamais assez, ma plus belle assimilation ! Merci ma Claire !

Merci à vous, j'ai tellement de chance de vous avoir ...

Table des Matières

1 INTRODUCTION **15**
- 1.1 DE LA NEIGE AU MANTEAU NEIGEUX . . . 17
  - 1.1.1 Formation, structure et évolution du manteau neigeux . . . 17
  - 1.1.2 Les enjeux de sa présence . . . 19
- 1.2 PRÉDIRE SON ÉVOLUTION . . . 20
  - 1.2.1 Le modèle Crocus et ses applications . . . 21
  - 1.2.2 Les limites . . . 22
  - 1.2.3 Les observations en renfort . . . 23
- 1.3 OBJECTIFS ET PLAN DE THÈSE . . . 26

2 OBSERVATION ET MODÉLISATION DU MANTEAU NEIGEUX **29**
- 2.1 LES OBSERVATIONS DU MANTEAU NEIGEUX . . . 31
  - 2.1.1 Grandeurs mesurables . . . 31
  - 2.1.2 Optique de la neige . . . 34
  - 2.1.3 Variations de l'albédo de la neige . . . 38
- 2.2 LA TÉLÉDÉTECTION OPTIQUE DU MANTEAU NEIGEUX . . . 41
  - 2.2.1 Principe de mesure . . . 41
  - 2.2.2 L'imageur MODIS . . . 42
  - 2.2.3 Algorithme de traitement des données MODIS . . . 43
  - 2.2.4 MODImLAB . . . 45
- 2.3 LA MODÉLISATION DU MANTEAU NEIGEUX . . . 48
  - 2.3.1 Catégories de modèles . . . 48
  - 2.3.2 Description générale du modèle Crocus et son schéma radiatif TARTES 49
  - 2.3.3 Les incertitudes des simulations Crocus . . . 54
- 2.4 SYNTHÈSE . . . 55

3 ASSIMILATION DES OBSERVATIONS DE LA NEIGE **57**
- 3.1 QUELQUES ÉLÉMENTS SUR L'ASSIMILATION DE DONNÉES . . . 59
  - 3.1.1 Concept de base . . . 60
  - 3.1.2 Ingrédients de l'assimilation . . . 61
  - 3.1.3 Évolution et diversité des méthodes . . . 62
  - 3.1.4 Les méthodes d'ensemble . . . 66
  - 3.1.5 Synthèse : des avantages et des inconvénients . . . 68
- 3.2 ÉTAT DE L'ART . . . 69
  - 3.2.1 De la météorologie à la neige au sol . . . 69
    - 3.2.1.1 Les précurseurs . . . 69
    - 3.2.1.2 Au tour des modèles de surfaces . . . 70
    - 3.2.1.3 L'intégration de la neige . . . 70
  - 3.2.2 Assimilation de données "neige" *in situ* . . . 71
  - 3.2.3 Assimilation de produits "neige" satellitaires . . . 75
    - 3.2.3.1 Imageurs optiques . . . 75
    - 3.2.3.2 Imageurs Micro-ondes . . . 81

3.2.3.3 Assimilation combinée - Imageurs optiques et micro-ondes . . 84
3.2.3.4 Conclusion . . . 87
3.2.4 Assimilation de luminances "neige" satellitaires . . . 87
3.2.4.1 Micro-ondes passives . . . 87
3.2.4.2 Micro-ondes actives . . . 88
3.2.4.3 Optique solaire . . . 89
3.2.5 Synthèse bibliographique sur les méthodes d'assimilation . . . 91
3.2.6 Conclusion . . . 92
3.3 MÉTHODE D'ASSIMILATION POUR CROCUS . . . 93
3.3.1 Stratégie d'assimilation . . . 93
3.3.2 Les éléments de décision . . . 94
3.3.3 Théorie du filtre particulaire . . . 95
3.4 SYNTHESE . . . 98

4 ASSIMILATION DE DONNÉES VIRTUELLES 101
4.1 CADRE D'ASSIMILATION . . . 103
4.1.1 Présentation du cadre d'assimilation . . . 103
4.1.2 Expériences jumelles . . . 104
4.1.3 Génération d'un ensemble de forçages météorologiques perturbés . . . 105
4.1.4 Simulation d'ensemble Crocus et diagnostics . . . 109
4.2 RÉSULTATS . . . 112
4.2.1 Assimilation des réflectances MODIS virtuelles . . . 112
4.2.2 Sensibilité du nombre et de la nature des observations . . . 117
4.2.2.1 Impact de la couverture nuageuse sur l'expérience d'assimilation 117
4.2.2.2 Répartition temporelle des observations . . . 118
4.2.2.3 Assimilation des données de hauteur de neige . . . 122
4.2.2.4 Assimilation des données combinées de réflectance et de hauteur de neige . . . 124
4.3 SYNTHÈSE . . . 126

5 APPLICATION AUX DONNÉES RÉELLES 129
5.1 DONNÉES *IN SITU* ET SATELLITAIRES : COL DU LAUTARET . . . 131
5.1.1 Cadre d'assimilation . . . 131
5.1.2 Campagne de mesures 2014-2015 . . . 132
5.1.3 Jeux de données MODImLAB . . . 133
5.1.4 Simulation d'ensemble au CdL . . . 137
5.1.5 Résultats . . . 139
5.1.5.1 Assimilation des données $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ . . . 139
5.1.5.2 Assimilation des données $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ . . . 146
5.1.5.3 Assimilation des données SolAlb . . . 147
5.1.5.4 Résumé . . . 148
5.2 DONNÉES *IN SITU* AUTOSOLEXS : COL DE PORTE . . . 150
5.2.1 Jeux de données du CdP . . . 150
5.2.1.1 Le spectroradiomètre Autosolexs . . . 150
5.2.1.2 Observations SD et SWE . . . 151
5.2.2 Simulation d'ensemble au CdP . . . 153
5.2.3 Résultats . . . 154
5.2.3.1 Assimilation des réflectances spectrales Autosolexs . . . 155
5.2.3.2 Qualité des données assimilées . . . 160
5.2.3.3 Sensibilités du nombre de bandes spectrales . . . 164
5.2.3.4 Assimilation d'autres données neige . . . 166
5.3 SYNTHÈSE . . . 168

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES **171**

Bibliographie **177**

Annexes **197**

Liste des Figures **237**

Liste des Tableaux **247**

*

Chapitre 1

INTRODUCTION

Sommaire

1.1 DE LA NEIGE AU MANTEAU NEIGEUX 17
1.1.1 Formation, structure et évolution du manteau neigeux 17
1.1.2 Les enjeux de sa présence 19
1.2 PRÉDIRE SON ÉVOLUTION 20
1.2.1 Le modèle Crocus et ses applications 21
1.2.2 Les limites 22
1.2.3 Les observations en renfort 23
1.3 OBJECTIFS ET PLAN DE THÈSE 26

1.1 DE LA NEIGE AU MANTEAU NEIGEUX

1.1.1 Formation, structure et évolution du manteau neigeux

Convoitée comme redoutée, aussi vitale que menaçante, la neige est aujourd'hui un élément indissociable des activités humaines. En hiver, sa blancheur recouvre plus de 50% des terres émergées de l'hémisphère nord et jusqu'à 44% de ces terres à l'échelle de la planète (Foster et al., 1982). Actrice et spectatrice du climat, archive environnementale, la neige est également un élément incontournable de nombreuses applications humaines (ressource en eau et en énergie, tourisme, avalanche, sécurité...). La beauté de son flocon est bien connue mais parler de neige c'est aborder un domaine où les formes et les structures ne se réduisent pas à cette seule jolie « étoile ». Lorsque l'humidité est suffisante et que la température de l'atmosphère le permet, la vapeur d'eau se condense sur des noyaux de condensation entraînant la formation d'un cristal de glace. Les conditions atmosphériques vont définir sa géométrie. En plus de la forme dendritique du flocon de neige, des formes de plaquettes, d'aiguilles ou de colonnes peuvent ainsi être identifiées (Figure 1.1). Par gravité, ce cristal va ensuite se déposer au sol.

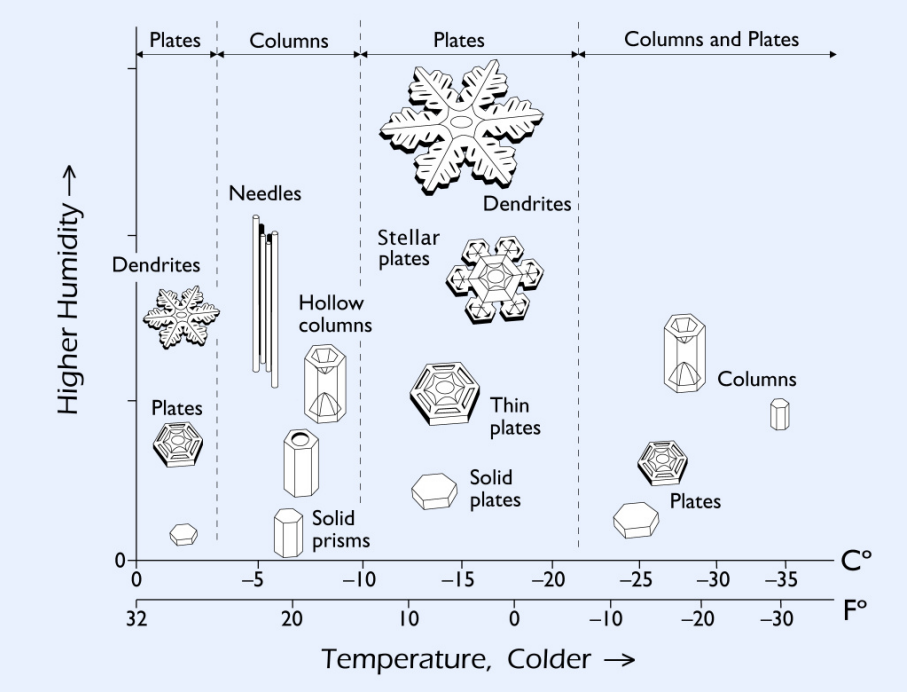

Figure 1.1: Diagramme de la morphologie des cristaux de neige formés dans l'atmosphère en fonction de la température et de l'humidité dans les nuages. Source : K.G. Libbrecht, http://www.snowcrystals.com/.

Lors d'une chute de neige, la déposition progressive des cristaux de glace forme une couche de neige. Cette couche dissimule une structure de glace connectée emprisonnant une grande quantité d'air (jusqu'à 95%). Les différents épisodes précipitants engendrent différentes couches de neige et leur superposition constitue le manteau neigeux. Si ce dernier au cours de l'année se met à fondre entièrement, on parle alors de manteau neigeux saisonnier, non permanent ou temporaire. Ce type de couvert nival se retrouve généralement aux altitudes inférieures à 3000 m. En haute montagne ou au niveau des pôles, on désigne le manteau neigeux comme permanent ou pluriannuel puisque la fonte n'affecte que partiellement celui-ci.

Derrière son apparente homogénéité, le couvert nival dissimule une structure verticale complexe. L'analyse d'une coupe verticale d'un manteau neigeux révèle l'empilement des couches de neige, c'est-à-dire la stratification du manteau neigeux (Figure 1.2). Celle-ci témoigne de l'histoire de sa formation où chaque couche de neige, à un moment donné, fut à la surface avant d'être progressivement ensevelie sous les événements précipitants du reste de la saison.

Les différentes couches de neige sont identifiables selon "l'état de la neige" qui les compose. La taille et la forme des cristaux de glace (spécifiés par la microstructure) ainsi que d'autres propriétés physiques et chimiques telles que la masse volumique, le contenu en impuretés et l'eau liquide impactent directement l'état de la neige. Leurs variations vont entrainer des différences de dureté, de température et même de coloration des différentes couches de neige.

La neige évolue en permanence, le type et la taille de ses cristaux de glace permettent de l'apprécier. A partir de leur forme et par distinction de géométries similaires, Fierz et al. (2009), définissent différents types de grains de neige. La classification internationale pour la neige saisonnière au sol est ainsi établie. Dans la suite de ce document, par souci de simplicité, les termes « grain » et « cristal » sont utilisés comme synonymes pour désigner les particules de glace au sein du manteau neigeux. Même si cette classification est appropriée pour reconnaître les grains de neige, elle ne permet pas de rendre compte quantitativement de leurs propriétés géométriques, en particulier la notion de taille de grains. Pour combler ce manque, il est désormais recommandé de s'intéresser à une variable nommée SSA (Specific Surface Area). La SSA, qui sera définie plus en détail par la suite, détermine le rapport entre la surface des grains de neige et leur masse[1].

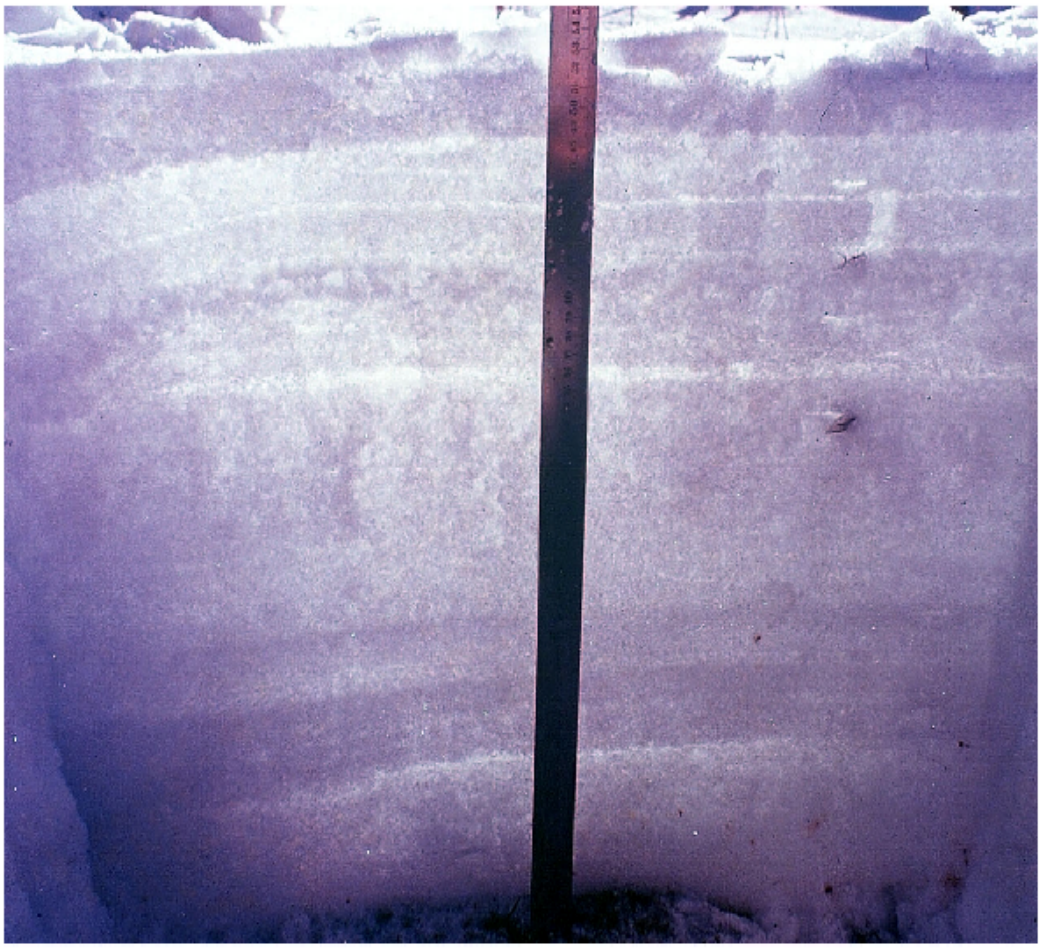

Figure 1.2: Photographie d'une coupe verticale d'un manteau neigeux au Col de Porte. A l'oeil nu, les couches de neige sont distinguables entre elles par une différence de couleur et de texture. Ces couches forment la stratigraphie du manteau neigeux.

Depuis leur dépôt, les flocons de neige sont soumis à des transformations. Modifiant leur forme et leur taille, ces transformations sont nommées métamorphismes de la neige. On notera par ailleurs que le tassement du manteau neigeux et l'effet du vent peuvent, eux aussi, im-

[1]La SSA en m^2 kg^{-1} est une métrique objective de la notion de grain.

pacter les grains. Ces métamorphismes opèrent sous deux régimes principaux : à température strictement négative (neige sèche) et en présence d'eau liquide, c'est-à-dire à température de fusion (neige humide). L'échange de vapeur d'eau, majoritairement contrôlée par le gradient de température, régit ces mécanismes. Le métamorphisme se traduit généralement par une densification des couches de neige et une diminution de la SSA[2]. Au niveau macroscopique, ces modifications peuvent impacter de façon significative les propriétés physiques du manteau neigeux. On comprend ainsi que dans ce système connecté, les variations de ces propriétés induisent en retour des variations sur ces grandeurs physiques. La SSA, par exemple, qui évolue selon le métamorphisme influence les interactions électromagnétiques au sein du manteau neigeux. A ce titre, la connaissance de cette grandeur est un bon moyen de caractériser optiquement l'état du couvert nival et son évolution. Ces métamorphismes et l'état du manteau neigeux qui en résulte ne vont cesser de varier au gré des conditions climatiques. C'est donc l'ensemble de ces processus en lien direct avec les conditions météorologiques qui explique la stratification différente du manteau neigeux saisonnier et l'évolution morphologique des grains de neige qui le composent.

Au même titre que les conditions atmosphériques, le contenu en impuretés du manteau neigeux est un facteur essentiel dans son évolution. Incorporées durant la formation des cristaux de neige, accumulées par les précipitations ou simplement déposées à la surface, ces impuretés contaminent le manteau neigeux. De type et de concentration divers, ces impuretés sont rattachées à leur couche de neige et de ce fait, elles évoluent selon la stratigraphie du manteau neigeux. Toutefois, principalement hydrophobes, ces dernières ne sont pas mobilisées par l'eau de fonte. En fin de saison, les impuretés se concentrent à la surface du couvert nival. Leur impact devient ainsi très important. Une grande quantité d'impuretés peut donner lieu à une coloration de sa couche et fragiliser à son niveau la stabilité du manteau neigeux. Mais c'est majoritairement parce qu'elles absorbent fortement l'énergie solaire que leur présence modifie les propriétés optiques et thermiques du manteau neigeux. Là encore, le contenu en impuretés du manteau neigeux est étroitement lié aux grandeurs physiques le caractérisant.

Enfin, à l'instar de sa structure interne évolutive, la couverture nivale présente également une variabilité spatiale et temporelle très marquée. La topographie escarpée des zones de montagne, qui influence l'effet des événements météorologiques, ainsi que la variabilité intrinsèque des champs météorologiques, impactent directement l'évolution et la structure du couvert nival.

Estimer l'état du manteau neigeux réside ainsi dans la capacité à considérer l'ensemble des paramètres impliqués dans son évolution. L'exercice est d'autant plus délicat en zone de montagne où la topographie, les pentes, la végétation affectent à la fois les facteurs climatiques mais également l'état du manteau neigeux lui-même. Comme nous venons de le voir, le couvert nival varie au cours de la saison. L'empreinte de son passé, l'historique de sa formation, seront également des éléments essentiels dans l'évolution de sa structure. En fonction de nombreux paramètres, le manteau neigeux saisonnier varie et avec lui sa structure interne dont les variations seront perceptibles à des échelles de temps et d'espace relativement fines.

1.1.2 Les enjeux de sa présence

Partout où l'on trouve de la neige, il est question de son utilisation, sa gestion et son devenir. La couverture nivale intéresse autant qu'elle dérange ! Bien évidemment, c'est une ressource économique majeure qui encourage le développement d'activités basées sur sa présence.

1. Le sport d'hiver
   Les stations de sports d'hiver en sont l'exemple le plus prononcé. Avec 5,8 milliards d'euros de retombées économiques pour l'hiver 2011/2012, le ski en Savoie et Haute Savoie (94 stations alpines, 55% du domaine skiable français) représente à lui seul 4%

[2]De façon simplifiée, l'âge de la neige et sa densification ont tendance à arrondir et grossir les grains. Alors que leur surface se réduit, la masse des grains de neige augmente. Au cours du temps, la SSA diminue.

du PIB touristique français réalisé en quelques mois seulement *(d'où l'expression : l'or blanc)*. La fréquentation de ces stations suit une tendance à la hausse depuis les années 2000. (source : Savoie Mont Blanc Tourisme, 2015)

2. Le risque d'avalanche
   Le risque avalancheux est, quant à lui, une démonstration de la menace de ce matériau. 277 avalanches accidentelles, dont 106 mortelles, ont été recensées entre 2010 et 2015 (Source : Anena). Provoquant la disparition de 152 personnes, le couvert nival nécessite d'être étudié, compris pour -au minimum- avertir les pratiquants et diminuer tant que possible ce triste bilan. Météo-France s'engage depuis plus de 40 ans dans la prévision du risque avalanche. Cela représente la mise en place d'un réseau de 130 stations de mesures, principalement réalisées par les pisteurs des stations de ski, ainsi que 29 stations automatiques (Nivôse[3]) situées à plus hautes altitudes. Le Centre d'Études de la Neige, unité de recherche de Météo France, assure pour la plus grande partie la recherche en lien avec cette thématique et notamment le développement d'outils permettant sa prédiction.

3. Le climat
   La neige saisonnière est un élément-clé de notre système climatique. Son pouvoir réfléchissant, aussi appelé albédo, en fait un élément essentiel dans le mécanisme climatique. Inclus au sein de boucles de rétroaction, l'albédo de la neige peut à la fois être moteur et frein au réchauffement. Estimer précisément l'évolution du couvert nival est donc primordial dans les études climatiques.

4. Les eaux de fonte
   Dans de nombreux pays, les eaux de fonte se révèlent très utiles d'où la nécessité de prédire leur quantité et leur période d'apparition. En Norvège, elles sont synonymes de production électrique (95% de l'électricité provient des barrages alimentés par la fonte des neiges et glaces). En Himalaya, la fonte nivale est une ressource en eau potable indispensable à de nombreuses populations.

Ainsi, diminuer la mortalité des avalanches, estimer l'impact du couvert nival dans le réchauffement climatique mais également, proposer des situations adaptatives aux pays dont la disparition de la neige entraine une pénurie de la ressource en eau sont autant d'arguments qui encouragent l'étude, la compréhension du manteau neigeux et les recherches associées.

1.2 PRÉDIRE SON ÉVOLUTION

Dans la plupart des disciplines scientifiques, les méthodes utilisées pour étudier ou estimer le comportement d'un processus naturel se distinguent par l'*observation* de celui-ci et la représentation spatiale et temporelle de ses phénomènes, la *modélisation*.

La modélisation numérique est une méthode cherchant à simuler des processus physiques naturels. A partir d'un système modélisé, il est alors possible d'étudier son fonctionnement et d'analyser ses propriétés. Reposant sur des lois physiques et mathématiques, les modèles offrent la possibilité de simuler et de prédire l'évolution de grandeurs physiques à la fois spatialement et temporellement.

Les prévisions météorologiques sont un bel exemple pour illustrer ce concept. Des équations physiques, principalement les équations en dynamique des fluides, permettent de

[3]Nivôse constitue le réseau de stations automatiques de mesures météorologiques et nivologiques de Météo France. Situées entre 1500 et 3100 m d'altitude, ces stations sont installées là où les observations humaines sont compliquées d'accès et ainsi peu nombreuses. Quotidiennement, des mesures de la vitesse et direction du vent, de la température et humidité de l'air ainsi que la hauteur de neige alimentent la base de données de Météo France et servent aux modèles numériques de prévision du manteau neigeux.

représenter les processus atmosphériques. Ces équations ont une dimension temporelle, c'est-à-dire que si l'on connaît la solution de l'équation à un instant donné, il est alors possible d'en déduire la solution à tout instant dans le futur. Ainsi en mesurant l'état de l'atmosphère à l'instant présent, on définit ce qu'on appelle les conditions initiales. A partir de ces conditions, on peut résoudre les équations qui permettent d'obtenir l'évolution dans le futur des variables atmosphériques, autrement dit les prévisions météorologiques.

Appliqué aux lois gouvernant la formation et l'évolution du manteau neigeux, un modèle numérique de celui-ci est en mesure de représenter ses propriétés physiques et leurs évolutions spatiales et temporelles. Durant ces dernières décennies, de nombreuses applications tant scientifiques que socio-économiques ont cherché à représenter numériquement le couvert nival (Armstrong and Brun, 2008). La complexité des modèles est dépendante des besoins de l'étude (Essery et al., 2013). S'intéresser à l'impact climatique terrestre de l'effet réfléchissant de la neige ne considère pas les mêmes propriétés physiques que celles qui sont prises en compte lors de l'étude de la stabilité du manteau neigeux pour la prévision du risque avalanche. C'est pourquoi il existe de nombreux modèles de manteau neigeux ayant pour chacun d'eux ses propres objectifs, impliquant une configuration et paramétrisation adaptées de la physique du modèle.

1.2.1 Le modèle Crocus et ses applications

Depuis plus de 20 ans, Météo France s'efforce de développer un modèle de manteau neigeux, nommé Crocus, dédié à simuler et prévoir l'état physique du manteau neigeux à partir des conditions météorologiques. Initialement développé pour l'étude des propriétés internes du manteau neigeux dans l'objectif principal de prévoir le risque avalanche (Brun et al., 1989, 1992; Lafaysse et al., 2013; Vernay et al., 2015), Crocus est aujourd'hui utilisé pour d'autres applications telles que la simulation du manteau neigeux appliquée aux calottes polaires (Libois et al., 2015; Gallet et al., 2014), l'analyse de la composante nivale dans le cycle hydrologique (Savary et al., 2004) ainsi que l'impact du changement climatique sur ce processus (Etchevers et al., 2002). L'étude de la neige dans le système climatique (Verfaillie et al., 2016) ou le transport de neige par le vent (Vionnet et al., 2014; Revuelto et al., 2016) font également partie de ses domaines d'applications au même titre que la simulation de l'enneigement dans les stations de sports d'hiver (Spandre et al., 2016). A la différence d'autres modèles plus simplistes, Crocus cherche à simuler le manteau neigeux de façon réaliste. Pour cela, le modèle simule la stratigraphie du manteau neigeux, le métamorphisme des grains de neige et l'ensemble des processus intégrant nos connaissances existantes. Crocus prend en compte les différentes interactions au sein du manteau neigeux et avec son environnement. Suite à l'implémentation d'un nouveau schéma radiatif (Libois et al., 2013, 2014), Crocus est aujourd'hui capable de représenter en détail la transmission de la lumière et les effets de l'état du manteau neigeux sur son parcours, son absorption et sa réflexion. Le schéma radiatif prend en compte les variations de la forme des grains, de la SSA, du contenu en impuretés et de la densité. L'ensemble de ces considérations permet au modèle de déterminer fidèlement les propriétés optiques du couvert nival. La quantité d'énergie absorbée par le manteau et celle renvoyée vers l'atmosphère (qui définit l'albédo) sont ainsi utilisées par Crocus pour déterminer l'évolution du couvert nival et les grandeurs physiques associées. Pour évaluer les performances de Crocus, Météo France peut compter sur les données nivologiques collectées au Col de Porte, site expérimental dans le Massif de la Chartreuse. Outre les mesures automatiques, chaque semaine un jeu complet d'observations incluant un sondage stratigraphique (analyse des couches de neige du manteau neigeux) est réalisé par un observateur de Météo France. Depuis plusieurs années, le site du Col de Porte propose une base de données de grande qualité de mesures nivo-météorologiques. Ces observations sont particulièrement profitables dans les évaluations du modèle Crocus (Morin et al., 2012). La Figure 1.3 est un exemple de comparaisons entre les données *in situ* du Col de Porte et les simulations Crocus.

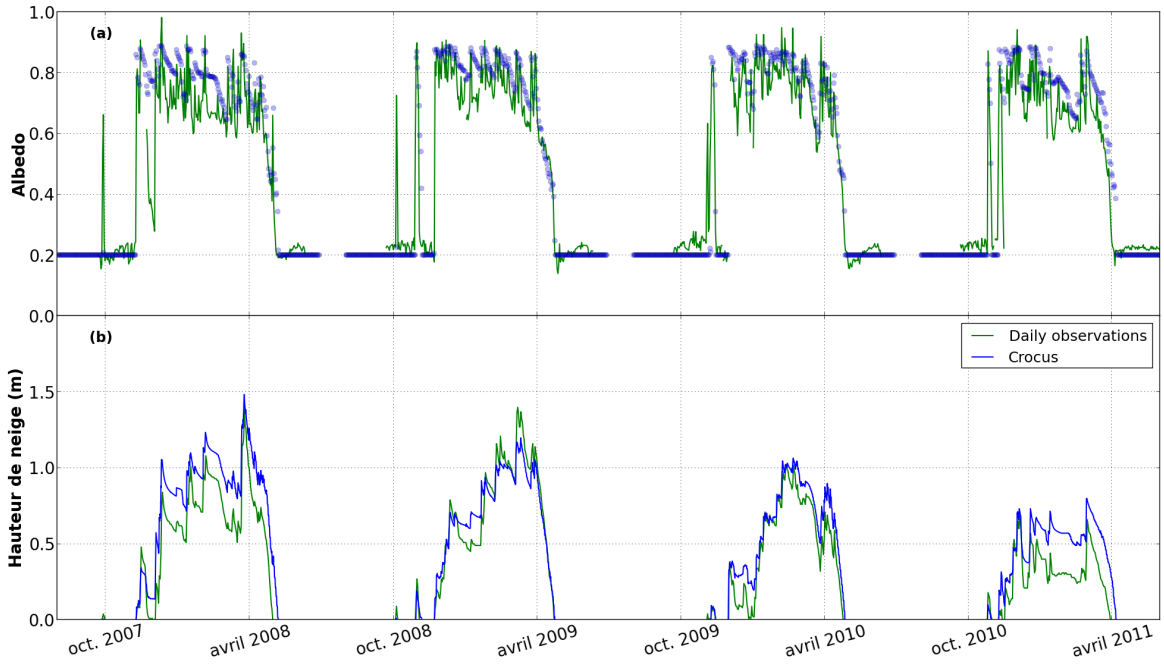

Figure 1.3: **Observations et modélisation du manteau neigeux.** Comparaison de simulations issues du modèle Crocus (courbe bleue) avec des observations *in situ* (courbe verte) entre 2007 et 2011 au Col de Porte, 1325 m, Massif de la Chartreuse. (a) Évolution de l'albédo et (b) de la hauteur de neige du manteau neigeux.

Dans de nombreux cas, le comportement actuel de Crocus est suffisant. Ce modèle est un outil précieux et indispensable aux missions confiées à Météo France. Chaque année, tout au long de l'hiver les aptitudes du modèle à simuler la stratigraphie du manteau neigeux sont utilisées en opérationnel par les prévisionnistes-nivologues comme aide à la rédaction du BRA (le Bulletin Risque Avalanche).

1.2.2 Les limites

Représenter numériquement les processus naturels constitue un réel défi. Même si la modélisation est un outil efficace à cet effet, d'inévitables erreurs et incertitudes, souvent difficiles à évaluer, sont inhérentes à tout modèle. Les sources d'erreurs peuvent être diverses. Dans le cas de Crocus, il s'agit principalement des erreurs provenant des forçages atmosphériques qui alimentent le modèle (Essery et al., 2013; Raleigh et al., 2015; Magnusson et al., 2015). Bien souvent ces forçages résultent eux-mêmes de modèles atmosphériques et à ce titre peuvent souffrir de l'imprécision du modèle, d'erreurs dans les conditions initiales ou encore du manque d'observations pour améliorer les prévisions. Également, des erreurs intrinsèques de la physique à partir de laquelle Crocus est développé peuvent dégrader les résultats. A base de paramétrisations empiriques, d'erreurs dans les lois physiques, de processus non représentés ou encore de simplifications ou hypothèses, les sources d'erreurs potentielles affectant les simulations sont multiples. Comme il est très courant en météorologie ou océanographie, l'utilisation d'observations pour améliorer les simulations se positionne ainsi comme une alternative intéressante. Or à ce jour, aucune intégration de données réelles n'est réalisée au sein de Crocus, si bien que l'apparition d'une erreur au cours d'une simulation ne peut être corrigée. Cet écart à la réalité va par la suite être propagé tout au long de la simulation et l'ensemble des variables simulées par Crocus en sont directement impactées. Pour reprendre la Figure 1.3, l'erreur de simulation et sa propagation dans le temps est bien visible au cours de la saison 2007/2008. Prenons cette saison en guise d'exemple. En début de saison, une quantité trop importante de neige est fournie à Crocus (incertitude dans le taux de précipitation du forçage atmosphérique) ce qui induit directement une sur-estimation de la hauteur

de neige simulée. On remarque par la suite que, comparé aux données *in situ*, Crocus est bien à même de représenter les différents comportements de l'évolution du manteau neigeux (amplitude et période de l'accumulation, du tassement et/ou de la fonte) mais en sur-estimant constamment la quantité de neige. Jusqu'à la disparition (ou presque) du couvert nival, la hauteur de neige simulée par Crocus restera biaisée positivement et ce, uniquement en raison d'un taux de précipitation solide trop important survenu en début de saison. En dépit des bonnes performances de Crocus, par de nombreuses et diverses raisons, la qualité des simulations peut être affectée sans qu'aucune rectification de la trajectoire du modèle ne soit possible. L'assimilation de données s'impose alors comme une solution potentielle pour pallier ces difficultés. En vue de concevoir l'apport de l'utilisation couplée des observations et la modélisation, la section suivante présente la nature et la particularité des observations du couvert nival.

1.2.3 Les observations en renfort

Depuis toujours, les scientifiques se reposent sur les observations pour dégager ou vérifier des hypothèses, étudier des phénomènes en vue de mieux les connaître et les comprendre. Aujourd'hui encore, les observations participent à faire évoluer les sciences que ce soit dans l'étude ou dans la surveillance de phénomènes naturels. La modélisation elle-même ne serait pertinente sans leur utilisation. Les observations permettent à la fois de calibrer les modèles numériques et d'évaluer les résultats de leurs simulations. La nivologie n'échappe pas à la règle et les observations du manteau neigeux sont, et resteront, la meilleure façon d'obtenir une information précise et détaillée de ses grandeurs physiques à un instant donné. Il convient néanmoins de noter que la mesure des propriétés du manteau neigeux est un exercice délicat et les sources d'erreurs et/ou d'incertitudes sont multiples et impactent les mesures (Peck, 1972).

On peut distinguer deux types d'observations du manteau neigeux, les observations *in situ* c'est-à-dire les observations qui sont réalisées sur le terrain, « les pieds dans la neige » et les observations satellitaires.

- Les observations *in situ*, bien que plus complètes et souvent plus précises, sont clairsemées dans l'espace et ne permettent qu'une information localisée. A l'exception des stations automatiques (par exemple Nivôse), l'investissement humain et matériel conditionne le nombre et la fréquence des mesures.

- A l'inverse, les mesures de télédétection offrent un moyen unique d'observer la variabilité des propriétés physiques du manteau neigeux avec l'avantage d'informer sur de larges étendues spatiales de façon régulière et autonome. Les résolutions spatiales et temporelles sont cependant très variables selon les dispositifs de télédétection et le signal que reçoit l'instrument à bord doit être corrigé des nombreux effets affectant la mesure (e.g., géolocalisation, absorption atmosphérique, effet de la topographie).

Compte tenu de la disparité entre la forte hétérogénéité spatiale du manteau neigeux et l'observation ciblée et restreinte des mesures *in situ*, un intérêt évident s'est porté sur les données satellitaires et leur information spatialisée. En télédétection de la neige, deux grandes catégories de mesures se distinguent, les mesures dites optiques qui sont pratiquées dans la gamme de longueurs d'onde du rayonnement solaire allant du visible à l'infrarouge (0,4 - 15 µm) et les mesures micro-ondes (6 - 89 GHz, soit des longueurs d'onde de l'ordre du cm). Se distinguent également les mesures passives, où les dispositifs de télédétection mesurent l'énergie naturellement disponible, des mesures actives qui produisent leur propre énergie pour éclairer la cible.

A la différence des mesures optiques, les mesures micro-ondes possèdent l'avantage de pouvoir détecter et mesurer les propriétés de la neige de nuit et à travers les nuages. Malgré cet atout, certaines limitations subsistent. Les micro-ondes passives observent des pixels

de plusieurs kilomètres carrés (résolution de 25 km pour le radiomètre micro-ondes nommé AMSR-E[4]) et leurs précisions deviennent particulièrement incertaines en zones de montagne (Brubaker et al., 2001; Foster et al., 2005; Cordisco et al., 2006; Dong et al., 2007; Tedesco et al., 2010). Les mesures micro-ondes actives résolvent ce problème en proposant des résolutions métriques. Toutefois, le traitement du signal en une information nivologique demande encore quelques efforts pour être fiable et pertinent (Phan et al., 2014).

Les mesures satellitaires optiques se caractérisent par leur fine résolution spatiale et bien souvent temporelle. Le radiomètre spectral MODIS[5], par exemple, fournit quotidiennement des mesures allant jusque 250 m de résolution. Le nouveau capteur optique MSI[6] à bord du satellite Sentinel-2 (lancé en 2015) sera capable de mesurer avec une résolution comprise entre 10 et 60 m. Ces caractéristiques s'avèrent particulièrement intéressantes pour des applications telles que la prévision du risque avalanche où la variabilité spatiale du manteau neigeux se répercute directement sur les estimations du risque. Indépendamment des avantages instrumentaux, les propriétés électromagnétiques des mesures optiques sont tout autant intéressantes. Le dispositif de télédétection mesure le rayonnement électromagnétique réfléchi par la surface terrestre, ce qu'on appelle les réflectances[7]. Une fois corrigées des différents effets influençant le signal, ces réflectances peuvent être utilisées pour estimer le type de surface mesuré. En effet chaque surface terrestre possède sa propre signature spectrale. Chaque type de surface (neige, végétation, roche..) influe spectralement (c'est-à-dire selon les longueurs d'onde) sur la quantité d'énergie renvoyée vers le satellite. Cette particularité a d'ailleurs été largement utilisée dans de nombreuses études nivologiques et/ou hydrologiques (section 3.2.3.1). La Figure 1.4 montre différentes signatures spectrales associées à différents types de surface.

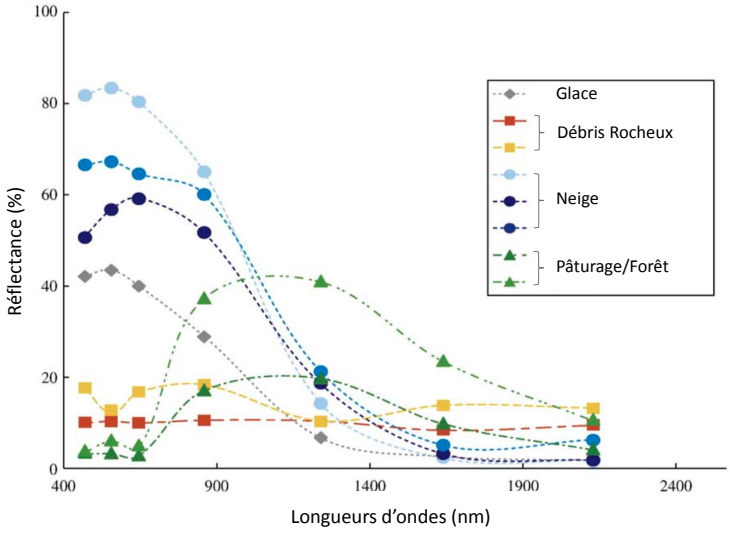

Figure 1.4: **Signatures spectrales de différents types de surfaces.** Variations des valeurs de réflectance avec la longueur d'onde dans le domaine optique. Les différents symboles représentent différents types de surface et pour chaque symbole, les couleurs indiquent des variations de ces surfaces. Les courbes bleues représentent les signatures spectrales de trois types de neige différentes. D'après Sirguey et al. (2009).

[4]AMSR-E: Advanced Microwave Scanning Radiometer – EOS (Kawanishi et al., 2003).

[5]MODIS: MOderate resolution Imaging Spectroradiometer (Barnes et al., 1998) que l'on peut traduire en français par radiomètre spectral pour imagerie de moyenne résolution.

[6]MultiSpectral Instrument est un également spectroradiomètre https://sentinel.esa.int/web/sentinel/technical-guides/sentinel-2-msi.

[7]La réflectance se définit comme le rapport du rayonnement réfléchi sur incident par unité de surface et selon les longueurs d'onde du spectre solaire. La notion de réflectance est complétée par la considération des angles solides du rayonnement. L'albédo correspond au terme simplifié de réflectance bi-hémisphérique. Ces particularités sont expliquées en détail dans la section 2.1.2.

On reconnaît facilement la neige (courbes bleues) puisqu'elle se démarque par de fortes valeurs de réflectance dans la gamme des longueurs d'onde du visible (400 - 800 nm) et une diminution très importante dans les longueurs d'onde infrarouges (8000 - 2000 nm). Cette signature spectrale permet donc de différencier à l'intérieur d'un pixel la neige des autres types de surface. Une fois la neige détectée, il est possible de s'informer encore davantage sur son état. Les variations des valeurs de réflectances de la neige à certaines longueurs d'onde données peuvent également délivrer des informations sur les propriétés physico-chimiques de surface du manteau neigeux.

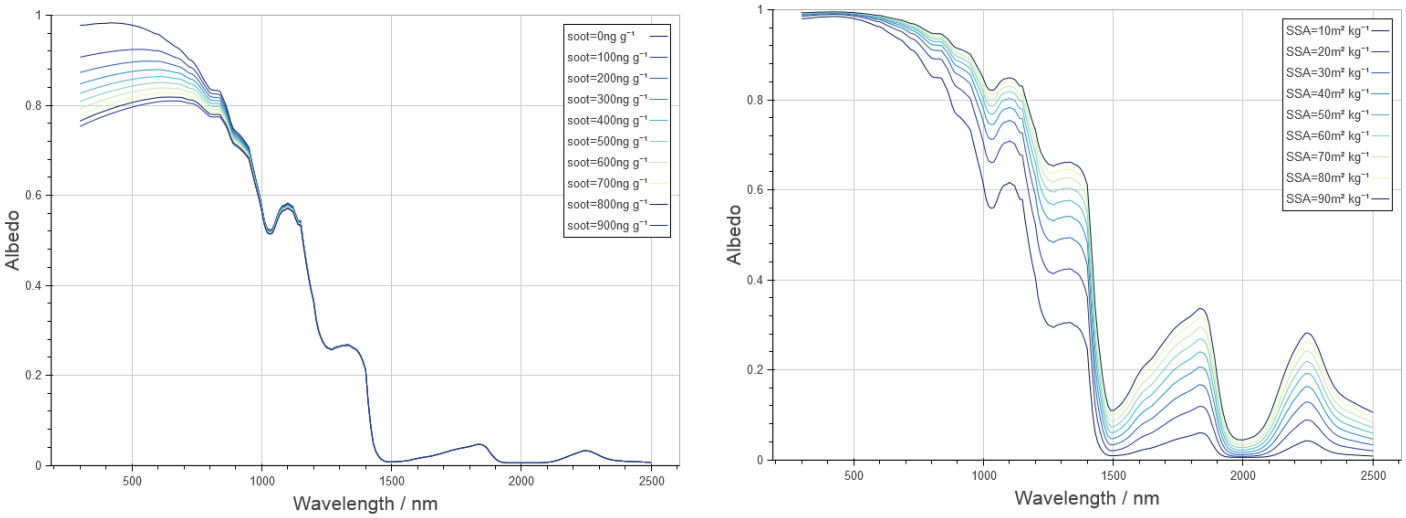

Figure 1.5: **Influence des variations de SSA et du contenu en impuretés de la surface du manteau neigeux.** Variations de l'albédo spectral de la neige avec la longueur d'onde. (à gauche) Les différentes courbes correspondent à différentes valeurs de contenu en impuretés, ici du carbone suie (soot) et à de la neige pure. (à droite) Les différentes courbes correspondent à différentes valeurs de SSA. Ces spectres sont issus de simulations TARTES (Libois, 2014).

Comme le montre la Figure 1.5, l'albédo spectral de la neige dans les longueurs d'onde du visible (400 - 800 nm) dépend principalement du contenu en impuretés tandis que c'est la SSA de la neige qui influe dans les longueurs d'onde proche infrarouge (800 - 2500 nm).

Ainsi, l'analyse conjointe des réflectances spectrales permet d'estimer les caractéristiques de "surface" du manteau neigeux telles que la SSA ou le contenu en impuretés. Il reste à définir la notion de surface. Effectivement, le rayonnement solaire pénètre le manteau à une certaine profondeur avant d'être complètement réfléchi et/ou absorbé. La profondeur de pénétration dépend une fois encore des longueurs d'onde. Le rayonnement proche infrarouge ne pénètre que les premiers millimètres voire centimètres du manteau neigeux, tandis que les longueurs d'onde du visible peuvent atteindre plusieurs dizaines de centimètres (Warren, 1982). Les mesures de réflectances spectrales dans le domaine visible fournissent donc une information de la contamination en impuretés des premières couches du manteau neigeux (jusque 15-20 cm), alors que les réflectances spectrales proche infrarouge renseignent sur la SSA de la neige bornée aux premiers centimètres sous la surface.

Les processus physiques à la base de ces relations sont connus et expliqués dans la littérature (Warren, 1982). Crocus intègre dans sa physique les interactions électromagnétiques et leur répercussion sur les grandeurs physiques simulées par le modèle. Compte tenu des incertitudes restreignant la qualité des simulations, l'utilisation d'observations satellitaires représente un potentiel évident dans la prédiction de l'évolution du manteau neigeux. Les modèles numériques en charge de la représentation spatiale du couvert nival et sa prédiction dans le futur peuvent être assistés par des observations réelles de l'état du système modélisé. Définissant l'assimilation de données, cette technique vise à estimer de la meilleure façon

qu'il soit l'état d'un système dynamique en combinant l'ensemble des sources d'informations possibles.

Au même titre que les simulations numériques, les grandeurs nivologiques estimées à partir des observations télédétectées sont entachées d'erreurs. Le signal satellitaire est effectivement perturbé par les effets topographiques existants en zone de montagne (Sirguey et al., 2009). Également, dans son trajet jusqu'au satellite, les répercussions de l'atmosphère altèrent le signal (Campbell and Wynne, 2011). La correction de ces effets est possiblement une source d'incertitudes affectant l'information délivrée par le satellite. L'assimilation de données combine ainsi l'ensemble des connaissances que l'on possède sur un système dynamique et triomphe à ce jour par la prise en compte des incertitudes de l'ensemble des sources d'informations (observations et simulations). C'est tirer profit des avantages atténuant, de ce fait, les inconvénients.

A ce jour, l'assimilation de réflectances multi-spectrales provenant des imageurs optiques n'a encore jamais été utilisée pour contraindre les simulations du manteau neigeux. Pourtant, entre les atouts des imageurs optiques, les résultats encourageants des expériences assimilant leurs données satellitaires (section 3.2.3.1) et la forte sensibilité du signal optique à différentes propriétés de surface du manteau neigeux (Warren, 1982), c'est une liste d'ingrédients séduisants et attrayants qui peuvent prévaloir sur les obstacles de cette approche (e.g., l'obstruction par la couverture nuageuse et une information bornée aux propriétés de surface du manteau neigeux). C'est donc la volonté de combler ce vide et d'apporter des réponses à ce sujet qui motivent les travaux présentés dans cette thèse.

1.3 OBJECTIFS ET PLAN DE THÈSE

L'objectif de cette thèse est d'examiner l'apport potentiel de l'assimilation de réflectances optiques dans le modèle Crocus sur l'estimation du manteau neigeux. La description réaliste du couvert nival que s'efforce de proposer ce type de modèle, est aujourd'hui le meilleur recours dans la prédiction du risque avalanche. A terme, il est alors espéré que l'amélioration des estimations du manteau neigeux par Crocus, guidée par les observations satellitaires, entraîne une meilleure prédiction du risque avalancheux[8].

Alors que l'assimilation de données est aujourd'hui une science largement répandue en météorologie et océanographie et en pleine expansion dans les géosciences, très peu d'essais ont été réalisés dans des modèles détaillés du manteau neigeux. Seules quelques expériences ont été menées avec Crocus (Dumont et al., 2012a; Phan et al., 2014; Navari et al., 2016) sans résultat suffisamment convaincant pour une implémentation opérationnelle. Les travaux antérieurs menés au CEN et au LGGE offrent de nouvelles perspectives dans ce domaine. Du point de vue de l'assimilation, on profite de l'expertise reconnue de l'équipe MEOM du LGGE développant et exploitant des techniques d'assimilations pour les modèles océanographiques. Les outils de modélisation du manteau neigeux sont continuellement améliorés par les services du CEN. Une collaboration récente de ces laboratoires a permis l'implémentation d'un nouveau schéma radiatif complet ouvrant les voies de l'assimilation de réflectances optiques dans Crocus. Sans oublier Sirguey et al. (2009) et Dumont et al. (2011) qui, pour leur part, contribuent aux avancées sur l'obtention de ces données optiques de qualité.

L'originalité de ces travaux réside dans l'utilisation de données de réflectances optiques, des données satellitaires faiblement traitées. A ce jour et à notre connaissance ces données n'ont encore jamais été utilisées dans cet exercice. Sur cette constatation, la démarche scientifique de cette thèse repose sur les questionnements suivants :

- **les réflectances optiques satellitaires possèdent-elles un contenu informatif capable de contraindre efficacement le modèle Crocus ? (Chapitres 2, 3 et 4)**

[8] Les simulations Crocus alimentent un système expert nommé MEPRA qui évalue les propriétés mécaniques du manteau neigeux, estime sa stabilisation et ainsi détermine le risque avalancheux (Giraud, 1992).

Pour répondre à cette première question, une série d'expériences menées à partir d'observations virtuelles (expériences jumelles) analyse la valeur ajoutée théorique de l'utilisation des réflectances optiques dans Crocus. De cette manière, il nous est également possible d'évaluer la méthode d'assimilation choisie en s'affranchissant des possibles erreurs de mesure. Ces expériences sont un bon moyen d'examiner les sensibilités du système d'assimilation à différents paramètres, tel que l'impact de la nature et de la fréquence des observations. Les conclusions de ces essais nous interrogent naturellement sur la question suivante :

- **quels sont les obstacles à surmonter pour parvenir à l'assimilation effective des réflectances optiques mesurées par satellites ? (Chapitre 5)**

  Pour juger des difficultés potentielles, le système d'assimilation est contraint par des données réelles. Deux sites expérimentaux sont utilisés pour assimiler des réflectances optiques satellitaires et *in situ*. Des expériences de sensibilité vont contribuer à améliorer notre connaissance sur les particularités du système d'assimilation développé.

Ce manuscrit explore l'ensemble de ces questionnements selon le plan suivant :

Chapitre 2 Les principaux outils utilisés dans ces travaux de thèse sont introduits dans ce chapitre. Une description des propriétés optiques de la neige nous renseigne sur les dépendances des réflectances spectrales avec les caractéristiques de surface du manteau neigeux. La télédétection du couvert nival est ensuite abordée en se focalisant sur l'imageur MODIS. Pour finir, les caractéristiques du modèle de manteau neigeux Crocus et les bénéfices de son nouveau schéma radiatif TARTES sont abordés.

Chapitre 3 Ce chapitre fournit l'ensemble des éléments argumentant le choix des observations et de la méthode d'assimilation de données utilisée pour Crocus. Le concept de l'assimilation de données et les méthodes dominantes sont passés en revue avant de présenter l'état de l'art de cette discipline en hydrologie/nivologie. La méthode d'assimilation utilisée dans les chapitres 4 et 5 est ensuite présentée plus en détail.

Chapitre 4 La présentation des expériences assimilant des données virtuelles est réalisée dans ce chapitre. La description de la méthode de génération de l'ensemble de simulations Crocus précède la présentation des différentes expériences de sensibilité. A travers ces expériences nous évaluons le contenu en informations des observations optiques et le bénéfice de leur assimilation.

Chapitre 5 Ce chapitre décrit les premières tentatives du système d'assimilation en conditions réelles. Un ensemble de tests est ainsi réalisé pour donner des pistes de travail sur les améliorations envisageables.

Chapitre 2

OBSERVATION ET MODÉLISATION DU MANTEAU NEIGEUX

Sommaire

2.1 LES OBSERVATIONS DU MANTEAU NEIGEUX 31
2.1.1 Grandeurs mesurables 31
2.1.2 Optique de la neige 34
2.1.3 Variations de l'albédo de la neige 38
2.2 LA TÉLÉDÉTECTION OPTIQUE DU MANTEAU NEIGEUX 41
2.2.1 Principe de mesure 41
2.2.2 L'imageur MODIS 42
2.2.3 Algorithme de traitement des données MODIS 43
2.2.4 MODImLAB 45
2.3 LA MODÉLISATION DU MANTEAU NEIGEUX 48
2.3.1 Catégories de modèles 48
2.3.2 Description générale du modèle Crocus et son schéma radiatif TARTES 49
2.3.3 Les incertitudes des simulations Crocus 54
2.4 SYNTHÈSE 55

2.1 LES OBSERVATIONS DU MANTEAU NEIGEUX

2.1.1 Grandeurs mesurables

La quantification des grandeurs représentatives des propriétés du manteau neigeux est le meilleur moyen de connaître et de comprendre sa structure et ses caractéristiques. Plusieurs informations du couvert nival peuvent être mesurées selon les besoins, la nature de l'étude et les moyens mis en œuvre (incluant le degré de précision attendu). La structure du manteau neigeux est révélée à l'aide d'une coupe verticale montant la superposition des différentes couches de neige. C'est l'objet du sondage stratigraphique. Il est ensuite possible de caractériser différentes propriétés physiques et chimiques pour chacune de ces couches (sous réserve de certaines conditions de taille, de dureté, d'instruments ...). Parmi les variables accessibles, l'épaisseur, la masse volumique, la température, le contenu en impuretés et la SSA peuvent être mesurées individuellement. Cette connaissance interne du manteau neigeux est indispensable pour des applications précises (e.g. la prévision du risque avalancheux, la compréhension des processus et des interactions gouvernant son évolution). Souvent plus faciles à obtenir, les variables telles que la hauteur de neige et son équivalent en eau liquide informent sur l'intégralité du manteau neigeux. Quelques variables essentielles du manteau neigeux utilisées dans notre étude sont décrites à présent.

Hauteur de neige (SD) et équivalent en eau (SWE)

La hauteur de neige en mètres (notée ici SD pour Snow Depth) est certainement la mesure la plus fréquente et la plus répandue du manteau neigeux étant donné sa "facilité" d'acquisition. A l'aide d'une sonde (observateur) ou d'un capteur ultrason ou laser (station automatique), cette information est obtenue avec de bonnes précisions. La quantité équivalente en eau liquide, ce qu'on appelle en anglais le Snow Water Equivalent (SWE en $\mathrm{kg\,m^{-2}}$) se définit comme la hauteur de neige multipliée par sa masse volumique. Le SWE représente la hauteur d'eau liquide qui résulterait de la fonte instantanée du manteau neigeux. Parvenir à mesurer le SWE est donc extrêmement recherché pour les applications liées au domaine de l'hydrologie. Connaître le SWE, c'est être capable d'estimer avec précision le volume d'eau disponible d'un bassin versant lors de la fonte du couvert nival.

En considérant la variabilité spatiale du couvert nival, la mesure *in situ* de ces grandeurs est uniquement représentative de l'état du manteau neigeux au site de mesure. C'est pourquoi, les nivologues et surtout les hydrologues, sont particulièrement désireux d'accéder à ces données par télédétection. Certaines fréquences micro-ondes pénètrent entièrement le manteau neigeux fournissant ainsi l'information sur la SD ou le SWE (Foster et al., 1997). Ces estimations restent soumises à de nombreuses incertitudes (Kelly et al., 2003; Dong et al., 2005; Foster et al., 2005). Les progrès continus en télédétection laissent espérer une issue prochaine. En attendant, de fortes limites persistent quant à la précision de ces données. Depuis peu, à partir d'images tri-stéréoscopiques, des cartes de SD obtenues à travers l'utilisation de capteurs satellitaires opérant aux longueurs d'onde optiques sont accessibles (Marti et al., 2016).

La densité ou masse volumique

La densité, ou masse volumique, représente la masse de glace par unité de volume de neige. Exprimée en $\mathrm{kg\,m^{-3}}$, le densité de la neige du manteau neigeux alpin peut varier de 80 à 500 $\mathrm{kg\,m^{-3}}$ entre une neige fraîche et une neige humide (qui contient ou a contenu de l'eau liquide dans les espaces entre les grains). La température, l'humidité et la vitesse du vent vont influencer la densité de la neige se déposant au sol. Puis, au cours de son évolution, c'est principalement la compaction, le métamorphisme, et éventuellement le vent qui vont agir sur sa densité. Une forte corrélation existe d'ailleurs entre la densité et les propriétés thermiques de la neige (Calonne et al., 2011). Alors qu'il n'est pas évident de mesurer ces propriétés, la

densité s'obtient en pesant la masse de neige prélevée par un carottier de volume connu. La seule incertitude réside dans la difficulté à connaître le volume exact de neige prélevée. Pour la masse, la précision des balances est de l'ordre de 0,1 g.

Sondage stratigraphique

Le sondage stratigraphique nécessite d'effectuer une coupe verticale du manteau neigeux (Figure 1.2). Le choix de la situation du sondage est essentiel pour que sa mesure, autant que possible, soit représentative du couvert nival. Les sondages sont caractéristiques d'une pente, d'une exposition, d'une altitude et d'un instant donné. L'extrapolation à d'autres pentes, altitudes et expositions est délicate. A partir de la coupe verticale, l'observateur est à même de déterminer visuellement à la fois le type et la taille visuelle (la morphologie) des grains de neige composant chacune des couches de neige. La reconnaissance des types de grains informe sur le métamorphisme ayant eu lieu au sein du manteau neigeux et permet de révéler des couches susceptibles d'intervenir dans le déclenchement d'une avalanche. Ayant accès à la base du manteau neigeux, les profils de température, de dureté et de masse volumique peuvent être réalisés facilement.

Specific Surface Area (SSA)

Observer visuellement le type et la taille de grains est affaire de subjectivité. Sur le terrain, c'est à l'aide d'une loupe et d'une mire que l'observateur les identifie. Bien évidemment, la sensibilité et l'expérience de l'observateur influencent ses décisions. De plus, au sein d'une couche, l'homogénéité parfaite n'existe pas. Les grains peuvent présenter quelques déclinaisons de forme comme de taille. Par ailleurs, les interconnexions et ponts de glace reliant les grains sont difficilement rapportables. C'est pourquoi une description uniquement fondée sur le type et la taille est imparfaite. La taille des grains a pourtant été longtemps utilisée pour décrire les interactions électromagnétiques de la neige (Warren, 1982). Dans un milieu poreux tel que la neige, la diffusion de la lumière est fonction de la surface de ses grains alors que leur volume influence l'absorption de la lumière (Grenfell and Warren, 1999). Il est donc préférable de caractériser la neige à l'aide d'une métrique plus adaptée.

La surface spécifique (SSA, de l'anglais Specific Surface Area) permet de décrire objectivement la microstructure de la neige sans avoir à déterminer les grains individuellement. Définie comme la surface totale de l'interface glace/air par unité de masse ($m^2\,kg^{-1}$), cette variable permet de s'affranchir de la notion de grain en mesurant le rapport surface/masse de neige. La SSA est aujourd'hui une variable prisée dans les études du manteau neigeux puisqu'elle permet de relier l'état microphysique du couvert nival à ses propriétés électromagnétiques telles que l'albédo, la pénétration, la diffusion et l'absorption de la lumière. Plus la neige est fraîche et dendritique, plus les valeurs de SSA sont élevées (c'es-à-dire une surface importante). Au cours du temps, avec le vieillissement des grains et l'arrondissement que cela peut produire (sauf dans certains cas), la SSA tend à diminuer. Pour un manteau neigeux alpin et saisonnier, les valeurs de SSA atteignent $100\,m^2\,kg^{-1}$ alors qu'en Antarctique, au niveau de la station Pôle Sud, elles peuvent dépasser $200\,m^2\,kg^{-1}$ (Libois, 2014).

De nombreuses méthodes permettent de mesurer la SSA de la neige par des procédés chimiques, des techniques d'analyse d'images, par micro-tomographie et également par mesures optiques. Les variations de SSA sont en effet fortement corrélées à celles de la réflectance de la neige dans le proche infrarouge (Domine et al., 2006; Gallet et al., 2009). En se basant sur ce principe, des instruments ont été développés pour recueillir cette information directement sur le terrain tout comme son estimation à partir des cartes de réflectance satellitaire.

Le contenu en impuretés

A la surface du manteau neigeux, peuvent se déposer des impuretés susceptibles d'absorber le rayonnement solaire en diminuant l'albédo de surface. On parle ainsi d'impuretés absorbantes (Warren, 1982; Warren and Clarke, 1990; Jacobson, 2004; Hansen and Nazarenko, 2004; Painter et al., 2010; Flanner et al., 2009; Painter et al., 2012; Flanner et al., 2012; Doherty et al., 2013; Dumont et al., 2014). Ces impuretés sont d'origines diverses : continentales, océaniques, volcaniques, mais également d'activités anthropiques telles que l'agriculture, l'industrie, ou plus largement, la pollution atmosphérique. De la même manière, leurs natures sont variées : minérales, organiques ou encore des micro-organismes (e.g. algae, cyanobactérie). Dans certains cas, la présence d'impuretés peut donner lieu à une coloration du manteau neigeux (Figure 2.1), neige rouge (poussières minérales ou sables contenant beaucoup de Fer), neige jaune (sables sahariens) et même neige noire (carbone suie ou black carbon - BC).

Figure 2.1: **Exemples de manteaux neigeux contaminés par des impuretés**. A gauche: La stratigraphie révèle une couche de neige de couleur rougeâtre. Les chutes de neiges ont par la suite recouvert cette couche. Les impuretés se concentreront en surface lorsque la neige se mettra à fondre. A droite: Dépôt en surface d'une grande quantité de poussière. Les coulées de neige laissent apparaître la neige blanche juste en dessous. Col du Lautaret, 31 mars 2016. Source : Pascal Hagenmuller.

On comprend donc que la présence des ces impuretés impacte directement les propriétés optiques de la neige. L'effet des impuretés s'opère dans la partie visible du spectre solaire en ayant tendance à fortement augmenter la quantité d'énergie absorbée par la neige (Warren, 1982). Les albédos spectraux de ces longueurs d'onde sont, par conséquent, sérieusement diminués. Parmi les impuretés, le carbone suie est de loin celui dont la capacité d'absorption de l'énergie est la plus marquée pour une masse donnée (à 500 nm, 1 ng g^{-1} de carbone suie affecte autant l'albédo que 100 ng g^{-1} de poussière, Warren, 1982). Compte tenu de leur quantité nettement supérieure au BC, les poussières ont un impact majeur sur le couvert nival (Dumont et al., 2014; Painter et al., 2007, 2012).

Différentes méthodes permettent de mesurer le contenu en impuretés. Les méthodes optiques exploitent la forte sensibilité de l'albédo de la neige aux impuretés dans les longueurs d'onde visibles (0.4 - 0.8 μm). Par le biais de tests en laboratoire et/ou de simulations numériques, le spectre de la neige pure (l'albédo en fonction des longueurs d'onde) ainsi que les facteurs physico-chimiques induisant ses variations spectrales sont aujourd'hui bien documentés. Par conséquent, en travaillant à des longueurs d'onde données et par comparaison avec le spectre de la neige pure, il est possible d'estimer la concentration en impuretés dans le manteau neigeux.

L'analyse chimique d'échantillons de neige reste néanmoins le procédé le plus adapté pour

distinguer clairement le type d'impuretés et obtenir une information complète de la contamination du manteau neigeux. Les échantillons sont prélevés sur le terrain et la majorité des analyses est réalisée en laboratoire. Ce sont des mesures exigeantes, contraignantes, nécessitant d'importants moyens de mesures et généralement destructrices. Très peu de mesures de ce type sont réalisées dans les Alpes françaises alors que l'évolution du manteau neigeux saisonnier alpin en est directement liée. En fin de saison, la fonte du manteau neigeux fait apparaitre en surface les impuretés accumulées au cours de la saison. Ces impuretés, généralement hydrophobes, ne vont pas être mobilisées par les eaux de fonte mais à l'inverse, vont se concentrer en surface. L'absorption de l'énergie solaire sera donc plus importante et aura pour conséquence l'accélération de la fonte du manteau neigeux. C'est une boucle de rétroaction. Les impuretés diminuent l'albédo, l'absorption en énergie est augmentée, la fonte est accélérée, la disparition progressive du manteau neigeux laisse apparaitre de plus en plus d'impuretés à sa surface, l'albédo de la neige diminue encore, et ainsi de suite.

2.1.2 Optique de la neige

Avant de se pencher sur l'étude spécifique des interactions optiques au sein du manteau neigeux, nous évoquons quelques principes physiques de base du rayonnement électromagnétique. Ce rayonnement s'apparente à un transport d'énergie dans la nature. La propagation de cette énergie est sous forme non continue mais véhiculée par des entités élémentaires appelées photons. Chaque photon représente ainsi une certaine quantité d'énergie dont la valeur dépend des longueurs d'onde considérées. Plus les longueurs d'onde du rayonnement sont courtes (ou la fréquence élevée), plus l'énergie transportée est importante.

L'ensemble des rayonnements électromagnétiques variant sur une grande gamme de longueurs d'onde définit le spectre électromagnétique (Figure 2.2). La lumière visible, c'est-à-dire sensible à l'œil humain, correspond à une partie très limitée de ce spectre. Les longueurs d'onde du visible varient principalement entre 0.4 et 0.8 μm. Au-delà de 0.8 μm et jusque 1 mm environ, on entre dans le domaine infrarouge dont les rayonnements ne sont plus perceptibles par l'œil humain. Complétés par les rayonnements ultraviolets (longueurs d'onde comprises entre 100 et 400 μm - non abordées dans ces travaux), ces deux domaines spectraux forment ce que l'on nomme le domaine de l'optique.

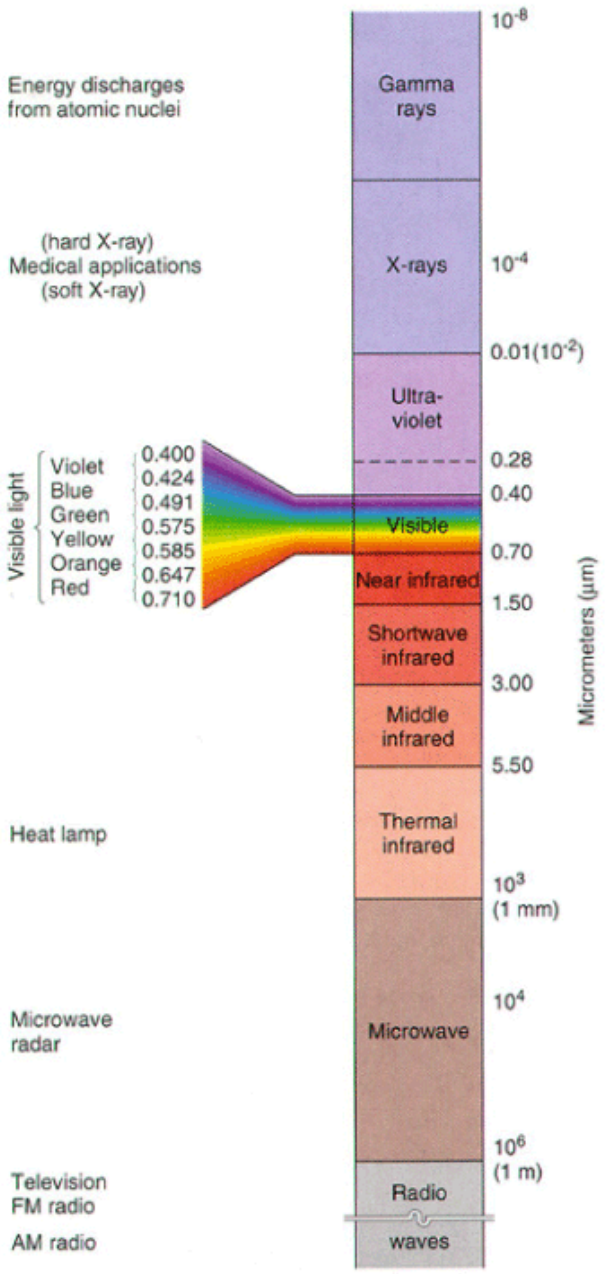

Figure 2.2: **Spectre électromagnétique d'origine naturelle et artificielle**. Issu de Christopherson (2000)

.

La propagation du rayonnement électromagnétique dans un milieu donné, et notamment son absorption, est gouvernée par l'indice complexe de réfraction $n(\lambda)$ du milieu traversé. Cet indice s'exprime de la façon suivante:

$$n(\lambda) = n_{re}^{'}(\lambda) + \mathbf{i}n_{im}^{''}(\lambda) \quad \text{avec} \quad n_{im}^{''}(\lambda) = \kappa_a(\lambda) \tag{2.1}$$

Il détermine par sa partie réelle ($n_{re}^{'}$) la vitesse de propagation du rayonnement induisant également son fléchissement à l'interface de deux milieux (phénomène de réfraction). Reliée au coefficient d'extinction (κ_a), la partie imaginaire ($\mathbf{i}n_{im}^{''}$) quantifie la part absorbée par le milieu. Cela permet d'obtenir la profondeur de pénétration du rayonnement dans le milieu, autrement dit, la profondeur jusqu'à laquelle le rayonnement va interagir avec le milieu en étant toujours capable de revenir vers son milieu d'origine (d'être rétrodiffusé). Selon la profondeur de pénétration, l'information mesurée par le capteur informe sur les propriétés

du milieu sur une certaine épaisseur. La "surface" du manteau neigeux représente donc une notion de volume proche de la surface, à ne pas confondre avec l'interface air/neige. On retiendra pour la suite que cet indice dépend de la longueur d'onde λ à laquelle on s'intéresse.

Indice de réfraction de la glace

Pour le matériau neige, c'est l'indice de réfraction de la glace qui détermine ses propriétés radiatives (Warren and Brandt, 2008). Effectivement, la neige peut être considérée comme un milieu particulaire ou poreux contenant une densité importante de diffuseurs (les grains de neige, plus exactement les cristaux de glace). Les pores sont remplis principalement d'air, parfois d'eau liquide. C'est donc bien le matériau glace sur lequel l'onde électromagnétique va principalement réagir.

La Figure 2.3 présente les variations de la partie imaginaire de l'indice de réfraction de la glace balayant les longueurs d'onde des domaines de l'ultraviolet (0.01 - 0.4 μm), du visible (0.4 - 0.8 μm) et de l'infrarouge (0.8 - 5 μm). La partie imaginaire qui représente le coefficient d'extinction du rayonnement croît des premières longueurs d'onde visibles jusqu'à l'infrarouge. Cela traduit la transparence de la glace dans le visible (où le rayonnement peut pénétrer plusieurs dizaines de mètres) puis la diminution progressive de la profondeur de pénétration du rayonnement dans l'infrarouge (induisant une glace de plus en plus opaque dans ces longueurs d'onde). Dans ce cas, à 2 μm par exemple, quelques millimètres de glace suffisent pour absorber l'intégralité du rayonnement. Si parfois la glace profonde des glaciers (ou même le fond d'un puits de neige) nous apparaît bleue, c'est parce que les longueurs d'onde de la couleur bleue (0.5 μm) sont les dernières à être absorbées.

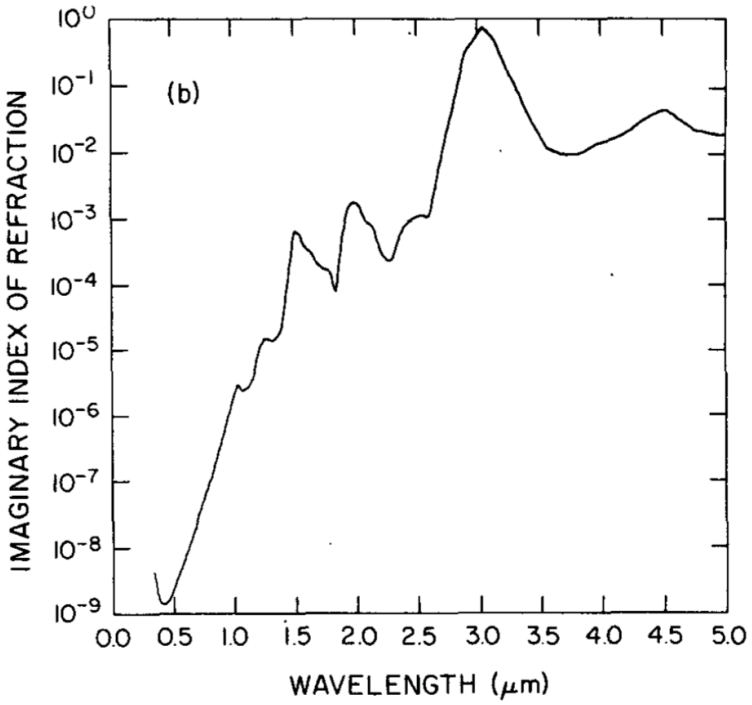

Figure 2.3: Partie imaginaire (coefficient d'extinction, κ_a) de l'indice de réfraction de la glace en fonction des longueurs d'onde. D'après Wiscombe and Warren (1980).

Une bonne caractérisation de l'indice de réfraction de la glace est donc primordiale pour estimer avec précision le comportement réfléchissant de la neige ou inversement la quantité d'énergie absorbée, selon les longueurs d'onde. Différentes valeurs de cet indice peuvent être

trouvées dans la littérature (Carmagnola et al., 2013). L'étude menée par Carmagnola et al. (2013) s'appuie sur une connaissance précise des propriétés de la neige (mesures *in situ*) pour évaluer les estimations des valeurs d'albédo (simulations numériques). La comparaison des simulations et des observations révèle qu'une source potentielle d'erreurs peut provenir de l'imprécision de l'indice de réfraction. Cette incertitude est également constatée dans les travaux de Picard et al. (2016) dans une autre gamme de longueurs d'onde.

Réflectance et albédo

Lorsque le soleil illumine une surface enneigée, la quantité d'énergie renvoyée vers l'atmosphère ou absorbée par le manteau neigeux est déterminée par l'albédo de la neige (ou plus précisément sa réflectance). Le terme "albédo" est effectivement très employé quand il est question du caractère réfléchissant de la neige mais son utilisation est bien souvent abusive. L'albédo traduit effectivement le ratio rayonnement réfléchi / rayonnement incident mais, pour compléter sa définition et le distinguer des réflectances, il faut préciser les aspects spectraux et la configuration géométrique de l'éclairement incident et du rayonnement réfléchi.

Pour définir l'albédo, le rayonnement incident (nécessairement dans le spectre solaire), et celui réfléchi par la surface se doivent d'être propagés dans toutes les directions. Lorsque l'on s'intéresse à une longueur d'onde spécifique, le rapport de ces flux définit alors l'albédo spectral. L'albédo large-bande quantifie quant à lui la fraction de rayonnement réfléchi mais intégrée sur la totalité du spectre solaire.

La notion de réflectance reprend la définition d'une portion d'énergie renvoyée par la surface mais son appellation est complétée selon la combinaison des angles solides de l'illumination incidente et de sa réflexion. La Figure 2.4 détaille les différentes définitions possibles de la réflectance. L'albédo correspond alors à l'encadré 9 de cette figure, c'est-à-dire la réflectance bi-hémisphérique. A la différence de l'albédo, la réflectance est toujours calculée selon des longueurs d'onde spécifiques (réflectance spectrale).

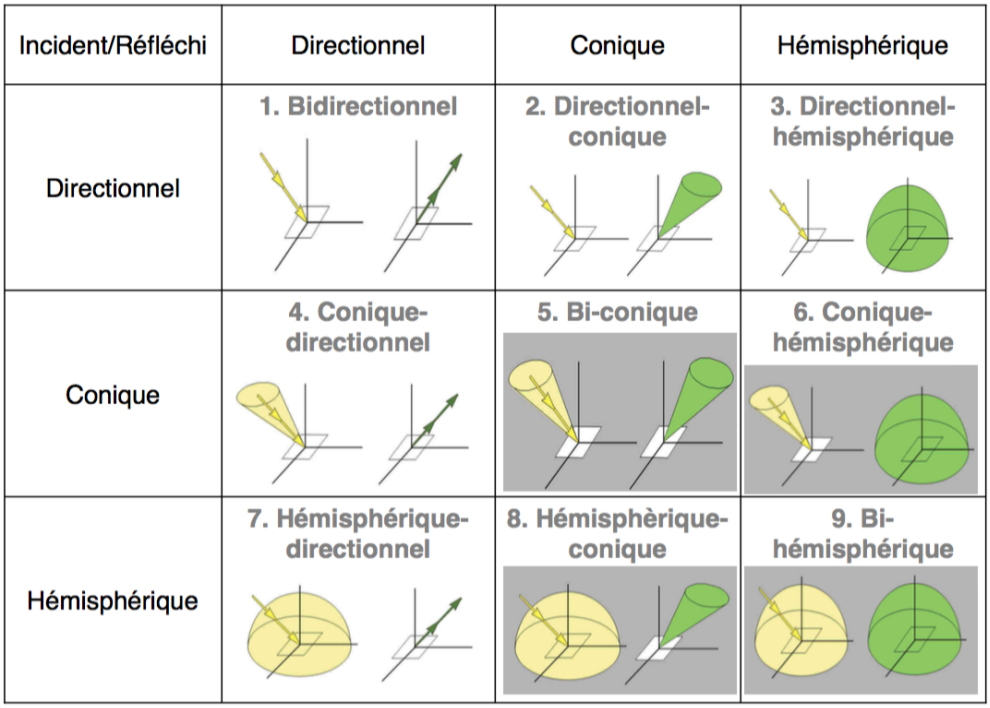

Figure 2.4: **Représentation des différentes notions de réflectance.** En ligne, les configurations géométriques possibles de l'éclairement incident, et en colonne celles du rayonnement réfléchi. La couleur jaune se réfère à la quantité incidente et la couleur verte à la quantité réfléchie. Les graphiques grisés correspondent aux cas de quantités mesurables. D'après Schaepman-Strub et al. (2006).

Les mesures d'albédo large-bande peuvent être réalisées à l'aide d'un radiomètre. Cet instrument mesure l'intensité du flux électromagnétique dans le spectre solaire. L'instrument est nommé spectroradiomètre lorsque la mesure est effectuée en fonction des longueurs d'onde. Ce type d'instrument peut être embarqué sur des satellites. Dans ce cas, le dispositif de télédétection mesure les réflectances dénommées réflectances hémisphérique-conique (Figure. 2.4, encadré 8). L'éclairement de la surface provient de toutes les directions (hémisphérique) tandis que le rayonnement réfléchi est mesuré selon l'ouverture du champ de vision du capteur (conique). Un exemple précis est donné dans la section 2.2.2 avec l'imageur MODIS.

2.1.3 Variations de l'albédo de la neige

Le pouvoir réfléchissant de la neige dépend de nombreuses caractéristiques incluant aussi bien les propriétés angulaires et spectrales du rayonnement incident que certaines propriétés physiques et chimiques de la surface du manteau neigeux. L'albédo spectral de la neige varie considérablement avec la longueur d'onde, ce qui dérive directement des propriétés optiques de la glace (Figure 2.3). L'albédo spectral de la neige est élevé dans le visible et décroît rapidement dans l'infrarouge. Puis, en fonction des longueurs d'onde, l'albédo spectral est fortement sensible aux variations de SSA ou au contenu en impuretés du manteau neigeux. Ces dépendances sont résumées ci-dessous.

Influence des caractéristiques angulaires du rayonnement

Naturellement, en télédétection optique la source du rayonnement est uniquement le soleil. Dans cette gamme de longueurs d'onde, le rayonnement émis par la cible est négligeable, le capteur embarqué ne mesure que le rayonnement réfléchi par la cible. L'éclairement de la cible varie selon la course du soleil et influence inévitablement la quantité d'énergie réfléchie par la surface. L'angle solaire zénithal, c'est-à-dire l'angle mesurant la distance entre la verticale

au zénith et le soleil, caractérise l'éclairement de la cible. Cet angle dépend de l'heure, de la saison ainsi que de la latitude. L'albédo (et la réflectance) varie(nt) en fonction de l'angle solaire zénithal (Warren, 1982).

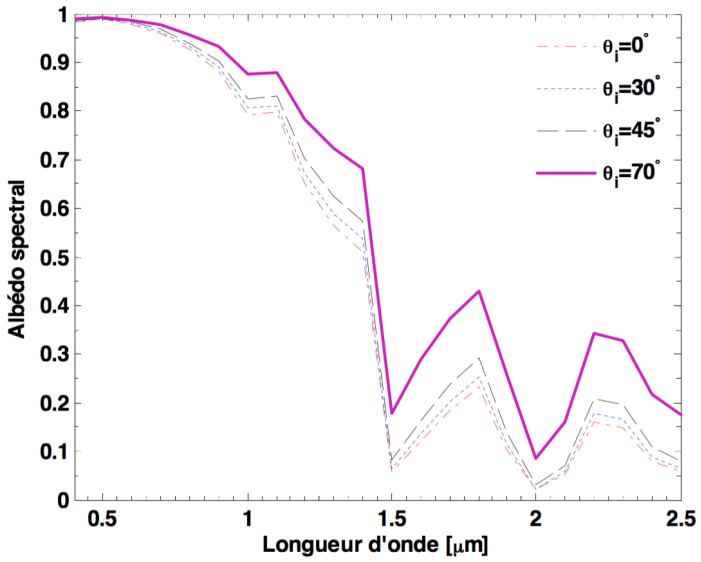

Figure 2.5: **Influence des variations de l'angle solaire zénithal sur l'albédo spectral de la neige.** Ces spectres sont issus de simulations DISORT[1]en considérant une neige pure avec une SSA de 80 m^2kg^{-1}. D'après Dumont (2010).

On constate sur la Figure 2.5 que l'augmentation de l'angle solaire zénithal entraine une augmentation de l'albédo spectral. Plus le soleil est rasant, plus le photon qui pénètre le manteau neigeux rencontre des diffuseurs proches de la surface augmentant sa probabilité d'être rétrodiffusé. A l'inverse, un photon pénétrant avec un faible angle solaire zénithal dans le manteau neigeux s'enfoncera verticalement sur une plus grande distance et ainsi augmente ses chances d'être absorbé. A l'évidence, la pente de la surface contribue à modifier l'angle solaire zénithal et donc également l'albédo.

Influence de la SSA et de la forme des grains de neige

L'albédo de la neige augmente avec sa SSA (Gallet et al., 2009) mais ces variations sont dépendantes des longueurs d'onde (Figure 1.5). Les fortes valeurs de SSA induisent des rapports surface/volume importants. La diffusion des photons étant dépendante de la surface des grains de neige alors que l'absorption de leur volume, un photon aura donc plus de chances d'être diffusé pour des valeurs de SSA élevées. Inversement, pour de faibles valeurs de SSA, la probabilité pour le photon d'être absorbé devient supérieure. D'autre part, compte tenu de la faible capacité de la glace à absorber dans le visible, l'influence de la SSA dans ces longueurs d'onde est alors très largement restreinte. L'albédo spectral de la neige est donc dépendant de sa SSA et ce, particulièrement dans le domaine où la neige absorbe le plus le rayonnement, c'est-à-dire dans la gamme de longueurs d'onde de l'infrarouge.

Alors que l'effet de la SSA est dorénavant bien quantifié, l'influence de la forme des grains de neige sur l'albédo spectral est encore aujourd'hui affaire de recherche. La forme des grains oriente les interactions de l'onde électromagnétique à sa rencontre. Ce faisant, l'albédo spec-

[1]Le modèle DiScrete Ordinate Radiative Transfer - DISORT, Stamnes et al. (1988) - est un modèle de transfert radiatif en configuration 16-flux qui se base sur la théorie de Mie, c'est-à-dire en considérant la forme des grains de glace comme sphériques. A la différence de TARTES, on ne peut donc pas tester l'influence de la forme des particules sur la propagation de la lumière dans la neige. Ce modèle est bien souvent utilisé comme la référence pour les transferts radiatifs au sein du manteau neigeux.

tral est naturellement impacté. Picard et al. (2009) ont démontré que pour une même valeur de SSA, l'albédo spectral à 1.31 μm peut fortement varier en fonction des variations de forme. En effet, pour une valeur d'albédo donnée, l'estimation de la SSA peut varier de $\pm 20\%$ uniquement selon la forme du grain de neige considéré.

Influence du contenu en impuretés

Les impuretés contenues dans le manteau neigeux impactent également l'albédo spectral de la neige (Warren, 1982). Dans le domaine du visible, là où la neige est peu absorbante, la partie imaginaire de l'indice de réfraction des impuretés est bien plus élevée que celle de la glace (Figure 2.6). Les impuretés absorbent donc davantage d'énergie ce qui entraîne une diminution de l'albédo dans cette gamme de longueurs d'onde. Dans l'infrarouge, la capacité de la glace à absorber domine sur les impuretés, ces dernières n'étant pas suffisamment (ou très rarement) concentrées pour prévaloir. Il en résulte un effet quasi inexistant comme le montre la Figure 1.5. C'est donc uniquement dans la partie visible du spectre solaire que l'influence des impuretés sera visible. Cette caractéristique sera particulièrement intéressante pour la télédétection de la neige.

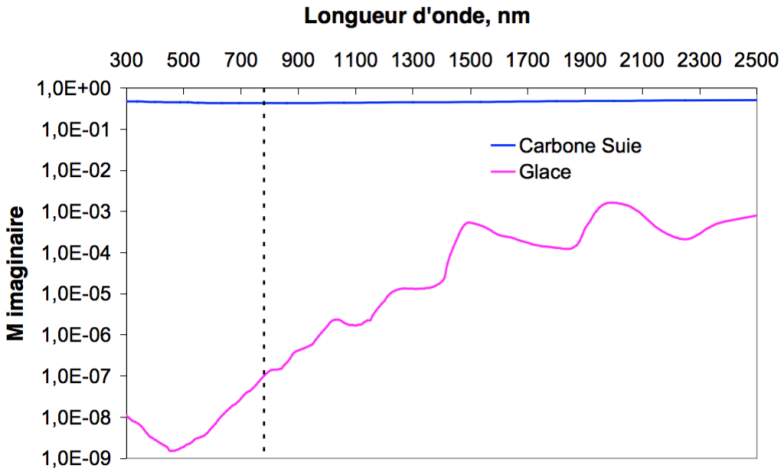

Figure 2.6: Comparaison de la partie imaginaire des indices complexes de réfraction de la glace (courbe rose) et du carbone suie (courbe bleue). Échelle logarithmique en ordonnée. D'après Gallet et al. (2009).

Résumé

La **SSA** qui quantifie la microstructure de la neige varie selon le métamorphisme des grains. Ces variations impactant la propagation du rayonnement proche infrarouge au sein du manteau neigeux en font une variable d'importance dans la compréhension des propriétés radiatives du couvert nival.

En type et en concentration variables, les **impuretés** contaminent le manteau neigeux jusqu'à sa fonte. En plus de possiblement fragiliser sa structure, elles absorbent une grande quantité d'énergie solaire dans la partie visible du spectre électromagnétique. Le pouvoir réfléchissant de la neige en est donc diminué et l'énergie disponible pour fondre le manteau neigeux augmentée.

C'est donc majoritairement ces deux grandeurs (le contenu en impuretés et la SSA) qui influencent les propriétés électromagnétiques du manteau neigeux dans les domaines spectraux du visible (0,4 - 0,8 µm) et de l'infrarouge (0,8 - 2 µm), respectivement.

Si ces variables modifient la propagation du rayonnement dans le manteau neigeux, à la base les propriétés optiques de la neige sont gouvernées par **l'indice de réfraction de**

la glace. C'est cet indice qui est responsable de la faible absorption dans le domaine du visible (la lumière pénètre plusieurs centimètres) et une forte absorptivité dans l'infrarouge (pénétration de quelques millimètres seulement). Les variations du pouvoir réfléchissant de la neige du visible à l'infrarouge définissent la **signature spectrale** de la neige.

L'ensemble de ces processus détermine ainsi le parcours du rayonnement au sein du manteau neigeux incluant son absorption, sa transmission et sa réflexion. La partie réfléchie du rayonnement solaire est alors quantifiée par la **réflectance** de la neige. La mesure des variations spectrales de ces réflectances permet donc d'estimer le contenu en impuretés (réflectances visibles) et la SSA (réflectances infrarouges) de la "surface" du manteau neigeux.

2.2 LA TÉLÉDÉTECTION OPTIQUE DU MANTEAU NEIGEUX

Nous avons vu dans la section 1.2.3 une introduction de la télédétection de la neige en dégageant les deux grandes classes de mesure, les mesures dites optiques c'est-à-dire dans la gamme du spectre solaire et les mesures micro-ondes, actives et passives, balayant les fréquences Giga Hertziennes. Selon la gamme de fréquences dans laquelle est réalisée la mesure télédétectée, l'analyse des informations véhiculées par le rayonnement électromagnétique permet d'accéder à différentes propriétés du manteau neigeux. L'ensemble des expériences réalisées dans ces travaux est basé sur le potentiel des observations optiques, principalement obtenues par l'imageur MODIS. Cette section a pour objectif de présenter le principe des mesures télédétectées, l'imageur MODIS et les corrections qu'exige toute mesure satellitaire.

2.2.1 Principe de mesure

La télédétection est une technique cherchant à observer une cible sans contact direct avec elle. Que l'instrument de télédétection soit au sol ou à bord d'un satellite, le principe de mesure reste le même. Plus exactement, l'instrument enregistre le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par la cible. Le dispositif de télédétection, appelé radiomètre, mesure l'énergie transportée par le rayonnement électromagnétique. Il s'agit d'une mesure d'une quantité d'énergie (en Joules) par unité de temps (en secondes), c'est-à-dire un flux radiatif ou flux d'énergie qui s'exprime donc en Watt (W). L'intensité du flux d'énergie est sensible à différents paramètres :

- la gamme de longueur d'onde (bande spectrale) dans laquelle le radiomètre opère dont l'unité est le μm,
- la surface de la cible qui émet ou réfléchit le rayonnement (en m^2),
- et certains aspects géométriques du rayonnement sont à considérer tels que l'angle solide (l'unité de mesure est le stéradian, sr) avec lequel le capteur voit la cible. Cela peut être vu comme l'ouverture du champ de vision du capteur.

L'ensemble de ces considérations appliqué au flux d'énergie émis ou réfléchi par la cible définit la notion de luminance (ou radiance en anglais) dont l'unité est bien en $W\,m^{-2}\ sr^{-1}\,\mu m^{-1}$. La luminance représente le flux d'énergie réellement mesuré par le capteur.

Dans la gamme des longueurs d'onde du visible et proche infrarouge (entre 0.4 et 2.5 μm), la source extérieure du rayonnement est le Soleil. Avant de traverser l'atmosphère terrestre, le flux solaire peut être considéré comme constant. L'éclairement correspond au flux solaire par unité de surface ($W\,m^{-2}$). La luminance mesurée par le radiomètre à bord du satellite représente la quantité de ce rayonnement solaire incident ayant été réfléchie par la surface dans la direction du capteur. Le rapport entre cette luminance réfléchie et celle incidente définit ainsi la réflectance TOA (au-dessus de l'atmosphère, "Top Of Atmosphere").

Pour finir, la quantité d'énergie ne parvient au capteur satellitaire qu'après la traversée de l'atmosphère du rayonnement incident puis réfléchi. Les gaz atmosphériques tel que l'azote, l'oxygène, l'ozone, la vapeur d'eau ou encore le gaz carbonique vont avoir tendance à absorber l'énergie transportée par le rayonnement. Chacun de ces gaz agit selon des longueurs d'onde spécifiques provoquant des pics d'absorption. Pour ces longueurs d'onde, la réflectance mesurée par le satellite est donc atténuée (bande d'absorption) et, dans certains cas, le rayonnement peut même être totalement absorbé. A leur contact, les molécules atmosphériques vont également diffuser le rayonnement. L'interaction entre le rayonnement et les molécules gazeuses de l'atmosphère est connue sous le nom de la diffusion de Rayleigh. Cette diffusion de façon égale dans toutes les directions (isotrope) se produit lorsque la taille des molécules diffusantes est très inférieure à la longueur d'onde du rayonnement. Étant donné la petite taille des molécules gazeuses, celles-ci vont plus facilement dévier les courtes longueurs d'onde. C'est d'ailleurs ce phénomène qui explique la couleur bleue du ciel. L'atmosphère est également constituée d'aérosols, de type et de taille très variables, qui vont donc affecter différemment le rayonnement. Les aérosols de petite taille diffusent le rayonnement de la même manière que les molécules gazeuses tandis que ceux de taille plus grosse diffusent toutes les longueurs d'onde. Certains aérosols peuvent également absorber une partie du rayonnement. On mesure la capacité de l'atmosphère à transmettre le rayonnement selon son épaisseur optique.

Finalement, la réflectance hémisphérique-conique de surface correspond au rapport de la luminance réfléchie par la surface et corrigée des effets atmosphériques sur la luminance incidente en surface.

2.2.2 L'imageur MODIS

MODIS (Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer) est un radiomètre spectral de haute résolution temporelle fournissant des images de la surface terrestre et de la couverture nuageuse dans 36 fines bandes spectrales couvrant le domaine du visible à l'infrarouge thermique (de 0.405 μm à 14.385 μm). Les sept premières bandes MODIS dont quatre dans le domaine visible et trois dans le proche infrarouge, sont tout à fait adaptées pour l'analyse des propriétés du manteau neigeux. Comme évoqué précédemment (section 2.1.3), les variations des valeurs d'albédo dans le visible informent sur le contenu en impuretés de la surface du manteau neigeux et celles ayant lieu dans le proche infrarouge sont sensibles aux variations de SSA. La Figure 2.7 superpose sur le même graphique ces variations et la position des bandes MODIS. La résolution spatiale de l'instrument varie selon les bandes spectrales (au nadir, 250 m: bandes 1 et 2; 500 m: bandes 3 à 7; 1 km: pour le reste). Ensemble, les différents spectromètres prennent une image complète de la Terre tous les 1 ou 2 jours. (Barnes et al., 1998).

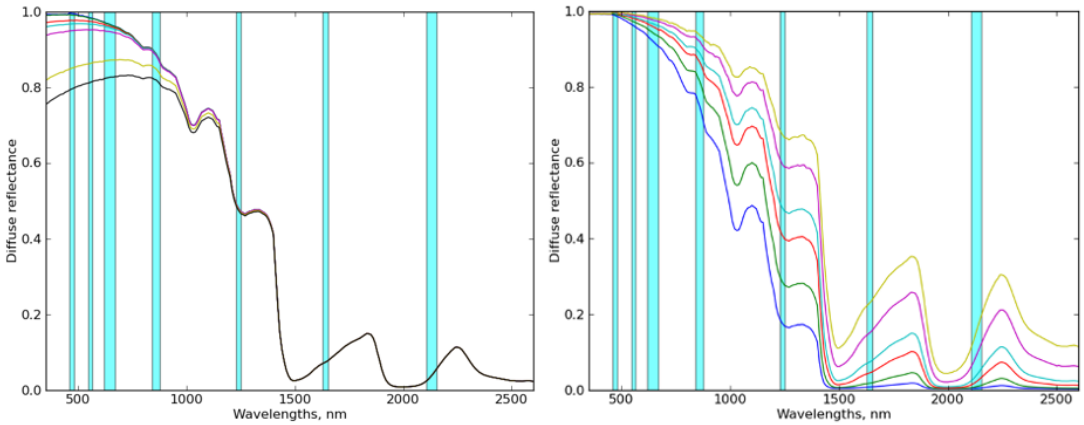

Figure 2.7: Représentation des bandes spectrales MODIS (bandes bleues) par rapport aux variations du spectre de la neige en fonction de la concentration en impuretés (gauche) et de la SSA (droite).

Le premier imageur MODIS a été lancé à bord de la plate-forme AM-1 TERRA en décembre 1999 avec pour objectif l'étude des interactions entre l'atmosphère, les surfaces terrestres et les océans. TERRA est un satellite du programme EOS - Earth Observing System (Système d'observation de la Terre) - de la NASA qui regroupe plusieurs satellites chargés d'observer le système terrestre et sa réaction aux modifications d'origine naturelle ou humaine. Depuis le 24 février 2000, MODIS TERRA observe en continu la Terre entière et assure la poursuite et l'extension de la base de données acquise par de précédents capteurs tels que AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer), TM (Landsat Thematic Mapper) ou encore HIRS (High Resolution Infrared Sounder). Deux ans plus tard, un deuxième imageur MODIS très fortement similaire à MODIS TERRA rejoint la plate-forme EOS/PM-1. MODIS AQUA fournira ces premières données le 24 juin 2002. Comme leurs noms l'indiquent, ces deux plates-formes EOS AM-1 (pour Ante-Meridiem: matin) et PM-1 (Post-Meridiem: après-midi) se différencient par leurs horaires d'acquisition au-dessus d'une même zone. MODIS TERRA survole l'équateur à 10h30, heure locale, sur un nœud descendant alors que MODIS AQUA l'observe à 13h30 sur un noeud ascendant. Ces deux satellites placés sur la même orbite et survolant en tandem la même zone à quelques heures d'intervalle rendent accessibles des mesures intra-journalières du couvert nival. Cela garantit ainsi une plus grande probabilité d'observations d'une même zone sans occultation nuageuse.

2.2.3 Algorithme de traitement des données MODIS

Un traitement du signal reçu par le satellite est indispensable pour récupérer une information exploitable. Le dispositif embarqué de télédétection mesure des réflectances TOA ("au-dessus de l'atmosphère", traduction de Top Of Atmosphere) qui correspondent au *signal brut satellitaire*. A partir de ces mesures, des algorithmes de récupération (méthode d'inversion) sont alors nécessaires pour convertir ces mesures TOA en une information de surface traitée des différents effets affectant le signal dans son trajet jusqu'au capteur satellitaire.

Après traitement, l'algorithme fournit des *produits satellitaires*. Les images satellitaires sont en effet classées en niveaux selon les traitements réalisés. De manière générale, les données de niveau 1 correspondent aux données brutes (niveau 1A) où tous les pixels ont été acquis à la même date. Les données de niveau 1B sont fournies après géolocalisation et quelques corrections radiométriques. A ce stade, on a accès aux données de réflectances spectrales TOA. Un niveau de traitement supplémentaire (niveau 2A) fournit les réflectances spectrales de surface. Les images satellitaires telles que les cartes de couverture neigeuse ou les cartes d'albédo de surface sont des produits de niveau 2 ou plus. Au-delà du niveau 2, ce sont généralement des cartes de synthèse temporelle (et/ou spatiale) des pixels non nuageux. Pour estimer ces paramètres physiques, l'algorithme va combiner des informations

pouvant provenir des différentes bandes spectrales puis appliquer de nombreux traitements. Inévitablement, l'ascension dans ces niveaux induit toujours plus d'erreurs dans les produits. Chaque étape de traitement est une source d'incertitude possible.

A partir des données MODIS, une gamme évolutive de 5 niveaux de produits MODIS est réalisée et distribuée gratuitement par le NSIDC (the National Snow and Ice Data Center; http://modis.gsfc.nasa.gov/). Cette gamme propose des cartes obtenues à partir de données MODIS d'un niveau faiblement traité à des composés spatio-temporels couvrant une période de plusieurs jours jusqu'à une durée d'un mois pour les produits les plus évolués. Ces produits sont issus d'un algorithme appelé MOD10. La Figure 2.8 reprend les différents traitements appliqués aux produits MODIS de niveau 1 jusque 5. Quotidiennement (niveau 2), quatre variables de données sont alors fournies : albédo large bande, couverture neigeuse, fraction neigeuse et un paramètre de qualité. Ces cartes sont générées avec une résolution spatiale de 500 m où la détection de la couverture neigeuse se base sur l'indice de différence normalisée de neige (NDSI, Normalized Difference Snow Index - Salomonson and Appel, 2004; Hall and Riggs, 2007). L'albédo de la surface est estimé à partir d'un modèle de BRDF, Bidirectional Reflectance Distribution Function (Klein and Stroeve, 2002). Plusieurs études évaluant les performances de ces produits neige par rapport à des mesures *in situ* révèlent un pourcentage d'erreur inférieur à 10% quant à la présence ou non de neige au sol (Hall and Riggs, 2007) et un biais positif de 10% sur les valeurs d'albédo large bande (Tekeli et al., 2006).

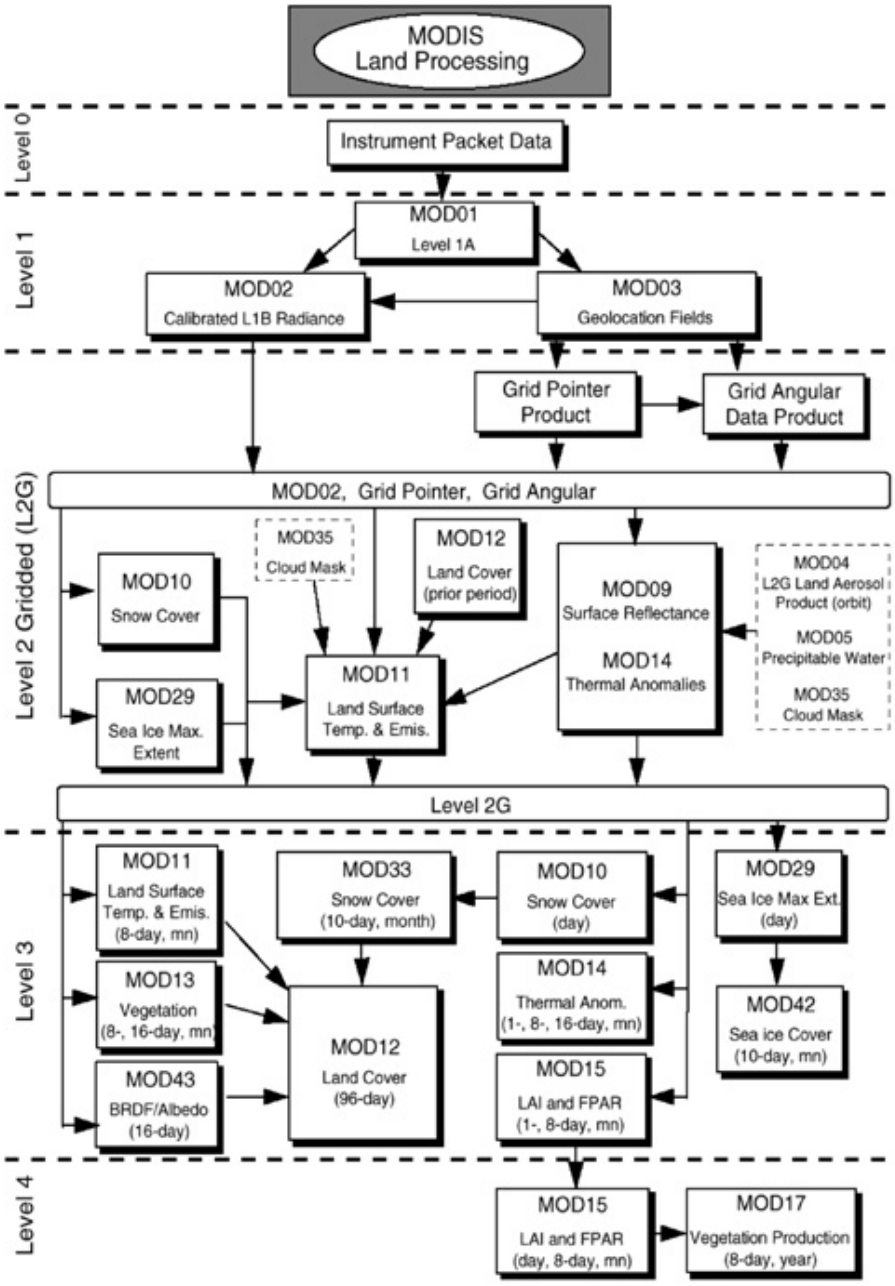

Figure 2.8: Organigramme décrivant l'ensemble des processus réalisés par l'algorithme "MOD10" pour obtenir les différents niveaux des produits satellitaires MODIS (catégorie « Land Processing »): www.globalimaging.com

2.2.4 MODImLAB

Motivés par l'absence de corrections topographiques spécifiques aux zones de montagne dans l'algorithme MOD10, particulièrement regrettable pour nos applications, Sirguey et al. (2009) épaulés de Dumont et al. (2012b) développent à leur tour un algorithme de traitements des données MODIS nommé MODImLAB.

MODImLAB permet de déterminer, entre autres, la couverture neigeuse et l'albédo de surfaces enneigées à partir de données MODIS/TERRA de niveau 1B (MOD02HKM, MOD02QKM, MOD021KM) et des données de géolocalisation (MOD03, niveau 1A). Alors que l'algorithme MOD10 génère des cartes à une résolution de 500 m, MODImLAB offre une information à 250 m de résolution. Les réflexions multiples dues à la grande variabilité topographique des terrains de montagne sont prises en compte dans les traitements tout comme

la correction des perturbations atmosphériques. La description détaillée de l'algorithme et de ses nombreux processus est entièrement présentée dans Sirguey et al. (2009) et Dumont et al. (2010). La Figure 2.9 représente de façon schématique la procédure par laquelle MODImLAB estime les réflectances de surface puis la fraction neigeuse à partir des données brutes des 36 bandes MODIS.

Les étapes essentielles réalisées par l'algorithme MODImLAB dans l'obtention de cartes de réflectances spectrales de surface sont présentées brièvement dans cette partie. Les données MODIS sont premièrement reprojetées dans une projection conventionnelle type UTM ou Lambert. Un rééchantillonnage des valeurs pixellaires est ensuite réalisé pour garantir l'utilisation de données de bonne qualité. La détection de la couverture nuageuse (produisant un masque binaire de présence ou absence de nuage) est alors effectuée par l'analyse combinée de différentes bandes MODIS dont la difficulté majeure réside dans la distinction des nuages et de la neige, deux matériaux de signatures spectrales et thermiques relativement comparables.

MODImLAB recourt ensuite à une technique de fusion multispectrale. Les deux premières bandes MODIS (de 250 m de résolution spatiale, MOD02QKM) sont combinées aux bandes 3 à 7 de résolution inférieure (MOD02HKM, 500m). Cette technique permet de produire une nouvelle image, plus riche en informations, à 250 m de résolution. La précision de la cartographie du couvert nival en est ainsi nettement améliorée (Sirguey et al., 2008) et octroie à MODImLAB un avantage majeur comparé à l'algorithme MOD10.

Les étapes suivantes consistent à corriger les effets atmosphériques et topographiques contaminant les mesures MODIS TOA de niveau 1B. L'application de l'ensemble de ces corrections (entièrement détaillées dans Sirguey et al., 2009) fournit des valeurs pixellaires de réflectances spectrales de surface (hémisphérique-conique). Une dernière étape de démélange spectral[2] permet d'estimer l'abondance des différents types de surface au sein d'un même pixel. Ce procédé s'appuie sur les variations des signatures spectrales de ces surfaces (Figure 1.4). Il en résulte une carte de la fraction neigeuse à 250 m de résolution spatiale.

En prenant en compte l'anisotropie du rayonnement réfléchi par la neige, les travaux de Dumont et al. (2011, 2012a) ont rendu possible l'obtention de réflectances bi-hémisphériques par MODImLAB (c'est-à-dire les mêmes réflectances que celles estimées par les modèles radiatifs). Pour cela, un facteur d'anisotropie des surfaces enneigées est utilisé sur les pixels en présence de neige. Ce facteur a été estimé à l'aide de mesures en laboratoire de la distribution angulaire du rayonnement réfléchi par une surface (appelée BRDF, Bidirectional Reflectance Distribution Function, Dumont et al., 2010).

[2] la technique du démélange spectral est basée sur les hypothèses que (1) chaque pixel peut être représenté comme un mélange de plusieurs types de surfaces (e.g. neige, végétation, rochers, forêts) et (2), la quantité d'énergie réfléchie pour ce pixel correspond à la somme des contributions de chaque type de surfaces comme une fonction linéaire de leur abondance respective (Keshava, 2003).

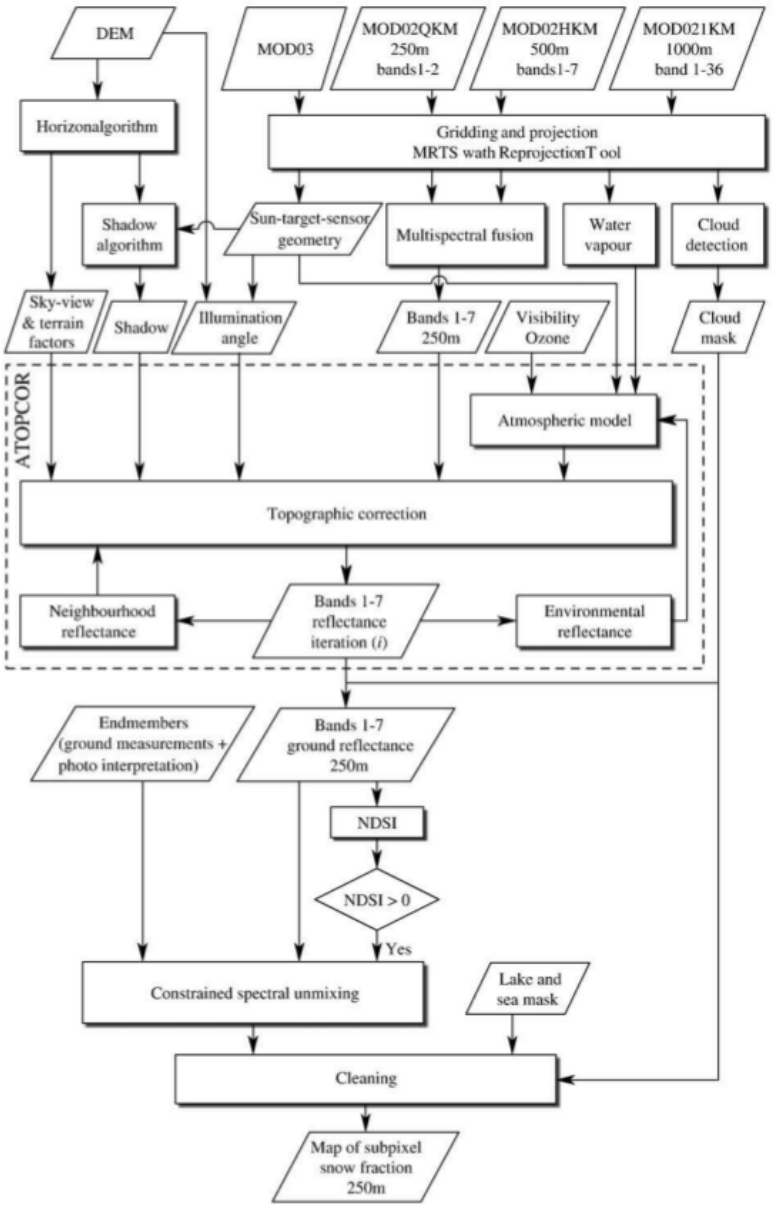

Figure 2.9: Organigramme décrivant l'ensemble des processus réalisés par l'algorithme MODImLAB pour obtenir, à partir des données MODIS de niveau 1B (c'est-à-dire des luminances TOA), une carte de fraction neigeuse à 250 m de résolution spatiale. La boîte appelée ATOPCOR correspond aux corrections topographiques et atmosphériques. Issu de Sirguey et al. (2009)

Évaluation

Plusieurs évaluations des cartes de fraction neigeuse et d'albédo issues de MODImLAB démontrent l'efficacité de cet algorithme.

Au cours de mon stage de fin d'étude, une comparaison des produits MODImLAB et MOD10 en topographie complexe a été réalisée sur un domaine situé dans les Alpes françaises, proche de Chamonix-Mont-Blanc. Les résultats de cette étude ont fait l'objet d'une présentation à l'ISSW (International Snow Science Workshop) en 2013 à Grenoble et sont également accessibles en annexe de ce manuscrit. Il ressort de ces travaux une meilleure précision des résultats issus de l'algorithme MODImLAB.

Comparées à des images haute résolution du capteur ASTER (15m de résolution spatiale), les cartes de fraction neigeuse à 250 m révèlent des erreurs inférieures à 10% (Sirguey et al., 2009). Dans leur étude, Dumont et al. (2012b) comparent des données d'albédo large bande MODIS et des mesures *in situ* réalisées sur le glacier de Saint Sorlin, Massif des Grandes

Rousses, France. Moyennée sur deux saisons estivales, la différence de ces deux jeux de données indique une faible RMSE de 0.05 en termes d'albédo large-bande.

En conclusion, la combinaison des données MODIS et de l'algorithme MODImLAB fournit quotidiennement des informations pertinentes de la surface du manteau neigeux. Comparé à l'algorithme MOD10, MODImLAB génère des cartes de 250 m de résolution spatiale et informe sur la couverture nuageuse, la fraction neigeuse et les réflectances de surface. Sept bandes spectrales MODIS couvrent le domaine du visible et de l'infrarouge. Cette propriété confère à cet imageur une bonne probabilité de détecter les variations des réflectances du manteau neigeux dues aux changements de son contenu en impuretés et de ses valeurs de SSA (voir section 2.1.3). Autant de raisons qui confirment l'intérêt d'exploiter ces données dans un système d'assimilation.

2.3 LA MODÉLISATION DU MANTEAU NEIGEUX

2.3.1 Catégories de modèles

Trois classes distinctes de modèles de manteau neigeux existent aujourd'hui pour représenter le couvert nival, son évolution et ses effets (Boone and Etchevers, 2001; Vionnet et al., 2012; Morin, 2014). C'est principalement la représentation du bilan d'énergie qui différencie ces modèles leur permettant alors une description plus ou moins complète des phénomènes internes du manteau neigeux.

La première catégorie, les modèles les plus simples, considère le manteau neigeux comme une entité uniforme dont l'objectif premier demeure dans la représentation des flux d'énergie et de masse aux interfaces avec l'atmosphère et le sol sous-jacent. C'est pourquoi dans ce schéma de neige monocouche, généralement de densité déterminée, l'accent est mis sur la représentation et l'évolution de l'albédo et de la température de surface de façon réaliste. La configuration de tels modèles ne permet pas, ou peu, la simulation des processus internes du couvert nival (e.g. diffusion de la chaleur, changement de phase et percolation de l'eau liquide). Ces modèles, en raison de leur faible coût de calcul, sont généralement inclus dans les modèles de climat à grande échelle (GCMs) et/ou dans les modèles de prévisions numériques des conditions atmosphériques (NWPs). Les schémas tels ceux de Douville et al. (1995) et Bazile et al. (2002) remplissent ces objectifs.

Étant donné les très fortes hypothèses qu'imputent ces modèles (monocouche, peu de variables pronostiques), une seconde catégorie de modèles de complexité intermédiaire a permis de considérer le manteau neigeux et ses processus internes majeurs, toujours dans les simulations à grandes échelles. Dans ces schémas, le couvert nival peut être discrétisé en quelques couches de neige (2 à 5 en général) permettant ainsi de représenter le tassement du manteau neigeux, la percolation de l'eau liquide et son regel. L'évolution de l'albédo est paramétrée selon le vieillissement de la neige et les autres grandeurs du manteau neigeux sont d'ordinaires fonction de la densité. Il existe de nombreux modèles utilisés actuellement ; pour n'en citer que quelques-uns : ISBA - Explicit Snow (ES, Boone, 2000; Decharme et al., 2016), Joint UK Land Environment Simulator (JULES, Best et al., 2011), Canadian Land Surface Scheme (CLASS, Brown et al., 2006), Community Land Model (CLM, Bonan et al., 2002; Oleson et al., 2010), Water and Energy Budget based Distributed Hydrological Model (WEB-DHM, Shrestha et al., 2010) et Snow-17 (Anderson, 1973; Anderson).

La dernière catégorie de modèles rassemble les plus élaborés. Ces modèles cherchent à fidèlement représenter le bilan d'énergie à travers le manteau neigeux ainsi que l'ensemble de ses processus internes. Leurs singularités résident dans leur capacité de simuler la stratigraphie complète du manteau neigeux à travers une évolution lagrangienne des couches de neige. Le métamorphisme des grains de neige est lui-même explicitement représenté dans ces modèles. Ces schémas physiques nécessitent évidemment des coûts de calculs importants et ne

sont donc pas, ou très peu, utilisés dans des modèles de climat de grande échelle. Ces modèles sont reconnus comme étant les plus adaptés pour reproduire avec précision l'évolution saisonnière du manteau neigeux à partir d'un jeu de forçages météorologiques (Etchevers et al., 2004). Ce type de modèles offre également de plus amples possibilités dans l'utilisation de la télédétection. L'interaction du rayonnement électromagnétique au sein du manteau neigeux est effectivement dépendante de la stratigraphie et de la microstructure de la neige. La possibilité d'assimiler des variables télédétectées est donc directement liée à la capacité des schémas de neige à représenter le comportement électromagnétique du manteau neigeux. Aujourd'hui, on compte très peu de modèles de ce genre. Les principaux étant SNOWPACK (Bartelt and Lehning, 2002), SYNTHERM (Jordan, 1991) et Crocus (Brun et al., 1989, 1992; Vionnet et al., 2012).

Cette section est ainsi consacrée au modèle Crocus qui a été utilisé dans ces travaux de thèse. Une description générale du modèle suivie d'une présentation des éléments-clés à prendre en compte pour la mise en place des techniques d'assimilation précède l'exposition des principales limites et incertitudes associées à Crocus.

2.3.2 Description générale du modèle Crocus et son schéma radiatif TARTES

Crocus est un modèle de manteau neigeux multicouches, unidimensionnel (selon la verticale), qui simule à partir des données de météorologie de surface l'évolution des propriétés physiques et microstructurales du manteau neigeux. Ceci inclut la représentation du métamorphisme de la neige. Le modèle simule les processus physiques majeurs : la diffusion de la chaleur, la pénétration du rayonnement solaire, la percolation de l'eau liquide et son regel, la compaction, le transport de neige par le vent et le métamorphisme des grains de neige. La Figure 2.10 schématise les différents processus et variables simulés par Crocus.

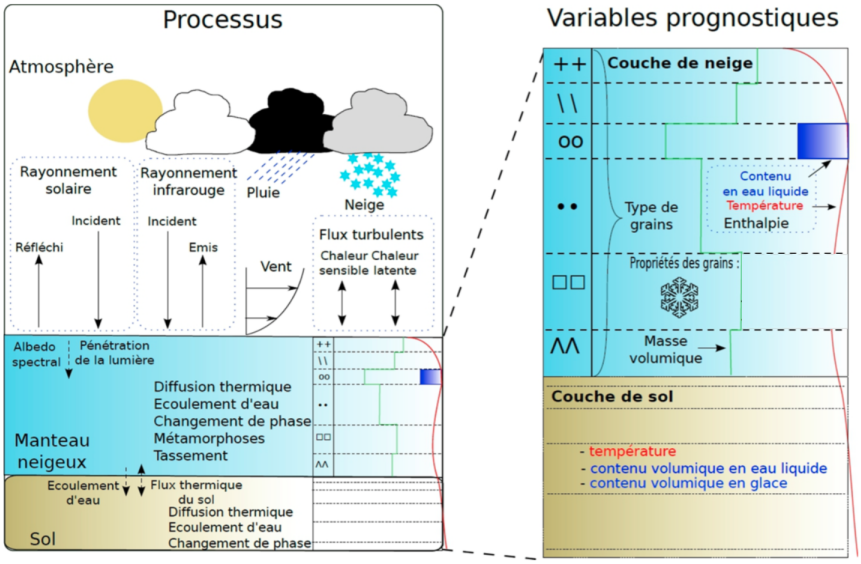

Figure 2.10: Principaux processus physiques pris en compte dans Crocus et les variables utilisées par le modèle pour caractériser les couches de neige. D'après Vionnet et al. (2012).

Variables d'état

Dans Crocus, le manteau neigeux est discrétisé verticalement de façon à simuler l'évolution réaliste d'un manteau neigeux stratifié.

Chacune de ses couches est caractérisée par un jeu de variables pronostiques incluant l'épaisseur (dz), l'enthalpie (H), la densité (ρ), le contenu en impuretés et l'âge de la couche.

Ces paramètres sont complétés par des variables qui informent sur les caractéristiques des grains. Les travaux de Carmagnola et al. (2014) ont introduit la SSA (plus précisément le rayon optique) comme nouvelle variable pronostique du modèle. La microstructure de la neige, anciennement paramétrisée sur la base de la taille des grains, la sphéricité et la dendricité[3] est désormais décrite par la SSA, la masse volumique et une variable de sphéricité. La SSA qui est considérée comme la principale variable morphologique de la neige possède en plus l'avantage d'être directement mesurable sur le terrain et ainsi comparable avec les estimations de Crocus. De plus, la SSA influençant fortement les propriétés optiques de la neige telles que l'albédo, l'absorption et la transmission de la lumière (section 2.1.2), son implémentation permet dès lors une représentation plus directe de l'optique de la neige dans Crocus.

Crocus simule explicitement le métamorphisme de ses grains de neige. En général, sous l'effet du métamorphisme, la SSA de la neige diminue au cours du temps. Dans Crocus, plusieurs lois de métamorphisme ont été implémentées pour distinguer les métamorphismes de neige sèche et de neige humide. Dans ces deux cas, chacune des lois inclut trois formulations différentes qui permettent de rendre compte des différents régimes de gradient de température (Carmagnola et al., 2014).

Gestion des couches

La gestion des couches de Crocus est dynamique, ces dernières évoluent de façon lagrangienne au cours du temps. Pour préserver l'historique du couvert nival et garantir un équilibre entre la contrainte numérique et une stratigraphie pertinente, c'est-à-dire la présence de couches suffisamment fines à la fois à la surface et en contact avec le sol, la discrétisation est réalisée dynamiquement et à chaque pas de temps du modèle. Le nombre maximal de couches est défini par l'utilisateur mais en général il est limité au nombre de 50. Au début de chaque pas de temps, Crocus analyse le taux éventuel de précipitations solides ainsi que la stratigraphie existante et va ensuite lancer sa procédure de discrétisation. Lorsqu'il neige au-dessus d'un sol encore nu, de nouvelles couches de neige de propriétés similaires apparaissent dont le nombre dépend du taux de précipitations. Le manteau neigeux une fois existant, une nouvelle couche de neige ne pourra être créée aux seules conditions qu'elle soit suffisamment épaisse et composée de propriétés différentes de la neige actuellement en surface. Si ces conditions ne sont pas respectées, l'intégralité de la neige tombante est ajoutée à la couche de surface. Lorsque le nombre maximal de couches est atteint, Crocus va d'abord forcer l'agrégation de couches internes, préférentiellement celles proches du sol, de façon à permettre la formation de couches en surface.

[3] La variable de sphéricité est une variable semi-empirique qui informe sur la forme plus ou moins arrondie des grains de neige tandis que la dendricité correspond à la part de cristaux de neige fraîche présents dans une couche de neige.

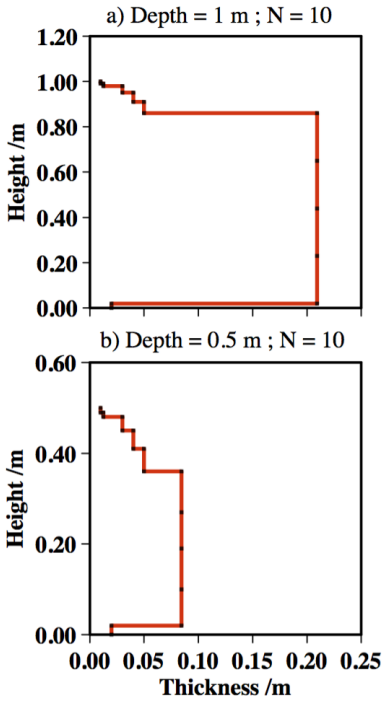

Figure 2.11: Exemple de profil idéalisé d'épaisseur des couches numériques de neige qui composent le manteau neigeux selon le schéma de Crocus. Profil obtenu avec 10 couches autorisées pour (a) une hauteur totale de neige de 1m et (b) de 50 cm. Puisqu'elles sont les plus importantes dans la diffusion de la chaleur à l'interface neige/atmosphère et neige/sol, les couches de surface et celles en contact avec le sol sont les plus fines. Issu de Vionnet et al. (2012).

En l'absence de précipitations, deux fines couches côte à côte ayant des propriétés microstructurales similaires peuvent être agrégées, ou inversement, des couches épaisses divisées. En effet, afin d'éviter un nombre de couches trop élevé et la présence de couches trop fines (impactant la résolution de l'équation de la chaleur à travers le manteau neigeux), Crocus va chercher à restructurer l'arrangement de ses couches en se basant sur un profil idéalisé d'épaisseur de couches (Figure 2.11). Ce profil dépend de la profondeur actuelle du manteau neigeux et du nombre maximal de couches défini par l'utilisateur. Une meilleure résolution des profils de température et de l'absorption d'énergie est obtenue lorsque les couches de surface et celle en contact avec le sol sont suffisamment fines. Pour atteindre le profil vertical idéalisé, le modèle va premièrement chercher à amincir les couches de surface, les plus sujettes aux échanges d'énergie. Pour les autres, une fonction de coût est calculée entre les différentes couches adjacentes en se basant sur leurs épaisseurs respectives et en considérant leur microstructure. Au-delà du seuil prescrit par le profil idéalisé, ces couches sont agrégées ; l'enthalpie et les variables de grains sont adaptées.

Schéma radiatif

Le modèle radiatif TARTES (Two-streAm Radiative TransfEr in Snow) est depuis peu intégré à Crocus remplaçant la paramétrisation originale alors nommée B92 (Brun et al., 1992). Dans ce schéma radiatif B92, encore utilisé en opérationnel, le spectre solaire est représenté par trois larges bandes spectrales (0.3 - 0.8 μm; 0.8 - 1.5 μm; 1.5 - 2.8 μm). Les albédos spectraux calculés pour ces trois bandes sont uniquement basés sur le diamètre optique des grains et l'épaisseur des deux premières couches de surface du manteau neigeux. TARTES (Two-streAm Radiative TransfEr in Snow) est quant à lui un schéma radiatif de fine résolution spectrale permettant de représenter les propriétés optiques d'un manteau neigeux stratifié en considérant ses propriétés sur toute sa hauteur. La documentation technique du modèle est disponible sur http://lgge.osug.fr/personnels/PICARD_Ghislain/tartes/. TARTES

simule l'absorption du rayonnement solaire au sein du manteau neigeux en se basant sur l'approximation δ-Eddington de l'équation du transfert radiatif. A partir des caractéristiques angulaires et spectrales du rayonnement incident (répartition spectrale de l'énergie, l'angle solaire zénithal, la couverture nuageuse) et en s'appuyant sur certaines propriétés physiques du manteau neigeux, le modèle calcule le profil vertical d'absorption d'énergie et en déduit les variations des réflectances à une résolution de 20 nm. Pour chacune des couches de neige simulée par Crocus, TARTES utilise son épaisseur, sa masse volumique, la valeur de SSA et son contenu en impuretés (Figure 2.12).

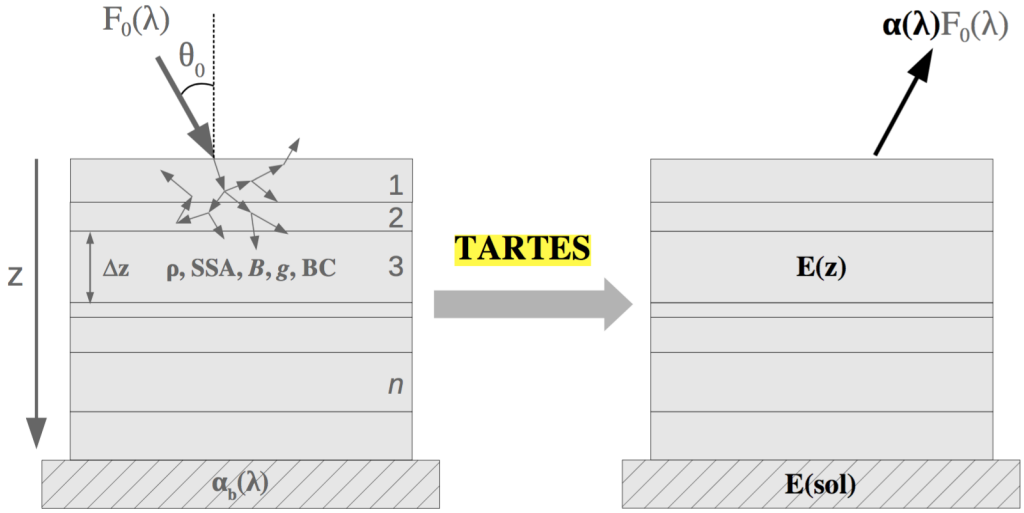

Figure 2.12: Schéma illustratif du modèle radiatif TARTES. Les grandeurs en gris clair sont celles à fournir en entrée du modèle, celles en noir sont celles calculées par TARTES. En entrée du modèle, $F_0(\lambda)$ correspond à l'éclairement incident en $W\,m^{-2}$, B et g sont des paramètres de forme des particules qui dépendent majoritairement de leur géométrie et influent sur l'absorption d'énergie, BC représente le contenu en impuretés équivalent Black Carbon (BC) et $\alpha_b(\lambda)$ correspond à . TARTES permet d'estimer l'albédo spectral $\alpha(\lambda)$, le profil vertical d'absorption E(z) et la quantité d'énergie absorbée par le sol E(sol). D'après Libois (2014).

L'originalité de TARTES réside dans la prise en compte des formes de grains de neige intervenant dans la description de la diffusion de la lumière. De plus, par comparaison aux modèles radiatifs multi-flux tels que le modèle DISORT (configuration 16-flux), les approximations de TARTES (uniquement 2-flux sont pris en compte) qui visent à diminuer le coût de calcul (réduction d'un facteur 100 en comparaison à DISORT, Libois et al., 2014) ne réduisent pas la précision des estimations du modèle. Les Figures 2.13 et 2.14 démontrent les bonnes performances de TARTES pour simuler l'absorption d'énergie et les albédos spectraux avec des différences inférieures à 5 % par comparaison aux simulations DISORT.

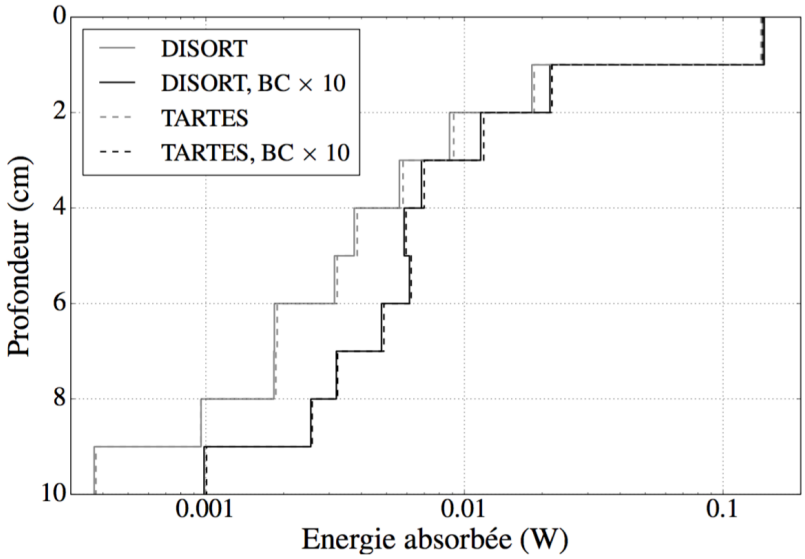

Figure 2.13: Comparaisons des simulations issues des modèles radiatifs DISORT (traits pleins) et TARTES (pointillés). Profils verticaux d'absorption d'énergie à travers un manteau neigeux stratifié pour un contenu en carbone suie (BC) donné et 10 fois ce même contenu. D'après Libois (2014).

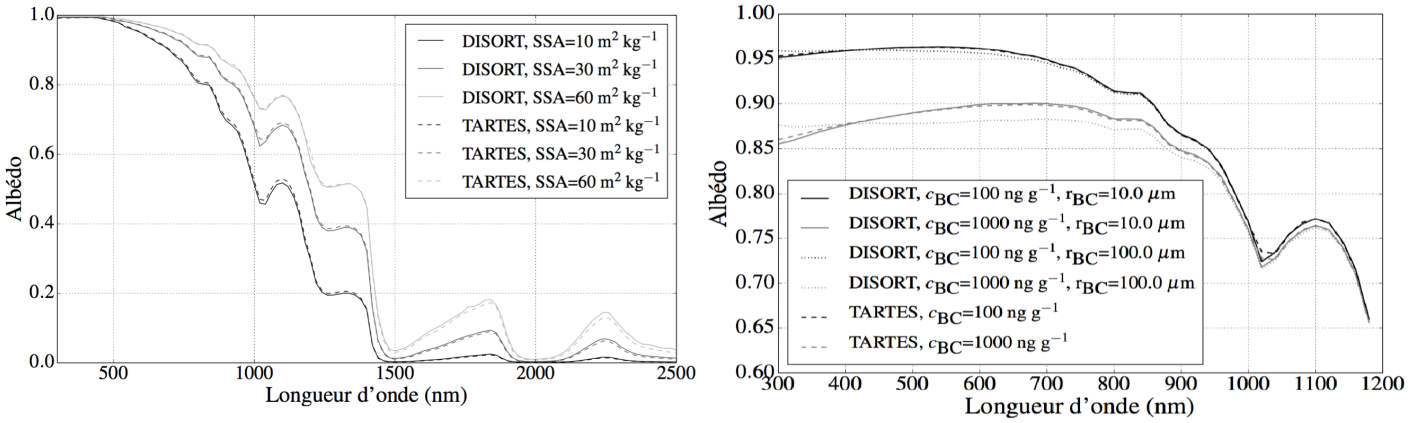

Figure 2.14: Comparaisons des simulations issues des modèles radiatifs DISORT (traits pleins) et TARTES (pointillés). Variations de l'albédo spectral de la neige avec la longueur d'onde. (a gauche) Les différentes courbes correspondent à différentes valeurs de SSA. (à droite) Les différentes courbes correspondent à différents contenus et tailles de carbone suie (BC). D'après Libois (2014).

Impuretés

L'implémentation récente du schéma radiatif TARTES permet de prendre en compte l'effet des impuretés sur les propriétés optiques de la neige. Les indices de réfraction et les concentrations des impuretés peuvent être prescrits ce qui aura pour effet de modifier le coefficient d'absorption de la glace. En pratique, Crocus simule l'évolution du profil de contenu en impuretés que TARTES utilise pour modifier l'absorption d'énergie au sein du manteau neigeux. Le bilan radiatif et les phénomènes liés sont alors directement impactés. Le contenu en impuretés simulé par Crocus évolue selon (i) celui de la neige fraîche (c_0), (ii) le temps d'exposition de la couche de neige à la surface et (iii) le dépôt sec des impuretés (τ_{dry}). L'évolution du contenu en impuretés d'une couche donnée est régie par cette équation :

$$c(t + \Delta t) = c(t) + \Delta t \tau_{\mathrm{dry}} e^{-D/h_{\mathrm{ref}}} \tag{2.2}$$

avec c(t) le contenu en impuretés au temps t, D est la profondeur du milieu de la couche de neige considérée et $h_{\text{ref}} = 5\text{cm}$ correspond au e-folding du taux de décroissance exponentielle qui garantit que seules les couches de la surface sont influencées par le dépôt sec d'impuretés. A titre de comparaison, le contenu en impuretés dans l'ancienne version de Crocus utilisant le schéma radiatif B92 ne pouvant être représenté, l'âge des couches était utilisé comme proxy pour prendre en compte la diminution des valeurs d'albédo associées à leur présence. Cette manière empirique de considérer l'influence des impuretés était un point faible pour les applications alpestres où leurs présences jouent un rôle majeur sur le bilan radiatif du couvert nival.

Interactions avec le sol
Enfin, pour permettre de simuler les échanges entre le manteau neigeux et le sol sous-jacent, Crocus a été intégré comme un nouveau schéma de neige au sein d'un module de surface terrestre. SURFEX, acronyme de SURFace EXternalisée (Masson et al., 2013), est une plateforme de modélisation de surface développée par Météo France qui simule les échanges entre la surface terrestre et les basses couches de l'atmosphère. Incluant différents modules additionnels, quatre types de surfaces sont représentés par SURFEX : le sol nu et la végétation, les lacs, les océans et les zones urbanisées. Le module ISBA (Interactions Sol-Biosphère-Atmosphère, Noilhan and Mahfouf, 1996; Boone, 2000) simule la composante sol comme un modèle multicouches ainsi que l'évolution des propriétés de la végétation. Plusieurs modèles de neige sont intégrés au sein d'ISBA lesquels se différencient par leur complexité variable. La représentation détaillée du manteau neigeux est réalisée à l'aide du modèle Crocus. Ce couplage SURFEX/ISBA - Crocus permet ainsi de considérer l'ensemble des processus ayant lieu aux interfaces atmosphère/neige et neige/sol.

Forçages météorologiques
Pour alimenter le modèle, un ensemble de variables atmosphériques est nécessaire, idéalement au pas de temps horaire. Ces variables sont la température de l'air, la vitesse du vent, l'humidité et les flux courtes et grandes longueurs d'onde descendants. Dans notre étude, ces forçages météorologiques sont fournis par le modèle SAFRAN (Durand et al., 1993). Le Système d' Analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques à la Neige (SAFRAN) est utilisé pour les applications dans les massifs montagneux français. Ce modèle atmosphérique désagrège les variables météorologiques de grande échelle aux dimensions des différents massifs alpins en combinant également dans son analyse des observations météorologiques de surface. Il fournit ainsi des forçages spatialement homogènes à l'échelle du massif qui varient en termes de pentes, d'expositions (N/NE/E/SE/S/SO/O) et d'altitudes par pas de 300m.

2.3.3 Les incertitudes des simulations Crocus

Depuis sa création, il y a plus de 20 ans, Crocus n'a cessé d'être étudié par la recherche et exploité par l'opérationnel. De nombreuses améliorations et développements se sont succédé de manière à parfaire le réalisme et la physique de ce modèle (e.g. Carmagnola et al. (2014)). D'après les recherches du Centre d'Études de la Neige, deux causes principales expliquent les imperfections de la modélisation du couvert nival. Si la physique de Crocus reste (et restera) une source potentielle d'incertitudes, il est désormais incontestable que la raison première des erreurs dans les simulations du manteau neigeux provient des forçages atmosphériques en entrée du modèle (Morin et al., 2013).

Cela rejoint les conclusions de Essery et al. (2013); Raleigh et al. (2015) et Magnusson et al. (2015) stipulant que les incertitudes des forçages météorologiques qui alimentent les modèles sont une source majeure d'erreurs affectant la précision des simulations du manteau neigeux. L'exemple présenté dans la section 1.2.2 à partir de la Figure 1.3 permet facilement de percevoir l'effet de données météorologiques biaisées sur l'évolution du couvert nival simulé

par Crocus. C'est suivant ce constat que l'ensemble de ces travaux de thèse va se baser où seule l'incertitude des données météorologiques du modèle est prise en compte.

Le CEN a récemment renforcé son effort vers la recherche, la compréhension et l'évaluation des erreurs modèles de Crocus. Dans de futurs travaux, il sera bien évidemment intéressant de considérer l'ensemble des incertitudes de Crocus.

2.4 SYNTHÈSE

La réflectance se définit comme le rapport du flux solaire réfléchi par la surface sur le flux incident. La quantité d'énergie réfléchie est dépendante des caractéristiques du manteau neigeux et notamment des variations de SSA et de la contamination en impuretés dans les premiers centimètres. Les impuretés influencent les réflectances dans le domaine visible (0,4 - 0,8 µm). Dans l'infrarouge (0,8 - 2 µm), les réflectances sont principalement sensibles aux variations de la SSA. La mesure des variations spectrales de ces réflectances permet donc d'estimer ces deux variables.

MODIS (TERRA et AQUA) sont des spectroradiomètres optiques mesurant quotidiennement la surface terrestre. L'algorithme **MODImLAB**, corrige les effets atmosphériques et topographiques des mesures MODIS. Spécialement développé pour les zones de montagne, cet algorithme fournit des cartes de réflectances spectrales de la surface (7 bandes du visible à l'infrarouge) à une résolution de 250 m.

Le modèle Crocus fait partie des modèles détaillés de manteau neigeux compte tenu de sa capacité à simuler le bilan d'énergie, représenter explicitement le métamorphisme des grains de neige et gérer de façon lagrangienne sa stratigraphie. L'implémentation récente du schéma radiatif **TARTES** rend possible l'estimation des réflectances spectrales en surface.

La combinaison de l'utilisation de l'algorithme MODImLAB et du modèle TARTES ouvre les voies de l'assimilation de données de réflectances optiques dans Crocus. Les variations de ces réflectances étant directement attribuées aux changements de SSA et du contenu en impuretés, l'assimilation de ces données apparaît comme un moyen efficace de corriger et améliorer les simulations du manteau neigeux par Crocus.

Chapitre 3

ASSIMILATION DES OBSERVATIONS DE LA NEIGE

Sommaire

3.1 QUELQUES ÉLÉMENTS SUR L'ASSIMILATION DE DONNÉES 59
3.1.1 Concept de base 60
3.1.2 Ingrédients de l'assimilation 61
3.1.3 Évolution et diversité des méthodes 62
3.1.4 Les méthodes d'ensemble 66
3.1.5 Synthèse : des avantages et des inconvénients 68
3.2 ÉTAT DE L'ART 69
3.2.1 De la météorologie à la neige au sol 69
3.2.1.1 Les précurseurs 69
3.2.1.2 Au tour des modèles de surfaces 70
3.2.1.3 L'intégration de la neige 70
3.2.2 Assimilation de données "neige" *in situ* 71
3.2.3 Assimilation de produits "neige" satellitaires 75
3.2.3.1 Imageurs optiques 75
3.2.3.2 Imageurs Micro-ondes 81
3.2.3.3 Assimilation combinée - Imageurs optiques et micro-ondes 84
3.2.3.4 Conclusion 87
3.2.4 Assimilation de luminances "neige" satellitaires 87
3.2.4.1 Micro-ondes passives 87
3.2.4.2 Micro-ondes actives 88
3.2.4.3 Optique solaire 89
3.2.5 Synthèse bibliographique sur les méthodes d'assimilation 91
3.2.6 Conclusion 92
3.3 MÉTHODE D'ASSIMILATION POUR CROCUS 93
3.3.1 Stratégie d'assimilation 93
3.3.2 Les éléments de décision 94
3.3.3 Théorie du filtre particulaire 95
3.4 SYNTHESE 98

Dans un premier temps, ce chapitre 3 aborde les notions essentielles de l'assimilation de données. L'objectif de la section 3.1 est de se munir des éléments théoriques nécessaires pour appréhender sans difficultés la suite du chapitre.

L'état de l'art de l'assimilation en hydrologie / nivologie est présenté dans la section 3.2. Cette revue bibliographique est l'occasion de mettre en avant les différents types de données neige assimilées. A travers cette section, nous essayons de mieux comprendre l'intérêt d'exploiter des réflectances satellitaires optiques pour contraindre les simulations du manteau neigeux.

Dans la dernière section 3.3, nous discutons les particularités de notre système par rapport aux conclusions de l'état de l'art. Cette section fournit ainsi la stratégie et l'ensemble des éléments déterminant le choix de la technique d'assimilation choisie pour Crocus. La description de la méthode sélectionnée arrive à la fin de cette section précédant une courte synthèse sur les éléments-clés à retenir pour le chapitre suivant.

3.1 QUELQUES ÉLÉMENTS SUR L'ASSIMILATION DE DONNÉES

L'étude des phénomènes naturels repose sur deux sources d'informations distinctes : l'observation et la modélisation (section 1.2). Dans un premier temps qualitatives, les observations sont devenues également quantitatives suivant l'augmentation et la sophistication des réseaux de mesures. La Figure 3.1 est la constatation de ce phénomène encore actif de nos jours, ici en météorologie.

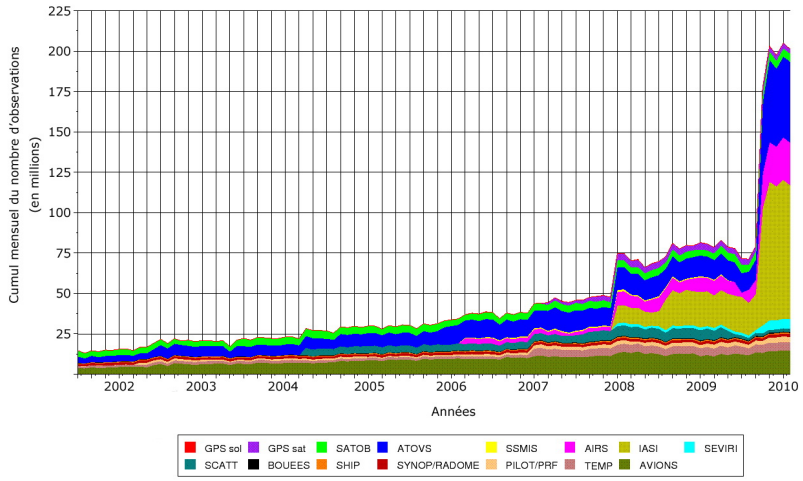

Figure 3.1: Évolution des cumuls mensuels du nombre d'observations utilisées par le modèle de prévision numérique de Météo France ARPEGE. De plus en plus, le modèle intègre une très grande quantité et variété d'observations conventionnelles (stations synoptiques terrestres SYNOP/RADOME), de bouées, de profils atmosphériques émanant de radiosondages (TEMP). On compte également des observations réalisées par des bateaux (SHIP) et des informations sur l'humidité intégrée de l'atmosphère (GPS sol). Des profils de vents (PILOT/PRF) ainsi que des mesures issues de la télédétection (ATOVS, SSMI/S, AIRS, IASI, CRIS, ATMS, SEVIRI, GPS satellite, SATOB, diffusiomètres (SCATT) sont également utilisées. Depuis 2008, on peut constater une augmentation significative des données des satellites de sondage (IASI, ATOVS et AIRS). Source Météo-France - DPREVI/COMPAS.

Rapidement, l'utilisation de modèles descriptifs a permis de rendre compte de l'aspect dynamique des systèmes étudiés. Le développement et l'utilisation des modèles numériques ont réellement débuté avec l'apparition des ordinateurs après la Seconde Guerre Mondiale. Dès lors, l'utilisation conjointe des modèles numériques et des observations fit émerger les sciences de l'assimilation de données. L'objectif principal de cette méthode est d'obtenir la

meilleure estimation de l'état d'un système physique en combinant l'ensemble des sources d'informations disponibles (modélisation et observations). Cela inclut la prise en compte et l'intégration des différentes sources d'incertitudes, fondement solide de cette discipline riche et grandissante.

3.1.1 Concept de base

La procédure par laquelle est produite la représentation optimale du système étudié à un instant donné à partir d'informations de natures différentes et possiblement incomplètes définit *l'analyse*. Les sources d'informations principales sont alors attribuées aux observations et aux simulations numériques. L'interpolation des observations irrégulièrement réparties, la conversion de paramètres mesurés en une information physique interprétable (température, humidité, albédo..) font également partie des tâches incluses dans l'analyse. Le résultat de l'analyse produit ce que l'on nomme aussi "une analyse" ou "l'état analysé".

Dans le cas d'un modèle sur-déterminé en observations, l'analyse se réduit à un problème d'interpolation. L'information contenue dans cette collection d'observations est bien assez riche pour se satisfaire des mesures seules. Bien entendu, il est plutôt fréquent d'être confronté à un manque d'information. Effectivement, la modélisation possède la capacité de simuler des variables dans l'espace (et dans le temps), mais l'observation de ces mêmes variables peut être limitée en raison d'un réseau de mesures clairsemées, d'un souci de représentativité ou encore des incertitudes inhérentes aux observations. Le modèle est alors sous-déterminé en observations et l'analyse n'est plus réalisable en tous points. Pour y remédier, il est donc nécessaire d'introduire une information sur l'état préliminaire du système, laquelle pouvant être rectifiée dès lors que des observations sont disponibles. Cette connaissance initiale du système - soit une estimation obtenue avant l'analyse - se nomme *l'a priori*, *l'ébauche* ou encore *le background*. Émanant bien souvent d'une prévision antérieure ou encore d'une climatologie, l'ébauche peut être vue comme une observation "fictive" disponible à tout moment. Comme schématisée dans la Figure 3.2, l'utilisation d'une ébauche contourne les problèmes de disponibilité des observations (e.g. densité, distance).

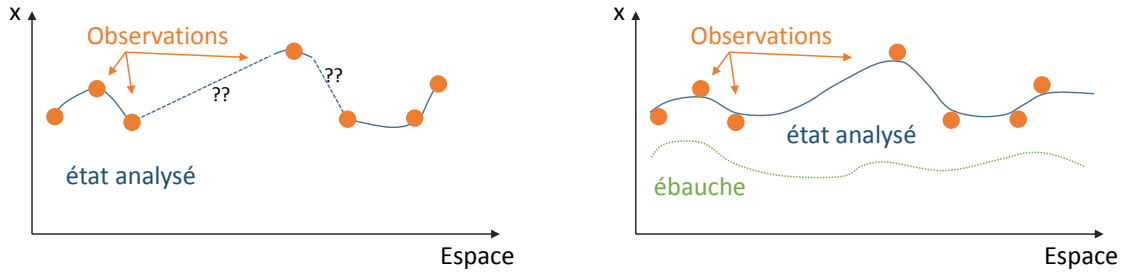

Figure 3.2: Exemple schématique de l'apport d'une ébauche (observation "fictive") dans l'analyse. L'état de l'ébauche est représenté par la courbe verte, les observations par les points orange et l'état analysé par la courbe bleue.

Si l'ébauche provient d'une prévision antérieure qui a été propagée avec le modèle de prévision, les informations délivrées par les observations s'accumulent au cours du temps dans l'état du modèle ; on parle alors non plus d'analyse mais *d'assimilation de données*. Comme définie par François Bouttier[1], l'assimilation de données s'identifie comme "une séquence d'analyses au sein d'un même système physique dont l'évolution fait intervenir un modèle numérique d'évolution de ce système". L'assimilation de données vise donc à intégrer dans son analyse les propriétés physiques du système sous respect des contraintes de cohérence des lois d'évolution

[1]Directeur du Groupe de Modélisation et d'Assimilation pour la Prévision (CNRM/GMAP) de Météo-France de 2003 à 2010

régissant les processus modélisés. C'est donc la prise en compte des propriétés physiques connues du système à travers l'utilisation d'un modèle d'évolution physique (implicitement la prise en compte de la dimension temporelle) qui distingue l'analyse de l'assimilation de données.

Pour résumer, les composants essentiels d'une analyse de bonne facture sont donc des observations, une première ébauche et la considération des propriétés physiques du système (à travers un modèle physique d'évolution). Toutes ces informations sont essentielles mais sont également soumises à certaines erreurs. La connaissance des statistiques d'erreurs et leur représentation sont véritablement primordiales puisqu'elles déterminent le niveau de confiance attribué aux différentes sources d'informations.

3.1.2 Ingrédients de l'assimilation

État du modèle et observations

La représentation numérique d'un système physique définit l'état du modèle, ce que l'on nomme le *vecteur d'état* x. On note x^t la meilleure représentation possible de la réalité (état inconnu recherché). Le *vecteur d'état d'ébauche*, qui constitue l'estimation première de l'état du système, est notée x^b tandis que le *vecteur d'observations*, comprenant toutes les observations utiles à l'analyse, est quant à lui noté y. L'objectif de l'assimilation de données est d'améliorer l'estimation du vecteur d'état du modèle à l'aide des observations. x^a correspond au vecteur d'état résultant de l'analyse aussi appelé état analysé.

Le vecteur d'état x au temps t_k est produit par l'application du modèle d'évolution $\mathcal{M}$ de la façon suivante :

$$x_k = \mathcal{M}_{k-1,k}(x_{k-1}, \epsilon_{k-1}) \tag{3.1}$$

avec ϵ_{k-1} représentant l'erreur modèle au temps t_{k-1}.

Pour être capable de comparer les observations au vecteur d'état, un opérateur d'observation $\mathcal{H}$ est utilisé pour passer de l'espace du modèle à celui des observations. L'opérateur d'observation $\mathcal{H}$ génère l'estimation de y à partir de l'état x comme suit :

$$y_k = \mathcal{H}_k(x_k, \epsilon_k) \tag{3.2}$$

où ϵ_k est la représentation de l'erreur d'observation au temps t_k. Par ailleurs, si le modèle d'évolution et l'opérateur d'observation sont linéaires, on les notera respectivement M et H.

Les erreurs

Chaque vecteur défini précédemment est susceptible d'être soumis à différentes erreurs ou incertitudes qu'il est impératif de considérer dans l'analyse. La description des erreurs est fondée sur l'écart entre ces vecteurs et leur équivalent *vrai*. On définit de cette façon l'erreur d'ébauche, l'erreur d'analyse et l'erreur d'observation de la manière suivante :

- $\epsilon^b = x^b - x^t$ est l'erreur d'ébauche de covariance P^b,
- $\epsilon^a = x^a - x^t$ représente l'erreur d'analyse de covariance P^a,
- $\epsilon^o = y - \mathcal{H}(x^t)$ est l'erreur d'observation de covariance R.

L'erreur d'observation ϵ^o est définie comme la différence entre les observations y et l'équivalent modèle de l'état vrai $\mathcal{H}(x^t)$. ϵ^o tient compte des erreurs de mesures (que l'on peut qualifier d'erreurs instrumentales), des erreurs dues à la formalisation de l'opérateur

d'observation et des erreurs de représentativité. Le vecteur d'observations y correspond donc à la somme de $\mathcal{H}(x^t)$ et de l'ensemble des erreurs affectant ces observations (eq. 3.3).

$$y = \mathcal{H}(x^t) + \epsilon^o \tag{3.3}$$

Pour finir, il nous reste à définir un élément élémentaire de l'assimilation de données. L'analyse repose sur la comparaison de l'état du modèle avec les observations. A partir des éléments introduits précédemment, il nous est maintenant possible de déterminer le vecteur qui représente schématiquement l'écart entre les observations et le modèle comme la relation :

$$y - \mathcal{H}(x) \tag{3.4}$$

On parle de vecteur d'innovation lorsque le vecteur d'état est l'ébauche, $y - \mathcal{H}(x^b)$, et de vecteur des résidus quand il s'agit de l'état analysé, $y - \mathcal{H}(x^a)$.

L'analyse cherche un compromis entre l'ébauche et les observations en donnant plus de poids à celui dont les incertitudes sont les plus faibles.

3.1.3 Évolution et diversité des méthodes

Des objectifs variés

Jusque dans les années 90, l'assimilation de données avait pour unique objectif d'améliorer les conditions initiales d'un système modélisé. Obtenir un état initial plus réaliste, c'est garantir une prévision de meilleure qualité. Depuis lors, cette technique connaît un véritable essor et est aujourd'hui utilisée pour différentes applications dans des domaines de plus en plus variés. Si l'assimilation de données s'est d'abord développée par les prévisions météorologiques, ses applications couvrent aujourd'hui des disciplines telles que l'océanographie, la glaciologie, l'astronomie et la trajectographie, l'imagerie, la robotique ou encore la surveillance des centrales nucléaires.

L'assimilation de données s'avère utile à la fois dans l'obtention du meilleur estimé possible de l'état d'un système ainsi que dans l'identification d'erreurs systématiques de modélisation. Estimer, calibrer voire améliorer des paramètres de modèles, diminuer l'incertitude des données d'entrée et même optimiser un réseau d'observations sont autant de fonctions que remplit cette discipline. Particulièrement utiles lorsque les observations nécessaires ne sont pas disponibles, ces techniques peuvent également déterminer les causes d'un phénomène à partir de ses effets. En guise d'exemple, il est possible de reconstruire la géométrie du socle rocheux soutenant un glacier (ainsi que le frottement associé) sous plusieurs kilomètres de glace, uniquement à partir des observations de surface (vitesses et variations d'épaisseur - Mosbeux et al., 2016). Enfin, largement utilisée, l'assimilation de données passées fournit des produits de *réanalyse* permettant la reconstruction d'états du passé sur de longues périodes.

Les objectifs de l'assimilation de données sont multiples et la liste de ses applications ne cesse de s'allonger. La méthodologie de cette discipline a alors dû s'adapter pour répondre à ces besoins grandissants. Le développement de différentes approches et techniques permet dorénavant l'utilisation de l'assimilation de données dans des contextes aussi différents que complexes. Nous évoquons maintenant les éléments majeurs caractérisant ces méthodes.

Des techniques variées

Les différentes approches se distinguant au sein de l'assimilation de données sont sommairement présentées dans cette partie. Depuis leur apparition, les techniques ont fortement évolué et connaissent encore d'importants développements. On distingue habituellement les méthodes *variationnelles*, historiquement basées sur la théorie du contrôle et les méthodes *statistiques* essentiellement incarnées par le filtrage de Kalman et les approches de Monte

Carlo. Ces deux classes produisent des méthodes théoriquement équivalentes sous certaines hypothèses simplistes (modèles linéaires, incertitudes Gaussiennes). L'équivalence est en revanche brisée quand ces hypothèses ne sont plus respectées. Mais ce qui distingue le plus ces deux classes, ce sont leurs implémentations et les approximations faites pour pouvoir les mettre en œuvre avec des systèmes de très grandes dimensions. Au sein de ces deux approches, les méthodes originelles se voient enrichies de nouveaux développements cherchant à pallier les difficultés et limitations imputables aux constants défis de l'assimilation de données (qui s'apparentent à la complexité croissante des systèmes mis en place, l'augmentation de leur dimension et non-linéarité).

Les méthodes variationnelles

L'approche variationnelle traite le problème par la minimisation d'une fonction dite coût, notée $\mathcal{J}$. Selon sa condition initiale, le modèle simule une certaine trajectoire. Les techniques variationnelles se basent sur l'écart de cette trajectoire aux observations. La fonctionnelle $\mathcal{J}$ détermine alors les écarts entre les observations par rapport à la trajectoire de l'état modélisé, $\mathcal{J}_o$, ainsi que l'état courant à l'ébauche, $\mathcal{J}_b$. On a donc $\mathcal{J} = \mathcal{J}_b + \mathcal{J}_o$ (Figure 3.3). Il s'agit ici d'un problème d'optimisation. Le vecteur d'analyse x^a est alors défini comme le vecteur qui minimise la fonction coût tel que :

$$\mathcal{J}(x^a) = min(\mathcal{J}(x)) \tag{3.5}$$

Dans sa version simple, la fonction coût est de la forme :

$$\mathcal{J}(x) = \frac{1}{2}(x - x^b)^T B^{-1}(x - x^b) + \frac{1}{2}(y - H(x))^T R^{-1}(y - H(x)) \tag{3.6}$$

où x est la condition initiale que l'on cherche à contrôler, x^b l'ébauche et l'on reconnaît également le vecteur d'innovation $y - H(x)$. B et R sont les matrices de covariance d'erreur sur la condition initiale et les observations, respectivement.

Dans un système linéaire, la fonction de coût est quadratique et assure ainsi l'identification d'un minimum unique par une méthode de descente de gradient. En revanche, lorsque le modèle et l'opérateur d'observation sont non-linéaires, la convexité et l'unicité d'un minimum global ne sont plus garanties. Cela peut entraîner la non-convergence de l'algorithme ou bien sa convergence vers un minimum local. Dans les deux cas, l'état analysé sera sous-optimal.

Pour les systèmes de grandes dimensions, la résolution du problème 3.6 se fait au moyen d'une méthode adjointe impliquant le modèle linéaire tangent et le modèle adjoint du modèle original. Cela suppose donc que le modèle original est différentiable. Pour les modèles communautaires de taille conséquente, cela implique également à la fois un effort dans le codage puis dans la maintenance de ces modèles. Enfin, l'algorithme de minimisation demande lui aussi un travail conséquent pour obtenir les meilleurs résultats. Une dernière difficulté dans cette approche variationnelle se situe dans la modélisation de la matrice de covariance d'ébauche (ce qui n'est pas le cas et qui d'ailleurs en fait son intérêt dans le filtre de Kalman, que nous verrons par la suite).

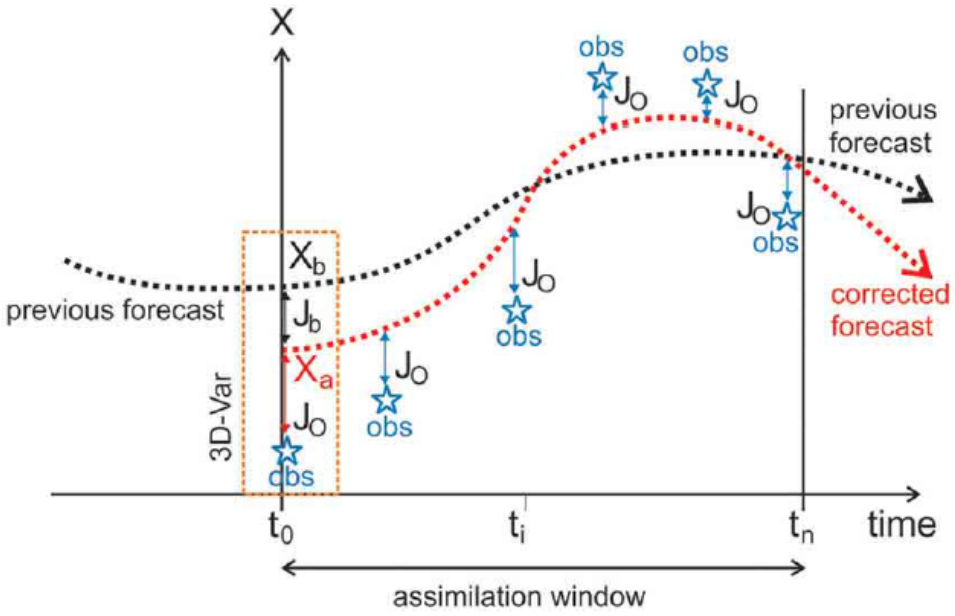

Figure 3.3: Assimilation variationnelle. Représentation schématique des méthodes 3D-Var et 4D-Var. Dans une fenêtre temporelle, le 4D-Var est utilisé pour assimiler les observations les plus récentes (étoiles bleues) en s'appuyant sur la trajectoire du modèle d'évolution (ligne noire - l'ébauche x^b correspond à la condition initiale). La fonction coût J_o traduit l'écart de la trajectoire courante aux observations et J_b l'écart entre l'état courant à l'ébauche. A partir de l'état initial analysé x^a, la trajectoire du modèle est rectifiée (ligne rouge pointillée). L'encadré jaune à gauche identifie le cas particulier du 3D-Var. D'après Lahoz and Schneider (2014).

Les méthodes variationnelles les plus connues et les plus utilisées sont le 1D-Var, 3D-Var et le 4D-Var (Figure 3.3). Ces techniques, gourmandes dans le cas de systèmes à grandes dimensions, peuvent être remplacées par leur version incrémentale. Plutôt que de considérer comme contrôle l'état du modèle, c'est l'écart entre l'état du système et l'ébauche qui est utilisé de manière à réduire l'espace de contrôle et ainsi la dimension des matrices de covariance. Comme son nom l'indique, le 4D-Var pour 4 dimensions, inclut la dimension temporelle et, avec elle, la dynamique de l'évolution du modèle. De ce fait, les méthodes variationnelles du 4D-Var produisent une estimation de la trajectoire d'analyse sur une fenêtre temporelle donnée. Toutes ces particularités des méthodes 4D-Var lui auront valu son intégration dans tous les grands centres météorologiques depuis les années 2000 et encore aujourd'hui fait figure de référence dans ces applications.

Les méthodes statistiques séquentielles

Dérivées de la théorie de l'estimation statistique, les méthodes statistiques séquentielles cherchent à corriger la trajectoire du modèle dès lors qu'une observation est disponible. Il apparaît alors un cycle d'assimilation en deux étapes, une étape de correction (l'analyse) suivie d'une étape de prévision. La prévision est réalisée jusqu'à la prochaine observation disponible (Figure 3.4). À un instant donné, à partir de l'état courant, d'une ou plusieurs observations et des statistiques d'erreurs de prévision et d'observation, les méthodes de filtrage statistique calculent un nouvel état considéré comme étant le plus probable, l'état analysé. Aujourd'hui, la plupart de ces méthodes sont fondées sur la base du filtre de Kalman. Pour bien comprendre le mécanisme derrière ce filtre, la partie suivante en donne une brève description et indique quelques pistes sur ses limites, avantages et ses évolutions.

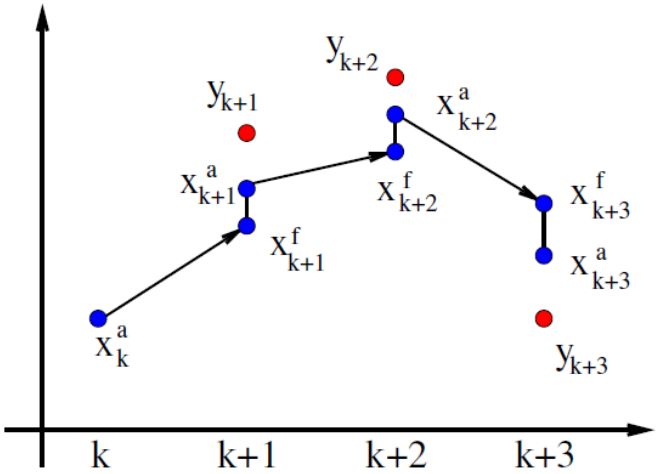

Figure 3.4: Description schématique de l'assimilation de données séquentielle. A chaque pas de temps observé (e.g. t_{k+1}), l'assimilation estime l'état analysé x^a_{k+1} en fonction de la prévision (l'ébauche) x^f_{k+1} et des observations y_{k+1}. L'analyse au temps t_{k+1}, x^a_{k+1}, est ensuite propagée par le modèle au temps t_{k+2} et devient l'ébauche x^f_{k+2}. Ce cycle prévision / analyse est répété selon la disponibilité des observations. D'après Bocquet (2016).

Le filtre de Kalman

Le filtre de Kalman (Kalman, 1960) est une méthode séquentielle où les observations sont utilisées dans l'ordre, dès leur disponibilité. L'intérêt de ce filtre réside dans son utilisation de l'information obtenue par la dernière analyse comme les nouveaux arguments définissant à la fois l'ébauche et sa matrice de covariance d'erreur pour la prévision future. La dynamique et l'évolution passée du système sont alors pleinement intégrés dans les estimations de ce dernier. La propagation de l'état du modèle par un modèle d'évolution entraîne un nouveau type d'erreur, nommée l'erreur modèle Q.

Pour mettre en évidence que l'ébauche est désormais le résultat d'une prévision, on note x^f_k (f comme forecast, traduction anglaise de prévision) le vecteur d'état analysé au temps t_{k-1} et propagé par le modèle au temps t_k. De la même manière, P^f_k représente la matrice de covariance d'erreur de la prévision.

Le cycle d'assimilation selon Kalman s'effectue de la façon suivante :

- à partir de la prévision x^f_k (utilisée comme ébauche), du vecteur d'observation y et connaissant les matrices de covariance d'erreur de prévision P^f_k et d'observation R, une **étape d'analyse** est réalisée pour estimer l'état analysé x^a_k et sa matrice de covariance d'erreur P^a_k.

$$x^a_k = x^f_k + K_k(y_k - H_k(x^f_k)) \tag{3.7}$$

$$P^a_k = (Id - K_k H_k)P^f_k \tag{3.8}$$

  où K_k correspond à la matrice de gain, appelée *gain de Kalman*, valant $K_k = P^f_k H^T_k (H_k P^f_k H^T_k + R_k)^{-1}$.

- la propagation par le modèle linéaire d'évolution de l'état analysé et de sa matrice de covariance au temps t_{k+1} constitue l'**étape de prévision**.

$$x^k_{k+1} = M_{k,k+1} x^a_k \tag{3.9}$$

$$P^f_{k+1} = M_{k,k+1} P^a_k M^T_{k,k+1} + Q_{k+1} \tag{3.10}$$

Cette séquence prévision/analyse est réitérée dès qu'une (ou plusieurs) observation est disponible.

En comparaison des méthodes variationnelles, le filtre de Kalman est plus simple d'implémentation. L'intérêt évident de cette approche est sa capacité à résoudre le problème de la spécification de la matrice de covariance d'erreur d'ébauche P^f et de fournir une estimation des erreurs d'analyse P^a. Nul besoin de modéliser les matrices de covariance d'erreur, le filtre les propage à travers le modèle d'évolution.

Tout comme les méthodes variationnelles, les non-linéarités sont des obstacles sérieux à l'utilisation d'un filtre de Kalman. En effet, dans les cas linéaires, le filtre de Kalman est optimal et fournit la même solution que les méthodes variationnelles. Lorsque les opérateurs ne sont plus linéaires, les capacités de filtrage sont mises à mal, ce qui peut se traduire par la sous-optimalité et la divergence du filtre. A l'image du 4D-Var, pour des cas de faibles non-linéarités, le filtre de Kalman étendu (EKF) linéarise localement le problème pour, par la suite, appliquer les équations du filtre de Kalman classique. Cette version étendue montre de bons résultats lorsque la taille des matrices est raisonnable.

Les problèmes de dimensionnalité sont aussi une forte limite à l'application de ces méthodes. L'utilisation des filtres de Kalman exige le stockage et la manipulation des matrices de covariance d'erreur. En océanographie, par exemple, de telles matrices peuvent contenir rapidement 10^{12} éléments, le coût de calcul devenant alors prohibitif. Pour pallier ces contraintes, des variantes du filtre de Kalman ont été développées. Des techniques regroupées dans la classe des filtres de Kalman de rang réduit cherchent à diminuer le rang des matrices à inverser pour permettre leur implémentation dans des systèmes de grandes dimensions. Quelques exemples connus : les filtres RRSQRT (Verlaan and Heemink, 2001), SEEK et SEIK (Pham, 1996; Pham et al., 1998).

3.1.4 Les méthodes d'ensemble

Dans les années 90, une alternative aux méthodes déterministes basée sur une approche de Monte Carlo[2] a été développée pour résoudre certains problèmes centraux en assimilation de données, c'est-à-dire les faibles performances de filtrage pour des systèmes fortement non-linéaires (et de grandes dimensions) et la difficile spécification des erreurs. Ces méthodes portent le nom de *méthodes d'ensemble*, où la terminologie d'ensemble désigne une multitude de simulations réalisées conjointement. Le résultat de ces simulations représente statistiquement les erreurs par un ensemble d'états propagés directement par le modèle d'évolution non-linéaire. Le nuage de points ainsi propagé contient l'information statistique. Une fois l'ensemble propagé, l'étape d'analyse peut s'appuyer sur les méthodes classiques bien connues. La Figure 3.5 illustre une simulation d'ensemble.

[2]Imaginé en 1947 par Nicholas Metropolis, la dénomination Monte Carlo fait allusion aux jeux de hasard pratiqués notamment dans les casinos de la principauté de Monaco. Hélas, c'est au cours de la Seconde Guerre Mondiale, avec la conception de la première bombe atomique, que l'utilisation de ces méthodes novatrices est devenue célèbre. Aujourd'hui, leurs domaines d'applications aussi vastes que variés, les rendent extrêmement utilisées.

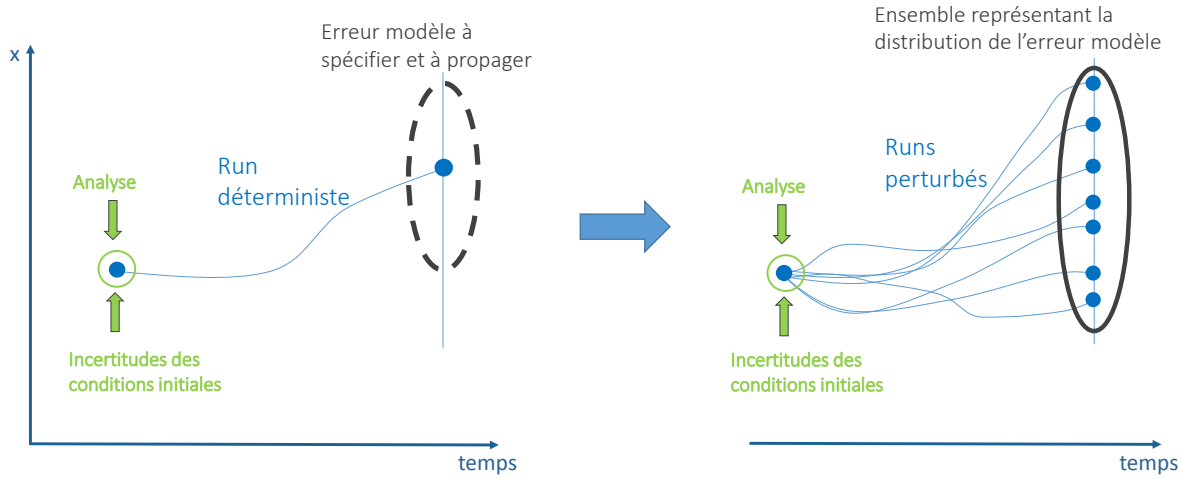

Figure 3.5: (gauche) schéma d'une simulation déterministe et (droite) d'une simulation d'ensemble. Le concept de la simulation d'ensemble est de réaliser à partir de données d'entrées légèrement modifiées un certain nombre de simulations plutôt qu'une seule simulation déterministe. L'échantillonnage des réalisations produit par les différents membres de l'ensemble définit une distribution de probabilité (pdf) qui rend compte de l'incertitude de la prévision. Comparé à l'approche déterministe, l'intérêt est donc d'associer aux prévisions un niveau d'incertitude tenant compte de la dynamique du modèle et de le représenter sous la forme d'une distribution de probabilité.

Voyons à présent une description des caractéristiques principales de deux filtres d'ensemble populaires en géosciences.

Le filtre de Kalman d'ensemble et le filtre particulaire

Dans les applications hydrologiques et plus généralement les sciences reposant sur les modèles de surfaces non-linéaires, deux techniques d'assimilation sont largement utilisées. Il s'agit du filtre de Kalman d'ensemble (EnKF), développé par Evensen (1994), qui est une extension ensembliste du filtre de Kalman étendu (EKF) et du filtre particulaire (FP, Handschin and Mayne, 1969; Kitagawa, 1996) ainsi dénommé puisque les membres de l'ensemble de ce filtre portent le nom de "particules". Depuis leurs élaborations, de nombreuses versions de ces filtres ont été proposées et étudiées dans la littérature. Dans la suite de ce document, seuls le filtre de Kalman d'ensemble stochastique et le filtre particulaire avec rééchantillonnage par importance (SIR - Sequential Importance Resampling, Gordon et al., 1993) sont abordés.

Ces deux approches ont en commun l'étape de prévision où la propagation d'un ensemble de N_e membres (ou particules) par le modèle d'évolution non-linéaire $\mathcal{M}$ définit une distribution de probabilité (pdf) qui rend compte de l'incertitude de la prévision. L'équation 3.11 décrit cette étape de prévision :

$$x_k^i = \mathcal{M}_{k-1,k}^{f,i}(x_{k-1}^{f,i}), \quad \text{avec i} = 1,...,N_e \tag{3.11}$$

L'EnKF et le FP diffèrent en revanche dans leurs analyses.

- L'analyse de l'EnKF est similaire au filtre de Kalman classique qui détaillée dans la section 3.1.3. L'équation 3.7 est simplement appliquée à chaque membre de l'ensemble. Il s'agit d'appliquer une correction sur l'ébauche. Ce terme de correction considère l'innovation (la différence entre l'observation et l'estimé) multipliée au gain de Kalman K. Ce gain est calculé à l'aide de la matrice de covariance d'erreur P_k^f. Via l'ensemble

propagé, P_k^f est calculée de telle manière que :

$$P_k^f = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[(x_k^{f,i} - \bar{x}_k^f)(x_k^{f,i} - \bar{x}_k^f)^T\right] \tag{3.12}$$

- Dans son analyse, le FP affecte chaque particule d'un poids calculé selon la distance aux observations. Les particules sont par la suite éliminées ou dupliquées en fonction de leur poids. Aucune correction n'est opérée sur les particules, seul est réalisé un processus de rééchantillonnage. Le FP présente ainsi l'avantage d'être facile d'implémentation. Enfin, en n'effectuant aucun remaniement sur les variables d'états du modèle, chaque particule est une pure solution du modèle numérique évitant les problèmes d'initialisation.

A travers la propagation de l'information statistique, les méthodes d'ensemble offrent un sens probabiliste à la prévision. Théoriquement, la prise en compte des non-linéarités est gérée par l'utilisation du modèle non-linéaire pour propager les différents membres. L'estimation des erreurs est ainsi réalisée au cours du temps, évitant leur difficile spécification. Le gros point faible de ces méthodes est la taille de l'ensemble nécessairement conséquente pour que les statistiques calculées soient pertinentes.

3.1.5 Synthèse : des avantages et des inconvénients

L'assimilation de données cherche à améliorer les connaissances d'un système physique en s'appuyant sur les informations délivrées à la fois par les modèles numériques et les observations du système. En géosciences, trois méthodes sont particulièrement répandues : une approche variationnelle avec le 4D-Var, une méthode ensembliste construite autour du filtre de Kalman (l'EnKF) et une dernière technique, exploitant également les bénéfices d'un ensemble mais dont l'analyse est basée sur un algorithme de rééchantillonnage, le FP.

Le 4D-Var cherche à estimer non pas l'état optimal à un instant donné mais une trajectoire optimale sur une fenêtre temporelle donnée. Cette particularité lui confère une dimension temporelle et lui permet de propager les informations apportées par les observations. Cette méthode nécessite le modèle linéaire tangent et le modèle adjoint compliquant grandement son implémentation et utilisation dans le cas de systèmes de grandes dimensions. Bien que ce ne soit pas son objectif, une autre difficulté est la nécessité de connaître suffisamment les statistiques d'erreurs pour construire efficacement ses matrices de covariance d'erreur.

Sur ce dernier point, l'EnKF et le FP bénéficient de l'apport d'une simulation d'ensemble estimant les statistiques d'erreurs par la propagation de plusieurs états perturbés du modèle physique. Un modèle non-linéaire peut être utilisé sans impacter profondément les performances de filtrage. La principale limite des méthodes ensemblistes se situe dans le nombre de membres possiblement élevé pour des résultats probants. Ceci induit une forte ressource de calculs, ce qui peut être désavantageux pour des systèmes coûteux.

Dans l'étape d'analyse de l'EnKF, une correction est appliquée sur les membres de l'ensemble. En se basant sur leur distance aux observations, le FP n'effectue qu'un rééchantillonnage de ses particules. Le FP fait référence dans les méthodes de filtrages non-linéaires mais il est également connu pour être affecté par le phénomène de dégénérescence. Ce phénomène, qui entraîne l'écroulement de l'ensemble sur une unique solution, est également un obstacle aux grandes dimensions (Bocquet et al., 2010).

Suivant la "philosophie" de l'assimilation de données (tirer profits des avantages pour atténuer les inconvénients), l'adaptation des méthodes d'ensembles aux techniques variationnelles est un fort sujet de recherche et montre déjà des résultats stimulants. On peut citer les versions ensemblistes du 3D et 4D-Var (En3D-Var, Buehner, 2005 et En4D-Var, Liu et al., 2008).

L'application et les performances de ces méthodes sont fonction du système déployé, de ses contraintes et de l'objectif des travaux. Pour notre étude, le choix de la méthode est

détaillé dans la section 3.3. La base de l'assimilation de données étant maintenant présentée, la section suivante est consacrée à l'état de l'art de cette discipline en hydrologie/nivologie. Une présentation segmentée selon les différentes observations utilisées va nous permettre de justifier le choix de la nature de celles assimilées dans ces travaux.

3.2 ÉTAT DE L'ART

Depuis quelques années, la nivologie et l'hydrologie se nourrissent des avancées de l'assimilation de données, des progrès en modélisation et de la disponibilité croissante d'observations du manteau neigeux. Dans cette section, une courte revue est dressée sur l'évolution de l'assimilation de données jusqu'à son utilisation pour et par la neige. L'origine de l'application de cette discipline à des fins nivologiques étant exposée (section 3.2.1), les sections suivantes retracent les travaux d'assimilation antérieurs selon la nature des observations assimilées. L'assimilation de mesures *in situ* (section 3.2.2) précède l'utilisation des observations télédétectées. A l'instar des modèles d'évolution et des méthodes d'assimilation, la télédétection de la neige a, elle aussi, connu d'importantes transformations, en particulier la sophistication des instruments de mesure et l'augmentation du nombre et de la diversité des observations. L'observation satellitaire et ses propriétés varient selon la gamme de fréquences à laquelle opère l'instrument. Pour l'étude de la neige, la télédétection se distingue en deux grandes catégories de mesures, les mesures optiques et micro-ondes. Les travaux d'assimilation sont ainsi présentés en dissociant ces différents types d'observations. Nous nous intéressons dans un premier temps aux études cherchant à améliorer les estimations du couvert nival à l'aide de *produits satellitaires* issus des imageurs optiques puis micro-ondes (section 3.2.3). Pour finir, c'est l'assimilation des *données brutes* de ces imageurs (les luminances ou réflectances) qui conclut cette revue bibliographique (section 3.2.4). Après une courte comparaison des deux principales méthodes d'assimilation utilisées dans ces travaux (section 3.2.5), les éléments-clés à retenir pour la suite sont résumés dans la dernière section 3.2.6.

3.2.1 De la météorologie à la neige au sol

3.2.1.1 Les précurseurs

L'émergence récente de l'assimilation de données dans les études du manteau neigeux saisonnier est le résultat de l'expansion grandissante de l'utilisation de ces techniques dans les sciences de la terre et de l'environnement. La météorologie s'en empara la première et, depuis, n'aura cessé de proposer des développements et sophistications de ces techniques (Daley, 1993). Sous la forte demande de prévisions météorologiques à court terme, via une grande communauté de recherche en météorologie et par l'incessante augmentation des capacités de calculs, la météorologie se positionnera comme l'instigatrice de l'assimilation de données dans les sciences naturelles. Les plus grands centres météorologiques tels que le Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen-Terme (CEPMMT) et Météo-France s'efforceront d'optimiser l'utilisation d'observations, dont le type et le nombre sont en constants accroissements, dans des modèles de prévisions eux-mêmes de plus en plus complexes et énergivores.

Convaincue de son efficacité, c'est au tour de l'océanographie de s'approprier les bénéfices de l'assimilation de données. Le développement des techniques d'assimilation en météorologie a profité à l'océanographie qui, depuis les années 80, s'inspire des mêmes méthodes. L'étude de la dynamique de l'océan a offert un nouveau champ d'exploitation de l'assimilation de données. Comme en météorologie, l'implémentation de ces techniques ne s'est pas limitée à affiner les prévisions du système modélisé mais a pleinement participé à perfectionner l'ensemble des ingrédients que compose un système d'assimilation de données, c'est-à-dire le développement et l'utilisation d'un ensemble de sources d'observations, la sophistication des modèles

océaniques ainsi que la calibration de leurs paramètres (Bertino et al., 2003; Thomson and Emery, 2014). L'équipe MEOM du LGGE joue un rôle considérable dans ces avancées et se positionne comme un protagoniste majeur au développement et à l'adaptation des techniques d'assimilations nécessaires aux nouveaux défis de l'océanographie (Pham et al., 1998; Brasseur and Verron, 2006; Lauvernet et al., 2009; Brankart et al., 2010; Cosme et al., 2010; Metref et al., 2014).

3.2.1.2 Au tour des modèles de surfaces

Parallèlement, de considérables développements ont été réalisés dans les modèles hydrologiques ou de surfaces terrestres. Les processus de surface font partie de l'ensemble des processus globaux qui contrôlent le fonctionnement terrestre. Ces interactions sont représentées dans des modèles de circulations générales (GCMs : General Circulation Models) et la composante terrestre de ces modèles est confiée aux modèles de surfaces terrestres (LSMs : Land Surface Models). Ces derniers simulent l'équilibre de l'énergie et de l'eau des terres émergées à l'aide de grandeurs physiques telles que les précipitations et l'humidité du sol. L'indice de surface foliaire et l'évapotranspiration sont utilisés pour rendre compte de la végétation tandis que l'étendue de surface enneigée et son équivalent en eau liquide permettent de considérer les effets de la neige au sol (Xu et al., 2014). Quelques exemples de LSMs largement répandus : Community Land Model (CLM, Bonan et al., 2002; Oleson et al., 2010), Variable Infiltration Capacity (VIC, Cherkauer et al., 2003), Noah LSM (Ek et al., 2003), Catchment LSM (Koster et al., 2000) et ORganizing Carbon and Hydrology In Dynamic EcosystEms (ORCHIDEE, Krinner et al., 2005).

Après l'utilisation intensive de l'assimilation dans les modèles atmosphériques et océaniques, les hydrologues commencent à réfléchir à la façon dont les modèles de surface pourraient tirer profit des avancées en assimilation de données. Pendant longtemps, les avancées dans ce domaine étaient freinées en raison du manque d'observations hydrologiques. Dans un premier temps, ces modèles ne représentaient pas les variables neige et se concentraient uniquement sur les grandeurs purement hydrologiques (e.g., ruissellement, précipitation liquide, humidité du sol, évapotranspiration). L'assimilation de données était alors utilisée à cette fin. Dans les années 70, le filtre de Kalman devient populaire dans ce domaine et de nombreux papiers abordent ce sujet. Hino (1973) fut l'un des premiers à appliquer le filtre de Kalman à des problèmes hydrologiques pour paramétrer un modèle linéaire de décharge fluviale. Ses travaux seront suivis par de nombreuses études exploitant sinon le filtre de Kalman, ses différentes variantes e.g., (Szollosi-Nagy, 1976; Lettenmaier and Burges, 1976; Bras and Rodríguez-Iturbe, 1976; Chiu, 1978; Wood and Szöllösi-Nagy, 1978; Bolzern et al., 1980; Kitanidis and Bras, 1980; O'connell, 1980; Cooper and Wood, 1982; Bergman and Delleur, 1985; Burn and McBean, 1985; Mizumura and Chiu, 1985; Georgakakos et al., 1988; Brazil, 1989).

3.2.1.3 L'intégration de la neige

Pour parfaire encore les prévisions des modèles de surface, ont débuté les premiers efforts sur l'implémentation des processus liés à la présence de neige au sol. Des estimations précises du volume et du timing de la fonte du manteau neigeux sont incontournables pour de nombreuses applications. Cela inclut, par exemple, les prévisions d'écoulements, les ressources en eau disponibles, la gestion des bassins versant et la conception de structures hydrologiques et hydrauliques. Pour répondre à ces besoins, les premiers modèles représentant la fonte du manteau neigeux apparaissent dans les années 1970 (e.g., Eggleston et al., 1971; Anderson, 1973; Leaf et al., 1973; Carlson et al., 1974). Dans les références citées précédemment, seuls Burn and McBean (1985) et Mizumura and Chiu (1985) ont inclus la fonte du couvert nival dans leurs modèles.

En 1978, motivé par le fait que dans l'ouest des États-Unis 70 à 80% de l'approvisionnement en eau résulte de la couverture nivale, Carroll (1978) développe une

procédure pour incorporer des observations *in situ* de SWE dans un modèle conceptuel de fonte de neige. Cette approche originale permettra de diminuer jusqu'à 40% les erreurs de volumes mensuels des simulations d'écoulements. Dix ans plus tard, Leu (1988) combine le filtre de Kalman, un modèle simple de manteau neigeux et des observations « neige » (le SWE, la hauteur de neige et la température de surface du manteau neigeux). Il parvient à améliorer les estimations de la distribution spatiale du manteau neigeux et ainsi la prévision du volume de fonte associée. Enfin, Day (1990) assimile à l'aide d'un filtre de Kalman étendu des mesures de SWE dans un modèle conceptuel de neige et démontre la capacité de cette approche à améliorer les prévisions d'écoulement d'un bassin versant. Le développement de modèles simulant le manteau neigeux et l'utilisation de données neige pour contraindre les prévisions de ces derniers ont bel et bien débuté, mais restent encore limités faute d'observations.

Depuis lors, la recherche avance et l'assimilation de données dans les modèles de surface subit de constants progrès. Les modèles se perfectionnent, les observations se diversifient et s'intensifient. De nombreux travaux d'assimilation de données dont l'objectif est l'amélioration des estimations du manteau neigeux se succèdent. Les sections suivantes reprennent ces avancées.

3.2.2 Assimilation de données "neige" *in situ*

Puisque les mesures *in situ* font souvent valeur de référence, leur utilisation dans des systèmes d'assimilation a vite été exploitée pour juger de l'apport d'une telle approche dans l'estimation du manteau neigeux (Tableau 3.1). La représentation de ce dernier est soumise aux incertitudes des forçages météorologiques ou aux défauts de la physique du modèle. L'assimilation d'une mesure ponctuelle peut faire l'objet d'un point de référence ou de calibration et ainsi évaluer la qualité de la modélisation, améliorer les prévisions et au même titre les conditions initiales d'une future simulation. A la différence des observations satellitaires, mesurer la hauteur de neige et le SWE est réalisable sur le terrain et de façon systématique. La Figure 3.6 témoigne de l'envergure du réseau de mesures SWE des États-Unis et du Canada. C'est pourquoi, nombre de ces études ont été réalisées dans les régions ouest des États-Unis où cet impressionnant réseau de mesures délivre quotidiennement des informations du manteau neigeux (e.g. Slater and Clark, 2006; Leisenring and Moradkhani, 2011; He et al., 2012; Franz et al., 2014, Tableau 3.1). Certaines applications opérationnelles de grande échelle se servent de mesures *in situ*, on peut citer, e.g. le Centre de Météo Canadien (CMC, Brasnett, 1999), National Operational Hydrologic Remote Sensing Center (Barrett, 2003; Carroll et al., 2006) et le Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme (CEPMMT, Drusch et al., 2004). Évidemment les systèmes actuels combinent désormais un jeu de données importants mêlant observations *in situ* et satellitaires. Il est d'ailleurs intéressant de constater dans cette dernière étude l'amélioration des estimations de la couverture neigeuse par le système d'analyse incluant premièrement seulement des observations *in situ* puis, en combinant données *in situ* et satellitaires. En date du 1 mars 2002, l'ajout des données satellitaires dans l'analyse réduit en moyenne de 8.6 mm l'équivalent en eau par point de grille. En considérant uniquement les mesures *in situ*, une faiblesse dans le réseau d'observation peut fortement dégrader les résultats. En guise d'exemple, nous pouvons citer les travaux de Brasnett (1999). Le développement d'une méthode d'analyse de données neige en temps réel parvient à estimer correctement la couverture nivale à l'échelle continentale. En revanche, au niveau du Plateau Tibétain, la surestimation des précipitations et l'absence quasi-totale de mesures de neige conduisent à la persistance du manteau neigeux jusqu'en été.

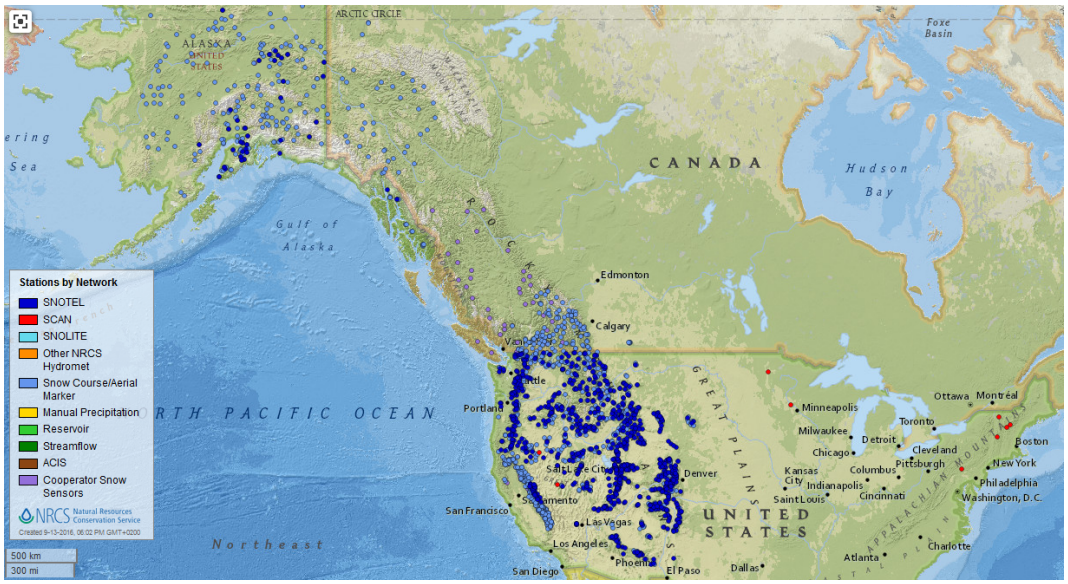

Figure 3.6: Réseau de mesures Canadien et Américain de l'équivalent en eau du manteau neigeux. Source : http://www.wcc.nrcs.usda.gov/snow/

Bien évidemment, à des échelles spatiales plus petites (massif, pente), la densité de ce genre de réseau d'observations est dans la plupart des cas relativement faible et ne permet pas de renseigner sur la fine variabilité spatiale du couvert nival (Figure 3.7). Sous l'effet du vent, de la topographie, de l'interaction neige-canopée, le manteau neigeux peut évoluer différemment à quelques mètres seulement du point de mesure *in situ* (Blöschl, 1999; Trujillo et al., 2007; Grünewald et al., 2010). Il s'agit dans ce cas d'un problème de représentativité des observations, jusqu'à quelle distance et de quelle amplitude une observation peut-elle impacter les points de grille avoisinants non-observés? Tous ces travaux ont ainsi démontré le bon impact des systèmes développés pour améliorer les estimations du manteau neigeux aux alentours du point de mesure ou pour des applications à grande échelle. Cependant, à plus petite échelle, l'utilisation seule de ces données ne semble pas en mesure de refléter et corriger précisément la distribution spatiale de la neige.

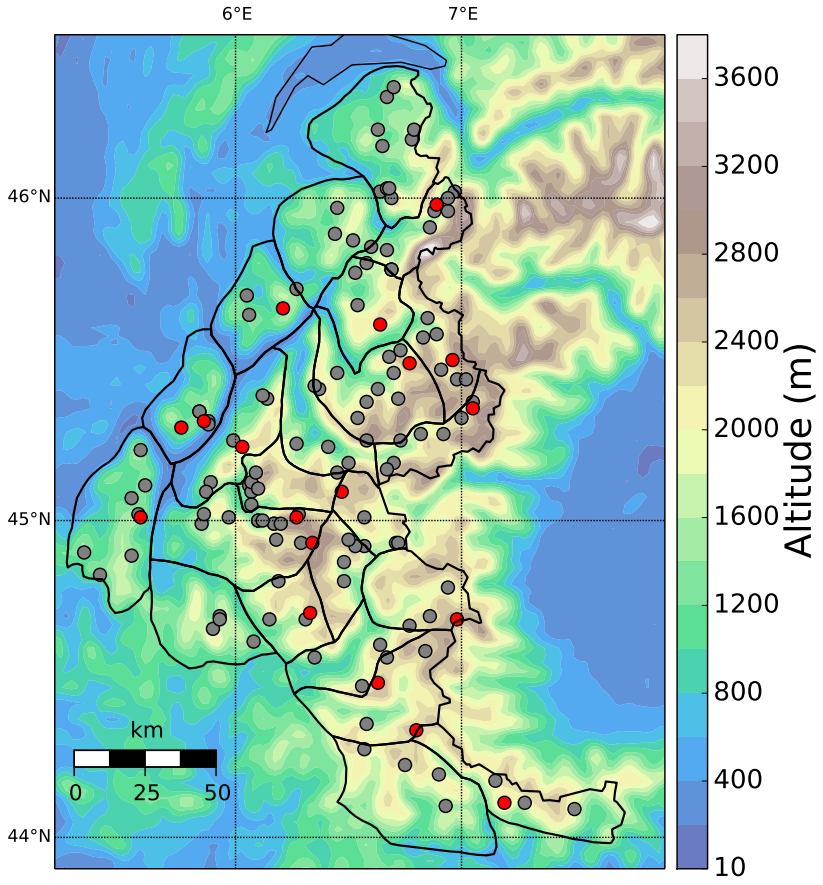

Figure 3.7: Carte du réseau de mesure des stations automatiques Nivôse (en rouge) et du réseau de mesure manuelle nivo-météorologique (en gris) dans les Alpes françaises. Le réseau nivo-météorologique est constitué d'environ 400 observateurs dans plus de 120 stations collectant quotidiennement en hiver des informations utiles à la prévision du risque avalanche. Sur cette carte, seules sont représentées les mesures de hauteur neige quotidiennes réalisées. Les sondages stratigraphiques effectués par les observateurs de façon hebdomadaire ne sont pas indiqués.

A noter que des alternatives sont possibles. Magnusson et al. (2014) partent du principe que dans certaines régions de topographie complexe, de nébulosité importante ou soumises à de grande quantités de neige, les observations satellitaires peuvent contenir des informations de qualité réduite. Pour contourner ces inconvénients, ils testent l'assimilation de données SWE *in situ*. Dans une seconde expérience, ils se servent également de ces données pour estimer les taux de précipitations et de fonte journalière. Ces nouvelles informations sont ensuite assimilées. La comparaison des résultats de ces expériences dans les Alpes suisses témoignent de la possibilité de profiter de données SWE *in situ* pour corriger les champs météorologiques en entrée du modèle d'évolution et ainsi impacter la simulation spatialisée du SWE.

En général, l'assimilation de données neige *in situ* montre ses limites dans la représentation spatiale du manteau neigeux. Sur la base de ces travaux de thèse, cherchant à améliorer les prévisions d'estimation du couvert nival en topographie complexe à fine échelle spatio-temporelle, l'utilisation de telles observations ne semble pas la plus appropriée. En revanche, ces mesures restent la meilleure source d'évaluation d'un système d'assimilation. A partir de ce constat, intéressons-nous aux travaux combinant la télédétection et l'assimilation des données issues de ces mesures.

Auteurs	Observation	Modèle	Méthode AD	Région	Période
Barrett (2003); Carroll et al. (2006)	Toutes mesures *in situ*, aéroportées ou satellitaires	SNODAS incluant un modèle simple de manteau neigeux	Nudging	Amérique du Nord	
Brasnett (1999)	SYNOP SD réseau de mesure synoptique	CMC - Modèle d'analyse opérationnel	Interpolation optimale	Monde	1995 - 1997
Brown et al. (2003)	SD (U.S. and Canadian cooperative stations)	version améliorée de Brasnett (1999)	Interpolation optimale	Amérique du Nord	1979 - 1996
Drusch et al. (2004)	SYNOP SD	système d'analyse opérationnel ECMWF, Brasnett (1999)	2-D interpolation de Cressman	Monde	2001 - 2002
Franz et al. (2014)	SNOTEL SWE	SNOW-17 / SAC-SMA	EnKF pour générer conditions initiales	Californie, États-Unis	1982 - 2007
He et al. (2012)	SNOTEL SWE	SNOW-17 / SAC-SMA	EnKF avec un méthode de régression à partir des données SWE	Californie, États-Unis	1991 - 1996
Leisenring and Moradkhani (2011)	Virtuelle : SWE SNOTEL	SNOW-17	EnKF, EnSRF, PF	Californie, États-Unis	2003 - 2006
Liston and Hiemstra (2008)	Virtuelle : SWE	SnowModel	SnowAssim Interpolation Optimale	domaine idéalisé	2002 - 2003
Magnusson et al. (2014)	SWE et flux de fonte et précipitations	modèle simple de manteau neigeux	EnKF et interpolation statistique	Suisse	2006 - 2009
Slater and Clark (2006)	SNOTEL SWE	SNOW-17	EnSRF - interpolation spatiale SWE	Colorado, États-Unis	1984 - 2003
Su et al. (2011)	Virtuelle : SWE	CLM	EnKF		2003 - 2004

Abréviations : CLM, Community Land Model - CMC, Canadian Meteorological Centre - ECMWF, European Centre for Medium-Range Weather Forecasts - EnSRF, Ensemble square root Kalman filter - SAC-SMA, Sacramento Soil Moisture Accounting - SNODAS, Snow Data Assimilation System - SNOTEL, SNOwpack TELemetry

Tableau 3.1: Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de données *in situ* nivologiques dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux.

3.2.3 Assimilation de produits "neige" satellitaires

A l'inverse des observations *in situ*, les mesures satellitaires ne sont pas limitées dans l'espace. Diverses variables hydrologiques peuvent être dorénavant estimées à des résolutions spatiales et temporelles en constantes améliorations. La diversité et la disponibilité de ces données connaissent une croissance remarquable ces dernières décennies à tel point que, dans les applications intégrant ces données aux modèles de surfaces, de nouveaux et continus progrès sont réalisés. Comme explicité précédemment (section 2.2), les observations télédétectées de la neige se distinguent selon le domaine de fréquence dans lequel est réalisée la mesure. On différencie les observations dites optiques (du domaine visible à l'infrarouge) et les micro-ondes. Dans ces deux catégories, des avantages et inconvénients obligent les scientifiques à développer des outils leur permettant de tirer profit du contenu en informations de ces données dans l'objectif de les assimiler.

Dans cette section, il est seulement question des travaux assimilant des produits satellitaires (définition en section 2.2.3). Ces travaux sont présentés en différenciant les types de données satellitaires utilisées selon leur gamme de fréquences et le contenu en informations exploité.

3.2.3.1 Imageurs optiques

Assimilation de produits SCA / SCF

Les instruments embarqués de mesures optiques fournissent des observations de l'étendue de surface recouverte par la neige (en anglais Snow Cover Area – SCA, Hall et al., 2002, 2010). Alors que l'observation de SCA est une information binaire (présence de neige / absence de neige), d'autres produits fournissent une information sur le pourcentage de neige d'un pixel. Ces produits sont nommés SCF (Snow Cover Fraction).

L'étendue de surface recouverte de neige peut être estimée à partir des caractéristiques réfléchissantes de ce matériau. Bien que limité par la présence de nuages empêchant toutes mesures sous-jacentes, ce type de données possède (en général) un avantage de taille : sa fine résolution spatiale et temporelle (MODIS : résolution spatiale de 250 m à 1 km, résolution temporelle journalière). Pour améliorer les estimations du SWE (masse de neige) par l'assimilation de ces produits (de superficie), différentes approches et techniques ont été développées.

La première dénommée comme méthode d'*insertion directe* consiste à ajouter ou enlever une certaine quantité de neige en fonction du désaccord entre l'observation et la simulation du modèle. La seconde s'appuie sur une *courbe de diminution de la neige* pour traduire l'information SCA en une donnée SWE de manière à appliquer les méthodes d'assimilation connues. Ces développements sont détaillés ci-dessous et résumés dans le Tableau 3.2.

Méthode d'insertion directe - Rule based insertion

Rodell and Houser (2004) s'initient à l'assimilation de produits de couverture neigeuse en exploitant une méthode dite « d'insertion directe ». Cette méthode considère l'observation satellitaire comme parfaite et utilise de ce fait toute l'information des observations pour modifier les simulations. Le principe de cette technique est de comparer une observation de SCF avec les simulations d'un modèle de surface terrestre (ici Mosaic LSM). Ces simulations fournissent en général la variable SWE qui doit alors être retranscrite en présence ou absence de neige. Si le modèle indique la présence de neige (SWE>0 kg m^{-2}) mais que la SCF dérivée du capteur MODIS suggère l'inverse, alors on impose au modèle la disparition du manteau neigeux. Dans le cas inverse où le modèle, à la différence de MODIS, ne suggère aucune neige, une fine couche est alors prescrite dans l'état du modèle. La comparaison avec des observations de SWE *in situ* a révélé qu'une telle approche est capable d'améliorer les prévisions de l'équivalent en eau du manteau neigeux. Kumar et al. (2008); Tang and

Lettenmaier (2010); Roy et al. (2010) et Arsenault et al. (2013) qui utilisent une technique similaire ont rapporté les mêmes conclusions. En s'inspirant toujours de la méthode de Rodell and Houser (2004), Hall et al. (2010) et Liu et al. (2013) montrent de notables améliorations dans les prévisions du couvert nival suite à l'assimilation de SCF MODIS *pré-traitées*. Liu et al. (2013) mettront ainsi en avant le gain réalisé par l'intégration de données possédant une détection plus fine des nuages et une cartographie plus fidèle des surfaces enneigées. Hall et al. (2010) génèrent, quant à eux, des cartes de surface enneigée non troublées par la couverture nuageuse. Le nombre de pixels exploitables dans l'analyse est ainsi augmenté et avec lui les performances de l'assimilation. Cette étude révèle que l'utilisation des produits MODIS bruts induit une réduction de 3% du biais moyenné spatialement (comparé à la simulation sans assimilation) contre 12% en améliorant les cartes d'enneigement. En revanche, considérer les observations comme sans erreurs est une hypothèse forte de la technique d'insertion directe. Cela aura eu pour effet d'encourager la recherche à adopter de nouvelles techniques. En 2009, Zaitchik and Rodell (2009) assimilent des données de l'étendue de la surface enneigée MODIS dans le modèle de surface Noah pour modifier cette fois les forçages météorologiques d'entrée du modèle. Ils obtiennent ainsi d'encourageants résultats.

Courbe de diminution de la neige - Snow Depletion Curve

Afin de profiter des techniques d'assimilation sophistiquées, une relation empirique plus élaborée est nécessaire pour convertir les observations de la surface enneigée (SCA/SCF) en équivalent en eau (SWE). Une « courbe de diminution de la neige » ou Snow Depletion Curve en anglais (SDC) est alors utilisée comme « opérateur d'observation » pour estimer le SWE à partir de l'étendue de surface enneigée (Essery and Pomeroy, 2004).

Andreadis and Lettenmaier (2006) se sont employés à utiliser un filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) pour assimiler la couverture de neige dérivée des données MODIS dans le modèle hydrologique VIC (Variable Infiltration Capacity, Cherkauer et al., 2003). La Figure 3.8 présente un exemple de SDCs utilisées par Andreadis and Lettenmaier (2006) pour estimer l'équivalent en eau d'un manteau neigeux forestier de basses altitudes en période d'accumulation et de fonte.

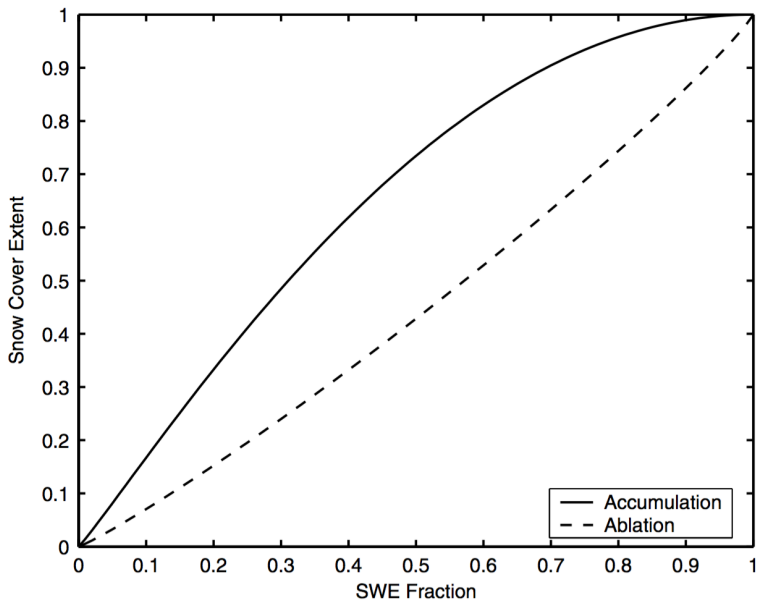

Figure 3.8: Exemple de courbes de diminution de la neige (SDCs) reliant la SCA au SWE, utilisées dans les travaux de Andreadis and Lettenmaier (2006).

Pour obtenir ces courbes, Andreadis and Lettenmaier (2006) modélisent la fraction de

neige recouvrant le pixel (the fractional snow cover area : A_f) comme :

$$A_f = A_{dc}\left(\frac{W}{min(W_{max}, SI)}\right) \tag{3.13}$$

avec A_{dc} la fonction représentant la répartition spatiale de la neige. Cette fonction se base sur le fait que la répartition est dépendante de la hauteur de neige. W correspond à la moyenne annuelle du SWE, W_{max} le SWE maximum depuis le début de l'accumulation et SI correspond à un seuil prescrit de SWE au-dessus duquel la couverture de neige est assurée à 100%. Lorsqu'une précipitation a lieu sur une surface partiellement recouverte de neige, A_f est régressé à 100% avant de suivre une courbe de diminution rééchelonnée (rescaled depletion curve) jusqu'à atteindre sa valeur juste avant les chutes de neige. Bien évidemment la variabilité spatiale de la SCA et du SWE dépend de la topographie, du type de surface et de l'exposition au vent. C'est pourquoi différentes SDCs sont générées selon des bandes altitudinales et le type de surface.

Le seuil SI dans l'équation 3.13 est déterminé à travers l'utilisation des données MODIS SCA et de mesures *in situ* de SWE via le réseau de stations automatiques SNOTEL[3]. Pour définir la fraction de SWE saisonnière, l'évolution de l'étendue de neige (via MODIS) est analysée en fonction des valeurs de SWE (via SNOTEL). Cette fraction moyenne est par la suite utilisée comme climatologie SWE et appliquée aux points de grille du modèle VIC de manière à estimer la valeur SI moyenne pour chaque classe physiographique. Puis, pour chacune de ces classes, pour la période d'accumulation et de fonte, les courbes de diminution de la neige sont estimées en considérant A_{dc} comme une fonction de distribution bêta cumulative. Notons que de nombreuses autres paramétrisations existent pour relier l'étendue de neige à l'équivalent en eau (Essery and Pomeroy, 2004).

Par ce procédé, en utilisant la SDC comme opérateur d'observation, Andreadis and Lettenmaier (2006) réussissent à assimiler efficacement des données SCA MODIS en impactant les simulations SWE du modèle VIC. Même si cette méthode indirecte d'analyse n'améliore que légèrement l'équivalent en eau estimé à l'échelle de la saison, les comparaisons faites avec des mesures *in situ* de SWE indiquent une meilleure précision dans la prévision printanière du couvert nival et ainsi sa fonte inhérente. Des conclusions similaires sont obtenues dans les travaux de Su et al. (2008, 2010) mais cette fois pour l'estimation du SWE à l'échelle continentale. Clark et al. (2006) qui s'intéressent à l'apport de cette méthode sur les simulations d'écoulement dans les montagnes du Colorado témoignent, eux-aussi, de faibles améliorations via l'utilisation des observations de l'étendue des surfaces enneigées.

Les estimations de SWE faites à l'aide d'une SDC à partir de données SCA sont soumises à de fortes incertitudes. Cela peut être dû à de nombreux facteurs affectant la distribution spatiale (et temporelle) de la neige telles que la topographie, des zones fortement exposées au vent et la présence de végétations (Pomeroy et al., 1998). Du fait de ces incertitudes, en dehors des critères connus et calibrés, les courbes de diminution de la neige ne permettent pas d'estimer avec précision l'évolution du SWE. A partir de ce constat, Kolberg et al. (2006) utilisent l'assimilation d'images SCA de plus fines résolutions (Instruments Landsat TM, résolution 3 0m) pour affiner des courbes de SDC et obtiennent ainsi des estimations de SWE nettement améliorées.

En résumé, ces deux méthodes (insertion directe et l'emploi de SDC pour convertir la SCA en SWE) sont utilisées pour corriger les estimations du manteau neigeux (et notamment son équivalent en eau) à l'aide de données satellitaires de SCA/SCF. L'emprunt des courbes de diminution de la neige comme opérateur d'observation a rendu possible l'utilisation de techniques d'assimilation plus sophistiquées telles que l'EnKF. Malgré tout, dans ces deux approches, diverses sources d'erreurs impactent les résultats (e.g. estimation empirique du SWE à partir de l'étendue de la surface enneigée, utilisation d'algorithme de récupération,

[3]SNOw TELemetry, http://www.wcc.nrcs.usda.gov/snow/

confiance absolue aux observations). Arsenault et al. (2013) ont comparé ces deux méthodes (l'insertion directe et l'EnKF via l'usage d'une SDC) à travers plusieurs expériences réalisées dans le modèle de surfaces CLM (Community Land Model, Bonan et al., 2002; Oleson et al., 2010). Comparées aux simulations sans assimilation, ces deux approches révèlent des améliorations sans pour autant distinguer la prévalence d'une méthode sur une autre. L'EnKF indique de meilleurs résultats dans les situations plus élevées en altitude tandis que l'insertion directe montre certains avantages aux altitudes plus basses. Par sa capacité à subitement enlever ou rajouter de grandes quantités de neige, de plus grandes incohérences peuvent être obtenues avec la méthode d'insertion directe. Dans certains cas où la fonte de neige n'est pas assez rapide, cette particularité de la méthode d'insertion directe autorise le système à facilement rattraper cette situation, difficulté que l'EnKF ne semble pas résoudre rapidement. C'est pour cette raison que De Lannoy et al. (2012) se sont servis conjointement d'un EnKF et d'une méthode d'insertion directe pour assimiler des données de surface de neige MODIS sans être bloqués dans les situations où tous les membres présentent 100% ou 0% de neige pour un pixel donné.

Auteurs	Observation	Modèle	Méthode AD	Région	Période
Andreadis and Lettenmaier (2006)	MODIS SCA (500m)	VIC	EnKF	Pacific Northwest, États-Unis	1999 - 2003
Arsenault et al. (2013)	MODIS SCF (500m)	CLM	EnKF et Insertion Directe	Colorado et Washington, États-Unis	2004 - 2005
De Lannoy et al. (2012)	MODIS SCF (500m)	Noah LSM	EnKF et Insertion Directe	Colorado, États-Unis	2002 - 2010
Fletcher et al. (2012)	MODIS SCA (500 m)	SnowModel	Insertion Directe	Wyoming, Colorado et Nebraska, États-Unis	2006 - 2007
Hall et al. (2010)	MODIS SCF (0.05°) et MODIS CGF (500 m)	Noah LSM	Insertion Directe	États-Unis	2007 - 2008
Kolberg et al. (2006)	Landsat-7 ETM+ SCA (30 m)	precipitation runoff model	ajutement de SDCs	Norvège	4 et 11 mai 2000
Kumar et al. (2008)	Virtuelle : MODIS SCF (0.05°)	Catchment et Noah LSMs	Insertion Directe	Amérique du Nord	2003 - 2004
Liu et al. (2013)	MODIS SCF (500m) et ANSA SCF (0.05°)	Noah LSM	Insertion Directe	Alaska	2002 - 2009
McGuire et al. (2006)	MODIS SCA (500 m)	VIC	ajustement des conditions initiales	Pacific Northwest, États-Unis	2000 - 2004
Naha et al. (2016)	MODIS SCA (500 m) composite 8 jours	VIC	Insertion Directe et EnKF	Himalaya	2006
Parajka and Blöschl (2008)	MODIS SCA combinaison TERRA/AQUA pour améliorer le masque de nuage	precipitation runoff model	Calibration du modèle	Autriche	2002 - 2005
Rodell and Houser (2004)	MODIS SCF (0.05°)	Mosaic LSM	Insertion Directe	Monde et Amérique du nord	2003
Roy et al. (2010)	MODIS SCA (500m) et IMS (4km)	SPH-AV/MOHYSE	Insertion Directe	Québec	2004 - 2007
Su et al. (2008, 2010)	MODIS SCF (0.05)	CLM	EnKF	Amérique du Nord	2002 - 2007
Tang and Lettenmaier (2010)	MODIS SCA (500m)	VIC	Insertion Directe	États-Unis	2000 - 2008
Zaitchik and Rodell (2009)	MODIS SCA (0.05°)	Noah LSM	ajustement de la température de l'air et des précipitations	Monde	2005 - 2007

Abréviations : ANSA, Air force weather agency (AFWA) National aeronautics ans space administration (NASA) Snow Algorithm - CGF, Cloud Gap Filled - CLM, Community Land Model - IMS, interactive multi-sensor snow and ice mapping system - LSM, Land Surface Model - SPH-AV, Système de Prévision Hydrologique-Apports Verticaux - VIC, Variable Infiltration Capacity

Tableau 3.2: Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de produits satellitaires SCA/SCF dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux.

Autres produits optiques assimilés

De nombreuses études rapportent l'impact de l'assimilation de données SCA/SCF pour les simulations du manteau neigeux, mais peu seulement se sont essayées à intégrer d'autres observations optiques (Tableau 3.3). Récemment, Navari et al. (2016) ont investigué l'assimilation de données (virtuelles) de température de surface de la glace sur des simulations du modèle de manteau neigeux Crocus (il s'agit ici d'observations infrarouges thermiques plutôt qu'optiques). Toujours dans Crocus, l'assimilation de données d'albédo de surface a été expérimentée par Dumont et al. (2012a). Différentes études (Aoki et al., 2003; Xue et al., 2003; Armstrong and Brun, 2008; Arsenault et al., 2013) ont effectivement montré que l'albédo est déterminant dans les processus de fonte du manteau neigeux et puisqu'il gouverne les variations solaires, l'albédo se révèle un facteur de fort impact dans les simulations du couvert nival. Dumont et al. (2012a) parviennent à réduire jusqu'à 40% la RMSE[4] du bilan de masse d'un glacier alpin par l'assimilation de produits satellitaires MODIS-albédo. Ces bons résultats ont été obtenus à l'aide d'un 3D-Var. La même année, Malik et al. (2012) démontrent que l'implémentation d'une méthode d'insertion directe de données d'albédo MODIS diminue les incertitudes sur les estimations d'albédos mais également de SD et des flux radiatifs. A noter que Malik et al. (2012) assimilent uniquement des albédos larges-bandes (intégrés sur la gamme spectrale 0.3 - 5μm) alors que 3 bandes spectrales ([0.3–0.8], [0.8–1.5] et [1.5–2.8]μm), sont utilisées dans l'étude de Dumont et al. (2012a). Récemment, Wang et al. (2015) utilisent la méthode d'insertion directe pour assimiler des produits satellitaires d'albédo (GlobAlbédo, produits disponibles selon 3 bandes spectrales ([0.4–0.7], [0.7–3.0] et [0.4–3.0]μm) dans le modèle de surfaces ORCHIDEE. A travers des comparaisons au niveau de deux sites d'études puis à l'échelle de l'hémisphère nord, les auteurs confirment les meilleurs résultats des estimations de l'albédo, des SD et du SWE à l'aide de cette technique. Le travail réalisé dans cette étude a également permi de montrer l'impact de l'assimilation de produits d'albédo dans le modèle ORCHIDEE couplé au modèle de circulations générales LMDZ (Laboratoire de Météorologie Dynamique Zoom). Une représentation réaliste des valeurs d'albédo de surface durant la saison hivernale conduit à une amélioration significative des simulations de la température de l'air.

Les erreurs d'estimations des valeurs d'albédo par les modèles de surfaces peuvent entraîner d'importantes erreurs sur la simulation du manteau neigeux dans son intégralité. En se basant sur ce constat, Xu and Shu (2014) développent un schéma d'assimilation de données MODIS-albédo à l'aide d'une méthode d'insertion directe au sein du modèle de surfaces CLM. Dans cette même étude, ils évaluent et comparent également l'assimilation de données de SCF-MODIS via un EnKF et les résultats issus des deux méthodes combinées (SCF/EnKF et albédo/DI). L'assimilation des SCF est effectuée à l'aide d'une SDC reliant la SCF à la hauteur de neige. En ne s'intéressant qu'à l'impact sur la hauteur de neige, ils concluent que l'utilisation de l'EnKF avec les SCF fournit de meilleurs résultats que l'assimilation d'albédo. Par comparaison ponctuelle sur 5 sites *in situ* dans les montagnes chinoises, le schéma d'assimilation combinant l'albédo et la SCF montre lui-aussi de bons résultats. Toutefois, des erreurs importantes dues à un opérateur d'observation simpliste, minimisent le potentiel de cette approche.

Plus récemment, ces mêmes auteurs sont parvenus à améliorer la variabilité spatiale et temporelle des estimations du manteau neigeux à partir de leur méthode (Xu et al., 2016). En combinant toujours les données d'albédo et de SCF, mais à travers un opérateur d'observation amélioré (variant selon la densité de la neige), ils estiment l'évolution des SD pour la région de Altay (Chine) avec plus de détails que ne fournissent les produits AMSR-E.

Cependant, certaines limites de la technique persistent. L'utilisation d'une SDC comme

[4]Root Mean Square Error qui correspond en français à l'erreur quadratique moyenne est couramment utilisée pour évaluer la différence entre des valeurs prédites par un modèle d'évolution et ces mêmes valeurs réellement observées. Une description de cette métrique est donnée dans la section 4.1.4.

opérateur d'observation est une source d'incertitude évidente. Les paramètres de la courbe dépendent des caractéristiques du terrain susceptibles d'évoluer au cours du temps. La précision des valeurs d'albédo tout comme celles des SCF est déterminante pour le bon fonctionnement de l'assimilation. Les moins bons résultats de leur étude sont attribués aux cas de fortes valeurs d'innovation, c'est-à-dire la différence entre les observations et le vecteur d'état. Cette conclusion met en évidence le besoin d'utiliser un algorithme de récupération et un modèle d'évolution de qualité. L'assimilation de données d'albédo impacte indirectement les variables SD ou SWE. Une bonne représentation des processus physiques intervenants est alors indispensable pour positivement corriger ces estimations. Enfin, la couverture nuageuse diminuant la disponibilité temporelle et spatiale des observations ainsi que la non prise en compte des correlations spatiales entre les points de grille induisent des baisses de performances du système d'assimilation.

L'utilisation de données satellitaires optiques autres que les SCA est aujourd'hui un domaine de recherche qui commence à être exploité et montre d'encourageants résultats. Parmi les quelques travaux sur ce sujet, on peut retenir les résultats prometteurs d'assimilation de données d'albédo MODIS. La précision des données et la qualité des opérateurs (modèle d'évolution, algorithme de récupération et opérateur d'observation) sont décisifs pour cette approche. Les incertitudes engendrées par la conversion des données brutes en produits satellitaires sont le facteur limitant de ce type d'assimilation de données.

Auteurs	Observation	Modèle	Méthode AD	Région	Période
Dumont et al. (2012a)	MODIS albédo (MODImLAB : 250 m)	Crocus	3D-VAR	Glacier de St Sorlin, France	2000-2009
Malik et al. (2012)	MODIS albédo (MOD10A1 : 500 m) (MOD02HKM PASS algorithme : 500 m)	Noah	Insertion Directe	Colorado, États-Unis	2002-2003
Navari et al. (2016)	Virtuelle : MODIS GrIS IST (1.5 km, mesure infrarouge)	Crocus	EnBS	Groenland	2010
Wang et al. (2015)	GlobAlbedo (SPOT-4 et 5 et MERIS) (Quotidien et composite 8 jours, 0.5°)	ORCHIDEE	Insertion Directe	Hémisphère Nord	1998-2011
Xu and Shu (2014); Xu et al. (2016)	MODIS albédo (MCD43B1 : 0.05°) et MODIS SCF (MOD10A1 : 0.01°)	CLM	albédo : Insertion directe et SCF : EnKF	Altay, Chine	2008 - 2009

Abréviations : CLM, Community Land Model - EnBS, Ensemble batch smoother - GrIS IST, Greenland Ice Surface Temperature product - MERIS, MEdium Resolution Imaging Spectrometer - ORCHIDEE, ORganizing Carbon and Hydrology In Dynamic EcosystEms - PASS, Pattern-Based Semiempirical - SPOT, Satellite Pour l'Observation de la Terre

Tableau 3.3: Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de produits satellitaires optiques (autres que SCA) dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux.

3.2.3.2 Imageurs Micro-ondes

Les mesures micro-ondes fournissent une alternative aux mesures des instruments optiques pour observer le manteau neigeux. Contrairement aux imageurs optiques, la couverture nuageuse ne perturbe en rien ou très peu celle des instruments micro-ondes.

Micro-ondes passives : Assimilation de produits SWE

La luminance rayonnée dans la gamme des micro-ondes (par unité d'angle et de surface du capteur) que mesure le capteur permet de calculer (à partir de la loi de Planck) une température de brillance ou température radiométrique de la surface observée. La température de brillance mesurée peut alors être utilisée pour déterminer la profondeur de neige (Chang

et al., 1982). En connaissant ou en estimant la densité moyenne de la neige composant le manteau neigeux, les estimations de l'équivalent en eau peuvent alors être dérivées de ces informations outrepassant l'utilisation d'une méthode de conversion SCA – SWE (Cordisco et al., 2006; Dong et al., 2005; Foster et al., 2005; Kelly et al., 2003). On parle alors de produits SWE.

Dès l'apparition de ces produits, de considérables efforts ont été faits pour directement assimiler ces grandeurs (Tableau 3.4). En 2004, Sun et al. (2004) étudient le gain possible de cette approche en assimilant des observations virtuelles de SWE. Cette technique, connue sous le nom d'expériences jumelles (voir la section 4.1.2 pour une présentation détaillée), utilise des observations virtuelles qui copient les caractéristiques des vraies observations. Ce procédé s'affranchit des différents effets de mesure affectant la qualité des observations. De cette façon, Sun et al. (2004) évaluent le contenu en informations des produits SWE et l'impact de leur assimilation via la version étendue du filtre Kalman (EKF). Ils démontrent alors la capacité de cette méthode à améliorer non seulement les simulations de SWE mais également les estimations de plusieurs variables simulées par le modèle de neige. Ces variables étant plus ou moins corrélées, la modification de l'équivalent en eau modélisé influence les estimations de densité, de hauteur de neige, et même de la température de surface du manteau neigeux. Cependant, Andreadis and Lettenmaier (2006) obtiennent des résultats peu probants lorsqu'ils assimilent les vrais produits SWE issus des mesures AMSR-E dans le modèle VIC. Quelques améliorations sont obtenues en présence de manteaux neigeux peu épais, mais les résultats sont rapidement dégradés lorsque la hauteur de neige augmente. Dong et al. (2007) en assimilant à l'aide du EKF des données SWE de l'imageur passif micro-ondes SMMR[5] constatent des comportements similaires. Les mêmes résultats ont également été observés dans les travaux de Kumar et al. (2008) utilisant un filtre de Kalman d'ensemble avec les produits SWE AMSR-E. Les fortes incertitudes de ces produits SWE introduites par les algorithmes de récupération sont tenues responsables de ces faibles performances.

En comparant les résultats des expériences assimilant des produits SWE avec et sans étapes de contrôle qualité[6], Dong et al. (2007) et Lannoy et al. (2010) démontrent l'impact négatif de l'utilisation de données biaisées. A cet effet, Liu et al. (2013) en adoptant un filtre de Kalman d'ensemble, comparent les résultats issus de l'assimilation d'observations de hauteurs de neige AMSR-E originelles et préalablement débiaisées (à l'aide de données *in situ*). Ils confirment ainsi le fort impact de ce biais dans les estimations du manteau neigeux. Les performances de l'assimilation sont dans ce cas directement liées à l'algorithme de correction de biais. La distance aux mesures *in situ* utilisées dans l'algorithme influence évidemment les résultats. C'est pour cette raison qu'ils ont mené une étude similaire en cherchant à améliorer leur algorithme de débiaisage à l'aide d'informations topographiques et de données MODIS de la surface enneigée (Liu et al., 2015).

[5]SMMR : Scanning Multichannel Microwave Radiometer

[6]méthode permettant d'éjecter des observations de mauvaise qualité

Auteurs	Observation	Modèle	Méthode AD	Région	Période
Sun et al. (2004)	Virtuelle : SWE équivalent à SMMR ou SSM/I	NSIPP LSM	EKF	Amérique du Nord	1987
Kumar et al. (2008)	Virtuelle : AMSR-E SWE (25 km)	Catchment et Noah LSMs	EnKF	Amérique du Nord	2003 - 2004
Andreadis and Lettenmaier (2006)	AMSR-E SWE (25 km)	VIC	EnKF	Pacific Northwest, États-Unis	2003-2004
Dong et al. (2007)	SMMR SWE (1/2°)	Catchment LSM	EKF	Amérique du nord	1979 - 1987
Liu et al. (2013, 2015)	AMSR-E ANSA SD (5 km)	Noah LSM	EnKF méthode de débiaisage	Alaska et Colorado; États-Unis	2002 - 2011
Fletcher et al. (2012)	AMSR-E SWE (25 km)	SnowModel	Insertion Directe	Wyoming, Colorado et Nebraska; États-Unis	2006 - 2007
Kuchment et al. (2010)	AMSR-E SWE (25 km)	modèle de manteau neigeux physique	initialisation du modèle	Russie européenne	2002-2005
Lannoy et al. (2010)	Virtuelle : AMSR-E SWE (25 km)	Noah LSM	EnKF différents downscalling	Colorado, États-Unis	2002 - 2003
De Lannoy et al. (2012)	AMSR-E SWE (25km)	Noah LSM	EnKF différentes méthodes	Colorado, États-Unis	2002-2010

Abréviations : ANSA, Air force weather agency (AFWA) National aeronautics ans space administration (NASA) Snow Algorithm - EKF, Extented Kalman Filter - LSM, Land Surface Model - NSIPP, NASA Seasonal-to-Interannual Prediction Project - SSM/I, Special Sensor Microwave Imager - SMMR, Scanning Multichannel Microwave Radiometer - VIC, Variable Infiltration Capacity

Tableau 3.4: Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de produits satellitaires SWE/SD dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux.

3.2.3.3 Assimilation combinée - Imageurs optiques et micro-ondes

Comme nous venons de le voir, de nombreux travaux ont été menés afin d'évaluer l'apport de l'assimilation de produits satellitaires optiques et micro-ondes (SCA/SCF et SD/SWE). Parmi les études précédemment citées, certaines se sont d'ailleurs appliquées à comparer ces deux approches (Andreadis and Lettenmaier, 2006; Kumar et al., 2008; De Lannoy et al., 2012; Fletcher et al., 2012; Liu et al., 2013). Les forces et limites de chacune d'elles ont pu être dévoilées. Dans la suite logique, pour tirer profit de ces deux méthodes, des expériences d'assimilation combinée de ces deux sources d'informations ont été réalisées dans des modèles de surface (Tableau 3.5).

Fletcher et al. (2012) utilisent l'insertion directe pour assimiler les produits SCA MODIS et SWE AMSR-E séparément et comparent les résultats à ceux de leur assimilation combinée. L'insertion directe qui considère les observations comme sans erreurs est ainsi impactée par les sources d'incertitudes de ces différentes données. Liu et al. (2013) réalisent une expérience d'assimilation combinée de SCA et de mesures de hauteur de neige (AMSR-E) en s'appuyant sur l'insertion directe et l'EnKF, respectivement. Les résultats montrent que les données AMSR-E ont un impact prédominant sur ces deux sources d'informations.

Une riche étude est menée par De Lannoy et al. (2012) sur l'assimilation de ces différents produits dans des massifs montagneux au nord du Colorado. L'idée de cette étude se base sur les conclusions des travaux de ces prédécesseurs stipulant que les impacts négatifs de l'assimilation des produits SWE AMSR-E sont dus (i) à la résolution grossière de ces données, incapables de capter les phénomènes de fine échelle et (ii), leur faible précision faute de l'emploi d'un algorithme de récupération et (iii) des nombreux effets liés à la hauteur de neige, la présence d'eau, le métamorphisme, les interférences avec la végétation et la topographie qui bruitent le signal micro-onde. Une autre source d'incertitude est la densité de la neige considérée constante (Sturm et al., 1995) dans la conversion SD - SWE (Tedesco et al., 2010). Enfin, des études précédentes ont indiqué la présence d'un possible biais climatologique dans les produits SWE satellitaires (Derksen et al., 2003). Cette particularité est à prendre au sérieux puisque les méthodes d'assimilation conventionnelles (le filtre de Kalman par exemple) fonctionnent pour des prévisions et des observations non-biaisées. Concernant l'assimilation des SCF, les principales limites sont l'obscuration de la couverture nuageuse ainsi que la délicate discrimination nuage - neige (Hall and Riggs, 2007). Une couverture nuageuse partielle réduit la disponibilité de l'information à quelques pixels seulement. Ceci entraine alors une nouvelle difficulté, la propagation de l'information à des pixels non-observés.

Pour toutes ces raisons, l'ensemble des expériences proposées par De Lannoy et al. (2012) sont réalisées à la fois en assimilant les produits satellitaires "normaux" mais également en assimilant uniquement les "anomalies" de ces produits. Ces anomalies sont obtenues en supprimant la moyenne climatologique (calculée sur 8 années) sur ces données. Cette méthode permet de ne récupérer que les écarts à la moyenne et de ne pas assimiler un potentiel biais dans les données. Les produits SWE et SCF sont également rééchantillonnées aux dimensions du point de grille du modèle (1x1 km).

Trois tests d'assimilation sont ensuite effectués avec et sans débiaisage, (i) assimilation des produits SCF, (ii) assimilation des produits SWE et (iii) assimilation combinée de ces deux produits. En plus des nombreuses conclusions identiques à celles décrites jusqu'à présent, les résultats de cette étude démontrent une amélioration des estimations du modèle pour des manteaux neigeux peu épais par l'assimilation combinée. La distribution spatiale des valeurs du SWE est également meilleure que pour les assimilations individuelles. En revanche, les incertitudes dans les produits SWE et la faible influence des produits SCF pour des pixels entièrement recouverts de neige ne permettent pas d'améliorer les prévisions pour des manteaux neigeux épais (c'est-à-dire à plus haute altitude). La variabilité interannuelle des produits SWE AMSR-E n'étant pas correctement reproduite, l'assimilation des produits "débiaisés" (les anomalies) n'est pas concluante.

En résumé, ces différentes études témoignent du gain réalisé dans l'estimation du SWE en

assimilant les différentes observations ensemble plutôt que séparément. Il s'agit bel et bien de tirer profit des avantages de chaque approche de manière à minimiser les inconvénients. Toutefois, les résultats de ces travaux témoignent une fois de plus que les fortes incertitudes imputables à l'utilisation d'un algorithme de récupération (pour obtenir des produits satellitaires) dominent dans les performances de l'assimilation. Les perspectives proposées à la suite des travaux de De Lannoy et al. (2012) sont de (1) améliorer la précision des produits satellitaires (utiliser l'assimilation de données au sein de l'algorithme de récupération), (2) préférer l'assimilation directe des données brutes télédétectées et/ou, (3) réaliser un débiaisage de meilleure qualité.

Auteurs	Observation	Modèle	Méthode AD	Région	Période
Kumar et al. (2008)	Virtuelle : MODIS SCF (0.05°) AMSR-E SWE (25 km)	Catchment Noah LSMs	SCA : Insertion Directe EnKF : SWE	Amérique du Nord	2003 - 2004
Liu et al. (2013)	MODIS ANSA SCF (500 m) AMSR-E ANSA SD (5 km)	Noah LSM	SCA : Insertion Directe EnKF : SWE	Alaska, États-Unis	2002 - 2009
Kuchment et al. (2010)	AMSR-E SWE MODIS SCA, albedo, TS	modèle de manteau neigeux physique	initialisation, calibration, contrôle du modèle	Russie européenne	2002-2005
De Lannoy et al. (2012)	MODIS SCF (500m) AMSR-E SWE (25km)	Noah LSM	EnKF différentes méthodes	Colorado, États-Unis	2002-2010
Fletcher et al. (2012)	MODIS SCA (500 m) AMSR-E SWE (25 km)	SnowModel	Insertion Directe	Wyoming, Colorado et Nebraska ; États-Unis	2006 - 2007

Abréviations : ANSA, Air force weather agency (AFWA) National aeronautics ans space administration (NASA) Snow Algorithm - LSM, Land Surface Model - TS, Température de Surface

Tableau 3.5: Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation combinée de produits satellitaires SCA/SCF et SWE/SD dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux.

3.2.3.4 Conclusion

Les résultats de ces travaux assimilant des produits satellitaires témoignent de l'intérêt évident d'une telle approche pour améliorer les estimations du manteau neigeux, et en particulier le SWE.

Les capteurs passifs micro-ondes fournissent des produits SWE qui peuvent être directement assimilés dans les modèles à l'aide de techniques robustes telles que le filtre de Kalman et ses variantes. Cependant les conclusions de ces travaux sont mitigées en raison des nombreuses limites et incertitudes dans ces données. Leur résolution plus large que celles des modèles ne permet pas à ces mesures de refléter les processus de fine échelle en zone de montagne. De plus, pour des manteaux neigeux épais ou en présence d'eau liquide, le signal satellitaire devient difficile à convertir en une information précise.

Les produits satellitaires optiques ne partagent pas ces contraintes. La résolution métrique à hectométrique de ces données est bien plus adaptée pour des études en topographie complexe. Cependant, les mesures de SCA ne fournissant pas directement une information sur le SWE, différentes techniques ont dû être développées pour retomber sur une information similaire ou approchante. Les nombreuses hypothèses et/ou incertitudes qu'imposent ces techniques ne rendent possibles que de faibles améliorations.

D'autres études se sont portées sur l'utilisation de données d'albédo pour corriger les simulations du manteau neigeux. Indirectement lié au SWE ou SD, l'albédo est une variable essentielle du bilan d'énergie du manteau neigeux. L'albédo influence l'évolution du manteau neigeux qui, à son tour, impacte ses variations. Les produits satellitaires d'albédo profitent des avantages de résolution des données optiques mais leur disponibilité est évidemment tributaire des jours de ciel clair. L'assimilation de telles données, encore peu exploitées, témoigne de résultats prometteurs.

La principale limite de ces approches réside dans l'utilisation d'un algorithme de récupération. Inévitable pour obtenir des produits satellitaires, le traitement que subissent les données télédétectées introduit possiblement des incertitudes et ne garantit pas une cohérence physique entre les données et le système d'assimilation. L'assimilation des données brutes a alors été examinée pour remédier à ces inconvénients. Les différents travaux sur ce sujet sont décrits dans la section suivante.

3.2.4 Assimilation de luminances "neige" satellitaires

3.2.4.1 Micro-ondes passives

A partir des conclusions exposées dans la section précédente, certaines études ont suggéré que l'assimilation de luminances[7] satellitaires, évitant ainsi l'utilisation d'un algorithme de récupération, pourrait être plus efficace (Durand et al., 2009; Andreadis et al., 2008; De Lannoy et al., 2012). L'assimilation de luminances a grandement amélioré les aptitudes des modèles météorologiques (Mathieu and O'Neill, 2008).

À partir de cette mesure brute, une température de brillance est restituée selon certaines caractéristique physiques. Cette manière d'aborder l'assimilation de données requiert la faculté du modèle à simuler ces mêmes grandeurs physiques. Pour ce faire, il est nécessaire de se munir d'un modèle de transfert radiatif élaboré gérant l'ensemble des éléments influençant l'évolution des températures de brillance. Ce modèle joue le rôle d'opérateur d'observation. Le schéma radiatif MEMLS[8] est adapté et couramment utilisé pour l'assimilation de données micro-ondes.

[7] Définition dans la section 2.2 : L'intensité du flux radiatif émis ou réfléchi par une portion de la surface de la Terre, telle qu'elle est mesurée par un capteur, est une luminance, qui se mesure en $Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$ (watt par mètre carré par stéradian et par micron).

[8] Microwave EmissionModel of Layered Snowpacks (Mätzler and Wiesmann, 1999; Wiesmann and Mätzler, 1999)

Durand and Margulis (2006), dès 2006, n'ont eu de cesse de croire en cette approche et développent depuis des outils pour le prouver. En 2007, ils démontrent par le biais de tests virtuels que l'assimilation des températures de brillance a la capacité de surpasser les erreurs et limites associées à l'emploi d'algorithmes de récupération. En 2009, après avoir exploré le rôle et les effets des incertitudes des données assimilées sur les estimations du manteau neigeux (Durand and Margulis, 2008), ils publient une étude assimilant des vraies mesures *in situ* de températures de brillance (Durand et al., 2009). En plus d'améliorer le biais des simulations, l'assimilation des données micro-ondes leur permet de réduire l'écart type de la hauteur de neige de 0.36 m à 0.10 m. Ils montrent également l'effet positif de l'assimilation de telles données sur l'estimation de la taille de grain en diminuant l'écart type de 0.10 mm à 0.0065 mm pour la couche basale de neige.

Le potentiel de cette méthode appliquée aux mesures satellitaires a été examiné par Dechant and Moradkhani (2011) en utilisant des données virtuelles et Che et al. (2014) à partir des vraies mesures AMSR-E. Le résultat de ces deux études suggère une influence positive de l'assimilation sur les prévisions de l'équivalent en eau mais seulement durant la période d'accumulation. Au printemps, la neige humide et/ou l'eau de fonte perturbent le signal micro-onde. Cette conséquence conduit à des incertitudes plus importantes dans les observations et ainsi une baisse de l'efficacité de l'assimilation (conclusions similaires aux travaux assimilant les produits SWE). Une solution envisagée par Che et al. (2014) consiste à coupler cette approche avec l'utilisation de SCA dérivées des capteurs optiques. Nous avons vu en effet que leur assimilation permet d'améliorer les estimations du manteau neigeux en fin de saison (section 3.2.3.1).

3.2.4.2 Micro-ondes actives

Les difficultés émanant de la résolution grossière des données micro-ondes passives sont surmontées avec les données micro-ondes actives (Bamler and Hartl, 1998). Ce type de données fournit une information à des résolutions métriques, mais bien évidemment, diminue la disponibilité temporelle des acquisitions. Étant donné la finesse de leurs mesures et leur capacité à observer le manteau neigeux quelles que soient les conditions météorologiques, de jour comme de nuit, l'utilisation des données micro-ondes actives s'avère adaptée aux applications de montagne (Longepe et al., 2009). Phan et al. (2014) ont conduit plusieurs expériences assimilant des données SAR (Synthetic Aperture Radar) bande-X (8-12 GHz) dans le modèle Crocus couplé au modèle de transfert radiatif DMRT[9]. DMRT utilise un modèle électromagnétique de rétrodiffusion (EBM, Electromagnetic Backscattering Model) pour simuler l'interaction du signal radar au sein du manteau neigeux et sa rétrodiffusion vers le capteur satellite. La démarche de cette étude consiste à simuler à l'aide du modèle Crocus les propriétés du manteau neigeux pour alimenter le modèle électromagnétique de rétrodiffusion (la densité et le diamètre optique des grains pour chaque couche sont les paramètres d'entrée). L'EBM simule ensuite le coefficient de rétrodiffusion et l'emploi d'un 3D-Var cherche alors à minimiser la différence entre la valeur simulée et les acquisitions SAR. Cette minimisation est effectuée en modifiant le profil de densité et de diamètre optique des grains de Crocus. Crocus est par la suite réinitialisé à partir de ces paramètres optimaux et continue la simulation du manteau neigeux. L'évaluation des résultats au niveau du Glacier de l'Argentière (Massif du Mont-Blanc) démontre que cette méthode modifie correctement le profil de densité et de diamètre optique des grains des simulations Crocus. L'assimilation de données SAR parvient également à corriger le profil de température via cette technique.

Néanmoins, la limite principale de cette approche se situe dans la difficulté du modèle électromagnétique à reproduire le signal satellitaire avec précision.

[9]Dense Media Radiative Transfer (Tsang et al., 2007)

3.2.4.3 Optique solaire

A ce jour, aucune expérience d'assimilation de réflectances multi-spectrales dans le domaine optique n'a été utilisée pour tenter de contraindre les simulations du manteau neigeux.

Durand and Margulis (2007, 2008) ont mené des expériences d'assimilation à partir de réflectances MODIS pour une bande infrarouge (bande 5 : 1240 nm). Ces deux études sont réalisées en expériences jumelles et démontrent le bénéfice apporté par l'utilisation d'une information optique lorsque le manteau neigeux se met à fondre et que l'assimilation des données micro-ondes n'est plus efficace. L'effet de l'assimilation sur l'estimation de la taille de grain et l'impact des incertitudes sur les simulations ont également été examinées dans ces travaux. Ces deux études révèlent un potentiel encore inexploité de l'utilisation des données de réflectances. Malheureusement, les études suivantes de ces auteurs se sont concentrées uniquement sur les données micro-ondes (e.g. Durand et al., 2009, 2011; Durand and Liu, 2012).

L'utilisation de réflectances optiques dans plusieurs longueurs d'onde pour améliorer le manteau neigeux nécessite d'être étudiée. Ces données combinées ont la possibilité de contenir une information adaptée pour contraindre les modèles de manteau neigeux (section 2.1.2). L'objectif ultime de ces travaux de thèse est la mise en opérationnel d'un système d'assimilation cherchant à améliorer les simulations Crocus et à terme, la prévision du risque avalanche. Le manteau neigeux est un matériau en évolution perpétuelle, extrêmement sensible à son environnement. Pour un système d'assimilation performant en zone de montagne, les observations doivent être capables de refléter et intégrer les propriétés du couvert nival. Seules les mesures optiques possèdent à la fois une résolution spatiale et temporelle suffisamment fine pour être adaptée à notre objectif.

Ce sujet de thèse est motivé par l'absence de connaissance sur les apports possibles des réflectances optiques dans l'estimation du manteau neigeux.

Auteurs	Observation	Modèle	Méthode AD	Région	Période
Che et al. (2014)	Tb (AMSR-E, 25 km)	CLM (LSM) MEMLS (RTM)	EnKF	Sibérie, Russie	2003 - 2004
Dechant and Moradkhani (2011)	Virtuelle et réelle : Tb (AMSR-E, 25 km)	SNOW-17 (LSM) MEMLS (RTM)	EnKF et PF	Colorado, États-Unis	2002 - 2005
Durand and Margulis (2006)	Virtuelle : Tb (AMSR-E et SSM/I)	SAST (LSM) MEMLS (RTM)	EnKF	Californie, États-Unis	1993 - 1994
Durand and Margulis (2007, 2008)	Virtuelle : Tb (AMSR-E, 25 km) Réflectance IR (MODIS b5 : 1240 nm, 1 km)	SAST (LSM) MEMLS (RTM)	EnKF	Colorado, États-Unis	2002 - 2003
Durand et al. (2009)	Tb (GBMR-7, instrument *in situ*)	SAST (LSM) MEMLS (RTM)	EnBS	Colorado, États-Unis	18 - 26 février 2003
Guo et al. (2003)	Tb (SSM/I)	3 schémas d'inversion	Ajustement paramètres modèle	Californie, États-Unis	1993 - 1995
Phan et al. (2014)	backscattering coefficient (TerraSAR-X, 1m)	Crocus (LSM) DMRT (EBM)	1D-Var	Glacier d'Argentière Mont-Blanc	2009 - 2009

Abréviations : CLM, Common Land Model - EBM, electromagnetic backscattering model - EnBS, Ensemble batch smoother - GBMR-7, Ground Based Passive Microwave Radiometer - LSM, Land Surface Modèle - MEMLS, Microwave Emission Model for Layered Snow pack - RTM, Radiative Transfer Model - SAR - Synthetic Aperture Radar - SAST, Simple Snow Atmosphere Soil - SSM/I, Special Sensor Microwave Imager - Tb, température de brillance

Tableau 3.6: Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de données brutes dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux.

3.2.5 Synthèse bibliographique sur les méthodes d'assimilation

Pour faire suite à la présentation des expériences antérieures selon le type de données, c'est maintenant du point de vue des méthodes d'assimilation que nous concentrons notre analyse. En guise d'introduction, rappelons que le choix de la méthode d'assimilation est dépendant, entre autres, de l'objectif recherché (e.g. l'estimation des conditions initiales et des états du modèle, l'estimation des paramètres, la création des réanalyses), de la complexité du système (e.g. linéaire, gaussien), de la nature des observations et de la dimension du modèle et des coûts de calcul associés. La hiéarchie de ces différents questionnements est premièrement liée au contexte de la mise en place du système d'assimilation. En effet, en contraste des études purement scientifiques du domaine de la recherche, l'application des méthodes d'assimilation de données à des fins opérationnelles est nettement plus exigeante sur les côuts de calcul.

A cet égard, les méthodes d'assimilation simples (e.g. insertion directe, nudging, interpolation de Cressman) restent très utilisées de nos jours malgré les limites fortes de ces approches (de Rosnay et al., 2012). On peut citer les nombreux centres de prévision météorologiques (CMC, Deutscher Wetterdienst (DWD), ECMWF, NASA/NOAA et le National Centers for Environnemental Prediction) qui produisent des analyses sur la neige au sol pour améliorer l'initialisation des variables nivologiques pour les prévisions numériques du temps (la neige influence fortement le bilan d'énergie de surface et ainsi impacte considérablement les prévisions numériques du temps). Ces mêmes centres s'appuient sur l'assimilation de données pour améliorer les estimations de l'humidité du sol, paramètre affectant la température et l'humidité des basses couches de l'atmosphère. De récents progrès sont en cours sur la mise en place de nouvelles méthodes d'assimilation de données (l'interpolation optimale et différentes versions du Filtre de Kalman). En plus de permettre de nouvelles possibilités comme l'intégration de diverses observations et notamment satellitaires, ces méthodes montrent un gain notable dans les résultats de l'assimilation.

Les progrès scientifiques avancent et avec eux la possibilité d'envisager l'utilisation de techniques sophistiquées (mais coûteuses) à des applications opérationnelles possiblement à de grandes échelles et en temps réel. De plus, l'apparition de nouvelles données satellitaires a poussé la recherche en ce sens. Et c'est pourquoi comme constaté le long de cette revue bibliographique, l'utilisation en hydrologie des méthodes ensemblistes s'est vite diffusée à la fin des années 2000 dans les modèles de surface. L'EnKF et le FP étant les techniques majoritairement utilisées, cette partie cible les comparaisons réalisées entre ces deux méthodes (Zhou et al., 2006; Pan et al., 2008; Dechant and Moradkhani, 2011; Leisenring and Moradkhani, 2011; Thirel et al., 2011). Les conclusions sont unanimes, sous couvert d'un nombre de membres (particules) suffisant, le filtre particulaire produit de meilleurs résultats comparé à l'EnKF.

Leisenring and Moradkhani (2011) a mené une étude d'inter-comparaison entre quatre versions du FP, l'EnKF et l'EnSRF (Ensemble Square Root Filter). Ces travaux cherchent à améliorer par l'assimilation de données SWE virtuelles, d'une part les prévisions de SWE du modèle d'évolution SNOW-17 (Anderson, 1973; Slater and Clark, 2006) et d'autre part, cinq paramètres sensibles du modèle. Les résultats montrent que le FP, quelle que soit sa version, surpasse les méthodes de Kalman. Dans cette étude, les FP se distinguent selon leur fonction de distribution (gaussienne ou répartition empirique) et leur algorithme de rééchantillonnage (SIR : Sequential Importance Resampling ou WRR : Weighted Random Resampling). Le schéma SIR sélectionne les particules à éliminer et à dupliquer selon leur poids tandis que l'algorithme WRR, par l'introduction supplémentaire d'un processus aléatoire, permet de conserver une plus grande diversité de particules. Des tests réalisés sur la taille de l'ensemble montrent que dans la configuration de leur étude, la réduction de 4000 à 50 membres ne modifie pas les résultats. Par comparaison aux filtres de Kalman, toutes les variantes du FP atteignent de plus grandes précisions des estimations du SWE. Les différentes méthodes de rééchantillonnage du FP ont montré peu de différences.

La même année, Thirel et al. (2011) assimilent à l'aide d'un FP et d'un EnKF des données

de fraction neigeuse MODIS (converties en SWE) dans un modèle hydrologique spatialisé. Non seulement la comparaison des deux méthodes démontre les meilleurs résultats du FP sur l'EnKF mais, en plus, l'un des points forts ressortant de leur étude, est la dégradation par l'EnKF des simulations d'écoulement en période de fonte. Il est d'ailleurs intéressant de constater que seulement deux ans plus tard, ces auteurs publient une étude très ressemblante à la première[10] où cette fois uniquement le FP est exploité. Cet article met l'accent sur les paramètres sensibles du filtre et s'intéresse à la sensibilité des résultats sur la fréquence des observations et leurs erreurs associées. En premier lieu, l'utilisation de données virtuelles a permis de vérifier le potentiel théorique de leur cadre d'assimilation. Ces mêmes expériences, mais à partir de données réelles, ont montré d'encourageants résultats. Cependant, comme expliqué dans la section 3.2.3.1, l'erreur contenue dans les données SWE récupérées (suite à la conversion SCA/SWE) détériore les résultats.

Pour finir, citons les travaux de Dechant and Moradkhani (2011) assimilant des données satellitaires brutes. L'un des objectifs de leur étude est de comparer les performances de l'EnKF et du PF à travers l'assimilation de température de brillance (données micro-ondes AMSR-E) dans le modèle SNOW-17. Une fois encore, les différentes expériences mettent en avant les capacités du FP pour estimer avec précision les valeurs de SWE par rapport à l'EnKF.

En conclusion, d'après les comparaisons de ces deux méthodes appliquées à des fins hydrologiques, il s'avère que l'utilisation du FP est supérieure à l'EnKF lorsque la taille de l'ensemble est suffisante. Ce n'est pas une surprise, le FP est réputé comme étant le filtre le plus efficace comme évoqué par Zhou et al. (2006) : "A sequential importance resampling (SIR) particle filter, [...] gives exact solutions for large ensemble sizes". L'ensemble de ces études a par ailleurs prouvé que son application dans des modèles de surface fortement non-linéaires et non-gaussiens à partir de données brutes satellitaires (entre autres) semble être une stratégie efficace dans l'amélioration des prévisions nivologiques.

3.2.6 Conclusion

L'assimilation de données *in situ* souffre de l'hétérogénéité spatiale de l'évolution du manteau neigeux qui ne peut être correctement représentée par ce type de mesure. L'usage de la télédétection est un bon moyen pour observer et mesurer le couvert nival. Toutefois, les travaux menés sur le sujet révèlent que les produits satellitaires, quelle que soit la gamme de fréquence ou la nature des produits, sont soumis à de fortes incertitudes directement assignées à l'emploi d'algorithme de récupération et/ou d'opérateur d'observation simpliste. L'option d'assimiler les données brutes est alors préférée. Pour ce faire, le modèle doit être en mesure d'estimer ces grandeurs et ainsi nécessite le développement de schéma radiatif complexe comme opérateur d'observation.

Le signal micro-onde est très sensible aux propriétés du manteau neigeux telles que la hauteur de neige, la densité, le métamorphisme et la présence d'eau liquide, compliquant fortement son interprétation et donc sa précision. De plus, la résolution grossière des mesures passives ne permet pas de considérer les effets de fine échelle du manteau neigeux et réduit la pertinence de leur contenu en informations.

Les mesures optiques possèdent l'avantage d'une résolution suffisamment fine pour correctement observer les variations spatiales du manteau neigeux. Leur principale limite réside bien évidemment dans leur incapacité à mesurer à travers la couverture nuageuse. Les réflectances optiques sont sensibles aux variations du contenu en impuretés et de la SSA des premiers millimètres à quelques centimètres du manteau neigeux. Leur utilisation dans un système d'assimilation peut alors permettre de corriger ses estimations et ainsi, indirectement impacter les estimations d'autres variables nivologiques telles que le SWE ou la SD.

[10] La première étude s'intitule "Assimilation of MODIS Snow Cover Area Data in a Distributed Hydrological Model" (Thirel et al., 2011) et la seconde "Assimilation of MODIS Snow Cover Area Data in a Distributed Hydrological Model Using the Particle Filter" (Thirel et al., 2013).

Cependant, à l'heure actuelle, très peu d'études ont investigué ce potentiel et à partir d'une réflectance infrarouge seulement.

Les méthodes d'ensemble ont montré un grand intérêt ces dernières décennies en géosciences. Parmi les techniques d'assimilation utilisées dans les études antérieures, le FP semble être plus efficace que les autres méthodes avancées, pourvu que son utilisation/implémentation soit possible.

Maintenant que nous avons déterminé et expliqué notre choix d'assimiler des réflectances optiques satellitaires, voyons quelle technique utiliser dans ces premiers essais d'assimilation avec le modèle Crocus.

3.3 MÉTHODE D'ASSIMILATION POUR CROCUS

L'objectif de cette dernière section est de donner au lecteur l'ensemble des raisons expliquant le choix de la méthode d'assimilation sélectionnée pour ces travaux. Cette section s'inscrit dans la continuité des éléments présentés jusqu'à présent. La section 3.1 s'est chargée de présenter les concepts essentiels de l'assimilation de données en détaillant les grandes approches utilisées en hydrologie / nivologie. La revue bibliographique proposée en section 3.2 a permis d'exposer les travaux menés selon la nature des observations assimilées. Il en résulte un domaine encore inexploité, pourtant attrayant, de l'assimilation de données satellitaires brutes dans le domaine optique. Les propriétés optiques de la neige permettant une telle approche ont été décrites dans la section 2.1.2. A partir de l'ensemble de ces connaissances, cette section présente les éléments-clés orientant le choix de la méthode d'assimilation pour Crocus.

3.3.1 Stratégie d'assimilation

Le dispositif de télédétection optique mesure un flux d'énergie réfléchi par le manteau neigeux ayant traversé l'atmosphère (section 2.2.1). Divisé par le flux incident et traité de certains ajustements géographiques et radiométriques, il est alors possible d'obtenir des réflectances spectrales TOA. Des algorithmes sont ensuite utilisés pour convertir ces grandeurs en paramètres physiques du manteau neigeux, comparables à celles simulées par le modèle d'évolution. Dérivées d'une longue série de traitements, les "produits satellitaires" induisent bien souvent de fortes incertitudes. La revue bibliographique nous a permis de constater l'efficacité limitée de leur assimilation. L'utilisation de données d'un plus faible niveau de traitements est ainsi recommandée pour limiter les sources d'incertitudes dans le système d'assimilation. L'assimilation de luminances satellitaires plutôt que de variables transformées suscite un intérêt grandissant des assimilateurs et montre déjà des résultats prometteurs dans le domaine des micro-ondes (Durand et al., 2009; Che et al., 2014).

Dans le domaine optique, l'algorithme MODImLAB (section 2.2.4) permet d'estimer des cartes de réflectances spectrales de surface (niveau 2A) à partir des réflectances TOA (niveau 1B) mesurées par MODIS.

Bien évidemment, pour utiliser ces informations, le modèle doit être en mesure de simuler ces mêmes grandeurs, ce qui est rarement le cas dans les modèles de surface. Le nouveau schéma radiatif de Crocus simule l'absorption d'énergie au sein du manteau neigeux permettant ainsi d'estimer ses propriétés optiques et leurs conséquences sur l'évolution de ses grandeurs physiques (schéma radiatif TARTES, section 2.3.2). Dans la résolution du profil vertical d'absorption, TARTES en profite pour estimer simultanément les valeurs de réflectances spectrales en surface du couvert nival.

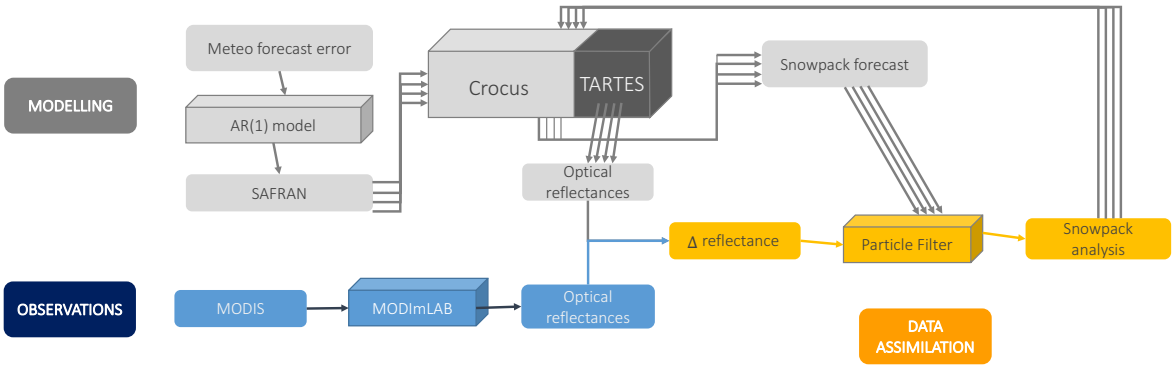

Figure 3.9: Représentation du système d'assimilation de notre étude.

En conclusion, notre système d'assimilation repose sur la disponibilité de réflectances spectrales de surface mesurées par MODImLAB et simulées par l'utilisation couplée de TARTES au modèle Crocus (Figure 3.9). L'assimilation de ce type de données permet de s'affranchir des hypothèses faites sur le manteau neigeux dans la dérivation de produits satellitaires de niveau 2 et plus. Intéressons-nous au dernier maillon manquant : la méthode d'assimilation combinant ces différentes sources d'informations.

3.3.2 Les éléments de décision

Un ensemble pour représenter les erreurs de Crocus

Comme explicité dans la section 2.3.3, soutenue par les travaux de Raleigh et al. (2015), Essery et al. (2013) et Magnusson et al. (2015), notre étude repose sur l'hypothèse que seule l'incertitude des forçages météorologiques explique les imprécisions des simulations du manteau neigeux. En vue d'une assimilation efficace, la caractérisation des erreurs de ces données d'entrée se manifeste comme une condition essentielle bien souvent difficile à obtenir précisément. Assurément, pour réduire l'incertitude des simulations du manteau neigeux, il est primordial d'être à même de les représenter correctement. Les méthodes ensemblistes, présentées dans la section 3.1.4, sont un moyen naturel de quantifier les erreurs d'un système. Pour les premiers essais de ce genre dans Crocus, une technique d'assimilation bien connue et répandue est préférable pour ne pas se soucier des complications inhérentes à l'implémentation de méthodes complexes. Cela joue en faveur d'un filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) ou d'un filtre particulaire (FP).

Dans ces approches ensemblistes, la qualité de l'estimation est dépendante du nombre de membres de l'ensemble. Dans les systèmes de très grandes dimensions, cela peut vite devenir une limite à l'utilisation de ces méthodes. Dans nos travaux, nous cherchons en premier lieu à évaluer les bénéfices possibles d'un système d'assimilation dans les simulations Crocus. Le problème de dimensionnalité et de coût de calcul n'apparaissent pas comme des critères sélectifs de la méthode. Leur importance ne doit pas être oubliée puisque l'objectif final de ces travaux comprend l'application d'un cadre opérationnel d'assimilation en temps réel à l'échelle des Alpes et des Pyrénées. Pour ce faire, la contrainte du coût numérique d'une telle approche sera bien évidemment une question sensible et les capacités du filtre risquent fortement d'en être réduites. Cette précision permet juste de souligner l'approche logique choisie dans ces travaux : avant d'envisager l'aspect opérationnel et son caractère exigent quant aux coûts de calcul, nous évaluons le comportement de Crocus (très peu testé à des expériences d'assimilation) contraint par des données dont le contenu en information n'a encore jamais été utilisé dans cet exercice. Le choix s'oriente sensiblement vers un FP.

Considérations des caractéristiques physiques du modèle Crocus

A l'image des modèles de surface, Crocus et son opérateur d'observation TARTES présentent de très fortes non-linéarités. La complexité et les nombreux phénomènes à seuil de ces deux modèles suffisent pour expliquer ces comportements non-linéaires. Propagées au sein de ces modèles, des variables aléatoires, même gaussiennes, peuvent facilement évoluer en une distribution non-gaussienne (Bengtsson et al., 2003) et, de toute évidence, Crocus arbore de nombreuses variables intrinsèquement non gaussiennes étant donné que l'albédo, la densité, la SSA et les impuretés sont toutes des variables strictement positives. Le FP se singularise des autres méthodes par la régularité de ses performances quelles que soient les hypothèses sur la physique du modèle (section 3.2.6). C'est principalement le nombre de particules qui influe sur la précision de l'estimation. Le caractère non-linéaire et non-gaussien de Crocus, couplé à son schéma radiatif TARTES, n'entraîne de ce fait aucune répercussion sur les aptitudes du filtrage.

Pour finir, le choix d'un FP assure une implémentation rapide et accommodante avec le modèle Crocus. Pour rappel, dans la présentation du modèle (section 2.3.2), l'élément essentiel faisant sa force et son originalité est décrit par sa représentation lagrangienne de la stratigraphie du manteau neigeux. Vis-à-vis de l'implementation des techniques d'assimilation, cela complique fortement l'utilisation des méthodes de Kalman d'ensemble. En effet durant l'étape de propagation de l'ensemble par le modèle, à tout instant, chaque membre est susceptible d'évoluer indépendamment. L'étape d'analyse de l'EnKF (Eq. 3.7) qui implique des comparaisons et opérations de moyennage (Eq. 3.12) entre les différents membres (et couches de neige) est alors compromise par l'existence de membres dont le taille et le nombre de couches (la stratigraphie) peuvent être fortement différents. L'utilisation d'une telle approche n'est pas inimaginable, des solutions peuvent être envisagées telles que redimensionner temporairement le maillage de Crocus. Néanmoins, la réalisation d'une telle opération sans perte d'informations ou introduction d'incertitudes, le tout respectant des coûts de calculs acceptables, demande un travail à part entière au même titre que ces travaux. Le FP, quant à lui, ne s'évertue qu'à sélectionner les particules en accord avec les observations (section 3.1.4). Ce filtre ne modifie pas directement les variables du modèle. Dans le cas de Crocus, cela garantit une stratigraphie cohérente pour le modèle et évite ainsi les difficultés de réinitialisation. Cette singularité du FP est une caractéristique importante dans le choix ce cette méthode.

Pour résumer, la sélection de la méthode d'assimilation est dépendante des caractéristiques du modèle (et des observations) ainsi que de l'objectif même de son application. Dans notre cas, les conséquences des non-linéarités imposées par les opérateurs Crocus et TARTES de même que la volonté de représenter facilement les erreurs des données d'entrée du modèle nous poussent vers les méthodes ensemblistes de style EnKF et FP. Puisque cette étude constitue les prémices des travaux d'assimilation dans Crocus, l'accent est mis sur l'évaluation de la capacité d'un tel système à utiliser des réflectances satellitaires plutôt que les considérations opérationnelles. Le nombre de membres n'est pas un facteur limitant pour le moment. Pour finir, la volonté d'une méthode bien connue, simple d'implémentation et n'étant pas affectée par la particularité majeure de Crocus (sa discrétisation dynamique) nous pousse vers le choix d'un filtre particulaire.

3.3.3 Théorie du filtre particulaire

Notre étude s'appuie sur le filtre particulaire et sa méthode de rééchantillonnage *stratifié* proposé par Kitagawa (1996), dérivée de la version d'un rééchantillonnage par importance (SIR, Gordon et al., 1993). Schématiquement représentée dans la Figure 3.10, la méthodologie du FP se fonde sur une succession de prévisions / analyses (assimilation séquentielle). Dans son étape de prévision, le FP représente la fonction de densité de probabilité (pdf) des états du modèle par un ensemble discret composé de *particules*. Il s'agit d'une méthode de type

Monte Carlo où la propagation au cours du temps de toutes les particules par le modèle d'évolution non-linéaire décrit l'évolution de la pdf du modèle. Le nombre de particules influe directement sur la précision de la pdf représentée.

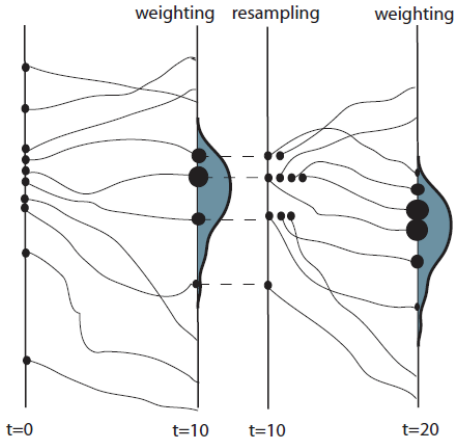

Figure 3.10: Schéma du Filtre Particulaire et sa méthode de rééchantillonnage par importance (SIR). Les simulations du modèle sont représentées sur les axes verticaux, le poids de chaque particule est illustré par la taille des ronds indiqués sur ces axes. Le temps est représenté par l'axe horizontal avec des observations disponibles au temps t=10 et t=20. A t=0, toutes les particules ont un poids égal. A t=10, le poids de chaque particule est calculé selon la distance aux observations. Le rééchantillonnage est ensuite réalisé à partir de ces poids et assure un nouvel ensemble de poids égaux pour la propagation suivante jusque t=20. Issu de (Van Leeuwen, 2014).

Quand une observation est disponible, l'ensemble de particules est mis à jour suivant la procédure de rééchantillonnage suivante :

- **Pondération** : Le poids de chaque particule est calculé selon sa distance relative à l'observation
- **Sélection** : La pdf définie par l'ensemble des particules pondérées est rééchantillonnée. Les particules de poids négligeable sont éliminées et celles de poids fort sont dupliquées proportionnellement à l'importance du poids. La pdf nouvellement obtenue est alors représentée par un ensemble de particules pondérées de façon égale. La somme des poids est égale à 1 et le nombre de particules reste constant.

Le rééchantillonnage n'induisant aucune modification des simulations du modèles, juste leur sélection, confère au FP une plus grande facilité d'implémentation que d'autres techniques avancées. Cet avantage est accompagné d'un inconvénient : une forte tendance à la dégénérescence et à la divergence. Dans ce cas, l'information statistique de l'ensemble est perdue. Le rééchantillonnage n'élimine pas ce risque mais il le réduit.

Le rééchantillonnage une fois réalisé, le nouvel ensemble de particules est désormais prêt pour être à nouveau propagé par le modèle d'évolution jusqu'à la prochaine observation.

Le cadre mathématique de notre système d'assimilation, présenté ci-après, est issu du formalisme dérivé des travaux de Gordon et al. (1993); Van Leeuwen (2009, 2014).

Dans l'espace discret du modèle, l'état du système évolue selon :

$$x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1}, \epsilon_{k-1}), \tag{3.14}$$

où f_k est le modèle d'évolution non-linéaire Crocus, x_k correspond au vecteur d'état prédit par le modèle au temps t_k et x_{k-1} le vecteur d'état analysé au temps t_{k-1}. Les simulations Crocus sont affectées par les erreurs de la physique du modèle (l'erreur modèle que l'on représente par ϵ_{k-1}) ainsi que par les forçages météorologiques qui alimentent Crocus. v_{k-1} désigne ces forçages. La prévision du modèle au temps t_k contient donc à la fois l'incertitude

de l'instant t_{k-1} et celle du forçage météorologique. Pour les simulations d'ensemble, un ensemble de forçages météorologiques perturbés est tirée d'une pdf de l'incertitude sur ces forçages (détails dans section 4.1.3).

L'information de x_k est obtenue à travers les mesures bruitées, y_k, qui sont gouvernées par l'opérateur d'observation dont la relation est la suivante :

$$y_k = h_k(x_k, n_k), \tag{3.15}$$

avec h_k l'opérateur d'observation non-linéaire TARTES reliant le vecteur d'état aux observations et n_k qui représente le vecteur de bruit associé (les erreurs d'observation). L'estimation des réflectances par le modèle radiatif est représenté par l'équivalent modèle $h_k(x_k, n_k)$. Le vecteur d'observations y_k, contient quant à lui les réflectances MODIS visibles et infrarouges (7 bandes spectrales) mesurées au temps t_k.

Le problème de filtrage réside dans l'estimation séquentielle des valeurs de x_k, étant donné les observations y_0,...,y_k, à chaque pas de temps t_k.

Ce problème peut être formalisé comme l'estimation de la distribution $p(x_k|y_{1:k})$, qui peut être réalisée successivement :

L'étape de prévision

Cette étape est décrite comme :

$$p(x_k|y_{1:k-1}) = \int p(x_{k-1}|y_{1:k-1})p(x_k|x_{k-1})\mathrm{d}x_{k-1}. \tag{3.16}$$

Dans le filtre particulaire, la pdf *a priori* est représentée par une somme de distribution de Dirac (δ) pondérée équitablement et centrée sur l'ensemble des particules.

$$p(x_{k-1}|y_{1:k-1}) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\delta(x_{k-1} - x_{k-1}^i), \tag{3.17}$$

avec N la taille de l'ensemble.

Par cette représentation, l'étape de propagation (Eq. 3.16) fournit la pdf suivante :

$$p(x_k|y_{1:k-1}) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\delta\left(x_k - x_k^i\right), \tag{3.18}$$

avec $x_k^i = f(x_{k-1}^i, v_{k-1}^i, \epsilon_{k-1}^i)$. La pdf estimée au temps t_k est donc obtenue en appliquant Crocus à chaque particule de l'ensemble entre t_{k-1} et t_k avec pour chacune d'elles un forçage météorologique perturbé différent v_{k-1}^i, $i = 1, ..., N$.

L'étape d'analyse

Le problème se résume désormais à trouver $p(x_k|y_{1:k})$, ce que l'on peut décomposer avec le théorème de Bayes par :

$$p(x_k|y_{1:k}) \propto p(y_k|x_k)p(x_k|y_{1:k-1}). \tag{3.19}$$

En suivant la décomposition en particules (Eq. 3.18), cette densité de probabilité peut s'écrire sous la forme :

$$p(x_k|y_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N} w_k^i \delta(x_k - x_k^i), \tag{3.20}$$

où w_k^i correspondent aux poids des particules. Les poids sont normalisés pour que leur somme soit égale à 1.

w_k^i est décrit de la manière suivante :

$$w_k^i \propto p(y_k|x_k^i). \tag{3.21}$$

Pour calculer les poids des particules, l'erreur n_k de l'opérateur d'observation TARTES, noté h_k (Eq. 3.15), est ici considérée additive et Gaussienne de moyenne 0 et d'une matrice de covariance R_k, de telle sorte que la probabilité $p(y_k|x_k^i)$ s'écrive :

$$p(y_k|x_k^i) \propto exp\left(-\frac{1}{2}(y_k - h(x_k^i))^T R^{-1}(y_k - h(x_k^i))\right). \tag{3.22}$$

A l'instant t_k, le vecteur d'observations y_k contient les observations de réflectances spectrales MODIS disponibles. Ces réflectances mesurées sont alors comparées à celles estimées par Crocus/TARTES $h(x_k^i)$ pour chaque membre i.

Une fois les poids calculés, l'ensemble est rééchantillonné : les particules de poids négligeable ou égal à 0 sont éliminées tandis que les particules de poids fort sont dupliquées proportionnellement à la valeur de leur poids. Cette méthode de rééchantillonnage correspond à celle de Kitagawa (Kitagawa, 1996) :

L'intervalle $[0, 1]$ est partitionné en N sous-intervalles sous la forme $[z_i, z_{i+1}]$ telle que $z_{i+1} - z_i = w_i$; w_i est le i-ème poids. La somme des poids faisant 1, le dernier z_n tombe donc sur 1 exactement.

Ensuite, on réalise un tirage aléatoire u_1 dans l'intervalle $[0, \frac{1}{N}]$ et on construit la suite $u_{k+1} = u_k + \frac{1}{N}$. L'intervalle $[z_i, z_{i+1}]$ est de longueur w_i, il ne reste plus qu'à compter le nombre de u_k qui tombent dans l'intervalle (plus w_i est grand, plus il y a de u_k) et cela donne le nombre de copies de la particule i dans l'ensemble analysé. La Figure 3.11 illustre un rééchantillonnage selon Kitagawa.

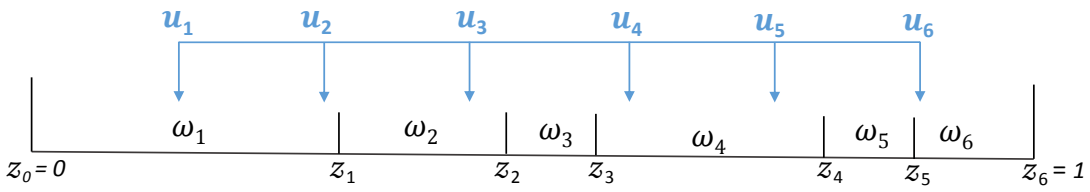

Figure 3.11: Rééchantillonnage de Kitagawa. L'intervalle [0,1] est découpé en sous-intervalles de largeur w_i. $w_{i:N}$ représente les poids des $N = 6$ particules de l'ensemble. Les nombres u^i "tombant" dans les différents intervalles sélectionnent les particules et le nombre des duplications possibles. Ici, l'ensemble rééchantillonné, prêt à être propagé, est désormais composé de [particule 1, particule 1, particule 2, particule 4, particule 4, particule 6].

3.4 SYNTHESE

Ce chapitre débute par une description générale du problème d'assimilation. **L'assimilation de données**, "la science des compromis fructueux[11]", fournit des méthodes objectives permettant de fusionner l'information d'observations imparfaites avec une prévision incertaine issue d'un modèle d'évolution. Le résultat de l'assimilation de données constitue la meilleure estimation de l'état du système étudié et de l'incertitude associée.

La section 3.2 de ce chapitre passe en revue les différents travaux d'assimilation menés ces dernières décennies dans les modèles de surface. Cette **synthèse bibliographique** met en avant les points suivants :

[11] Jacques Verron, Directeur de Recherche CNRS, LGGE/MEOM.

(i) un intérêt se manifeste pour l'assimilation de données satellitaires plutôt que *in situ*. La variabilité spatiale du couvert nival pose le problème de la représentativité des mesures ponctuelles,

(ii) il est préférable d'utiliser les données brutes satellitaires de manière à éviter l'introduction d'erreurs par les algorithmes de récupération (produits satellitaires),

(iii) en dépit des nombreux avantages, aucune assimilation de ce type de données dans les domaines spectraux du visible et de l'infrarouge (les réflectances optiques) n'a encore été examinée.

Pour finir, la section 3.3 fournit les éléments nous ayant permis de choisir la méthode d'assimilation pour Crocus.

(i) une première condition est la représentation facile et efficace des incertitudes de Crocus. L'emploi de méthodes d'ensemble est à ce titre parfaitement adapté. En géosciences, les deux méthodes d'assimilation ensemblistes les plus répandues sont le filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) et le filtre particulaire (FP),

(ii) pour ces premiers travaux, la méthode choisie doit être facile d'implémentation afin de ne pas avoir à se soucier de la représentation lagrangienne des couches de neige,

(iii) la méthode doit être adaptée aux modèles non-linéaires tels que Crocus et TARTES,

(iv) enfin, ce cadre de recherche nous permet de ne pas être limité quant aux coûts de calcul (qu'impose l'opérationnel).

Par ces considérations, c'est le **filtre particulaire** qui est retenu dans cette étude. La description de ce filtre conclut ce chapitre.

Chapitre 4

ASSIMILATION DE DONNÉES VIRTUELLES

Sommaire

4.1 CADRE D'ASSIMILATION 103
4.1.1 Présentation du cadre d'assimilation 103
4.1.2 Expériences jumelles 104
4.1.3 Génération d'un ensemble de forçages météorologiques perturbés . . 105
4.1.4 Simulation d'ensemble Crocus et diagnostics 109
4.2 RÉSULTATS 112
4.2.1 Assimilation des réflectances MODIS virtuelles 112
4.2.2 Sensibilité du nombre et de la nature des observations 117
4.2.2.1 Impact de la couverture nuageuse sur l'expérience d'assimilation 117
4.2.2.2 Répartition temporelle des observations 118
4.2.2.3 Assimilation des données de hauteur de neige 122
4.2.2.4 Assimilation des données combinées de réflectance et de hauteur de neige 124
4.3 SYNTHÈSE 126

Ce chapitre reprend et étend les travaux présentés dans un article publié en 2016 dans le journal The Cryosphère intitulé "*Vers l'assimilation de réflectances optiques et de données de hauteur de neige dans un modèle détaillé de manteau neigeux*" Charrois et al. (2016). La version originale de l'article est disponible en annexe de ce manuscrit (Annexes B et C). Suivant la structure de ce manuscrit et de manière à éviter les répétitions, seules les parties cohérentes avec cette section ont été traduites et introduites dans ce chapitre. Le chapitre 2 s'est chargé de présenter le modèle de manteau neigeux Crocus et son schéma radiatif TARTES tandis que le chapitre 3 a introduit la méthode d'assimilation choisie pour cette étude.

La présentation du cadre d'assimilation et le concept des expériences jumelles sont présentés dans la section 4.1. L'utilisation d'un filtre particulaire nécessite la réalisation d'un ensemble de simulations du manteau neigeux saisonnier. La section 4.1.3 décrit la méthode développée pour générer cet ensemble de simulations et évalue ses résultats. La section 4.2 est dédiée à la présentation des résultats des différentes expériences d'assimilation au sein du modèle Crocus.

4.1 CADRE D'ASSIMILATION

4.1.1 Présentation du cadre d'assimilation

Les travaux présentés ici examinent la possibilité, la pertinence et les limites de l'assimilation de réflectances satellitaires, dites optiques, au sein du modèle de manteau neigeux Crocus. Des expériences similaires réalisées à partir d'observations de hauteurs de neige vont servir d'éléments de comparaison. Une approche adaptée, connue sous le nom d'expérience jumelle, utilise des observations virtuelles imitant les caractéristiques des vraies mesures satellitaires pour examiner le contenu en informations des réflectances optiques et l'impact attendu de leur assimilation. Le contexte des expériences jumelles permet ainsi d'évaluer l'efficacité théorique du système d'assimilation.

Pour une évaluation exhaustive, comme recommandé par Essery et al. (2013), ces travaux reposent sur l'étude de cinq saisons hivernales (2005/2006, 2006/2007, 2009/2010, 2010/2011, 2011/2012) représentant une large gamme de conditions possibles d'enneigement alpin. Par la nécessité de se procurer, à la fois une base de données météorologiques continue sur une longue période ainsi que la volonté de réaliser les expériences d'assimilation sur une zone plate et dégagée d'éléments perturbant les mesures satellitaires, deux sites expérimentaux sont utilisés dans ces travaux. Le site expérimental de Météo-France du Col de Porte (CdP), situé en Chartreuse (1325 m a.s.l.), fournit un jeu complet d'observations nivologiques et atmosphériques de 1993 à aujourd'hui (Morin et al., 2012). Ces données sont utilisées pour estimer les statistiques sur les erreurs de simulations des conditions météorologiques. La densité des instruments de mesure de ce site et la forêt environnante affectent les observations satellitaires. Pour ces raisons, les expériences d'assimilation sont réalisées au Col du Lautaret (CdL), situé à 2058 m a.s.l. dans le Massif des Écrins, qui se caractérise par une large surface plane, libre de végétation, bien plus adaptée pour la télédétection. Toutes les expériences de ces travaux sont conduites uniquement en un point de manière à se concentrer sur les performances du système en évitant les difficultés liées à la spatialisation.

L'assimilation de données est réalisée à l'aide d'un filtre particulaire avec rééchantillonnage par importance (section 3.3). L'usage d'une méthode d'ensemble garantit une représentation et quantification raisonnable et adaptée des erreurs de simulations. Dans le cas de Crocus, et plus généralement des simulations du manteau neigeux saisonnier, c'est majoritairement l'imprécision des forçages atmosphériques, en entrée des modèles, qui entraîne les erreurs les plus importantes d'estimations (section 2.3.3). A cet effet, une méthode de perturbations stochastiques est développée pour représenter les incertitudes des forçages atmosphériques et leur impact sur les simulations du manteau neigeux.

A partir de ce cadre d'assimilation, les différentes expériences réalisées sont présentées dans la section 4.2. Dans ces expériences, la nature et la distribution temporelle des observations

font l'objet d'une attention particulière. L'ensemble des essais ainsi effectués en conditions jumelles permet une analyse rigoureuse des capacités du système d'assimilation[1] avant de procéder à son usage en données réelles.

4.1.2 Expériences jumelles

Motivation et principe des expériences jumelles

Les expériences jumelles permettent une évaluation des performances du système d'assimilation. Le principe même de l'assimilation de données repose sur le fait que la connaissance de l'état vrai d'un système étant impossible, la réalisation de sa meilleure estimation peut être obtenue par le jeu combiné de la modélisation et des observations. Alors même que l'état vrai est inconnu, comment juger des performances de l'analyse, comment évaluer la qualité des estimations?

Avant de se placer dans un contexte réel, les expériences jumelles sont un moyen de diagnostiquer facilement le comportement du filtre en utilisant pour cela, un "état vrai" donné et fictif. Bien souvent, cette vérité provient du résultat d'une simulation issue du modèle d'évolution inclus dans le système d'assimilation. La trajectoire de cet état vrai donné, à présent parfaitement connu, définit la notion de *vérité* à partir de laquelle il est possible d'extraire des observations. Dans ce contexte restreint des expériences jumelles, la capacité du filtre à s'approcher de la vérité par l'assimilation de ces observations permet d'apprécier les performances du système d'assimilation. Si le filtre est efficace, l'assimilation des observations tirées de la vérité assure une estimation précise de celle-ci. L'usage d'une telle approche est un moyen efficace d'analyser le contenu en informations des observations ainsi que leur capacité à corriger les simulations en évitant les difficultés qu'entraînent les erreurs de mesure (e.g. biais, incertitudes).

Les expériences jumelles offrent également la liberté d'analyser de manière approfondie les caractéristiques du système d'assimilation de données. En effet, l'utilisation de cette méthode permet un contrôle facile et complet sur les observations assimilées. Le type, la fréquence et la qualité des observations à assimiler tout comme l'erreur d'observation sont alors des paramètres maîtrisables. L'étude d'impact de leurs variations sur les estimations de la vérité permet de garantir la meilleure configuration du système d'analyse.

Données virtuelles assimilées

Dans les expériences jumelles, les observations sont virtuelles, tirées de la vérité et se caractérisent par leurs propriétés similaires à celles que l'on souhaite réellement assimiler ; dans notre cas il s'agit des réflectances spectrales MODIS et des données de hauteur de neige.

Le premier jeu de données virtuelles est composé de réflectances spectrales de surfaces respectant les mêmes gammes spectrales du visible à l'infrarouge que les données MODIS. Les longueurs d'onde utilisées sont celles du centre des sept premières bandes MODIS, c'est-à-dire 460, 560, 640, 860, 1240, 1640, 2120 nm (Hall and Riggs, 2007). Ces observations virtuelles sont tirées de la simulation Crocus couplé à son schéma radiatif TARTES, considérée comme la vérité. La matrice de covariance d'erreur des observations R, nécessaire à l'analyse, est une matrice diagonale dont les termes des variances d'erreur sont issus des travaux de Wright et al. (2014). Pour les sept bandes MODIS, ces variances sont égales à 7.1×10^{-4}, 4.6×10^{-4}, 5.6×10^{-4}, 5.6×10^{-4}, 2.0×10^{-3}, 1.5×10^{-3} et 7.8×10^{-4}, respectivement.

Un deuxième ensemble d'observations virtuelles de hauteur de neige, notée SD, est utilisé dans ces travaux. Des études précédentes ont effectivement affirmé que l'assimilation de variables *intégrées* du manteau neigeux, telles que la SD, améliorait de façon significative les estimations du couvert nival (Morin, 2014; Liu et al., 2013). Il est néanmoins important de

[1] système d'assimilation = modèle + observations + méthode d'assimilation

se rappeler que ce type d'observation est seulement disponible localement en un point[2]. La variance d'erreur d'observation des SD est choisie à 0.003 m, ce qui correspond à un écart type d'environ 5 cm.

La conception du cadre d'assimilation dans cette étude (assimilation en un point, expériences jumelles) permet des comparaisons pertinentes sur l'apport potentiel d'assimiler séparément ou ensemble les deux types d'observations mentionnés ci-dessus. Dans les travaux futurs en données réelles, la différence dans la configuration géométrique entre les réflectances TARTES estimées (bi-hémisphérique) et les observations satellites (hémisphérique-conique) devra être prise en compte.

4.1.3 Génération d'un ensemble de forçages météorologiques perturbés

Avec l'idée de se servir de l'assimilation de données pour réduire les erreurs dans les simulations du manteau neigeux, il est nécessaire dans un premier temps d'être à même de représenter correctement ces erreurs. Comme évoquée dans les travaux de Raleigh et al. (2015), la principale source d'erreur, lorsqu'un modèle atmosphérique est utilisé pour alimenter un modèle de manteau neigeux, provient des incertitudes intrinsèques aux forçages météorologiques estimés. Dans cette étude, la température de l'air, la vitesse du vent, les précipitations solides et liquides, le rayonnement courtes et grandes longueurs d'onde ainsi que le flux de dépôt d'impuretés sont ainsi considérés comme les seules sources d'incertitudes. Les erreurs modèle introduites par les lois régissant le métamorphisme et d'autres paramétrisations physiques ne sont pas prises en compte ici. La caractérisation et la représentation de ces erreurs modèle, notamment dans la perspective d'assimilation de données réelles, seront adressées dans des travaux futurs, dédiés spécifiquement à ce sujet.

Pour représenter et évaluer l'impact des incertitudes des forçages météorologiques sur les simulations du manteau neigeux, une méthode d'ensemble est choisie (section 3.3). Un ensemble de réalisations possibles des conditions météorologiques en montagne est ainsi formé et utilisé par Crocus pour générer à son tour un ensemble de manteau neigeux simulé. La distribution de probabilité des simulations du modèle est ainsi représentée par cet ensemble. Cette partie décrit la construction d'un ensemble de forçages météorologiques perturbés destiné à la simulation d'un ensemble de profils de manteau neigeux.

Quantification des incertitudes des variables météorologiques

Pour quantifier et calibrer les incertitudes des forçages atmosphériques, 18 années de conditions météorologiques de surface issues des réanalyses SAFRAN et de mesures *in situ* au CdP sont comparées. A l'aide de de cette longue série continue de mesures - de 1993 à aujourd'hui, Morin et al. (2012) - au CdP, il est ainsi possible d'estimer facilement les incertitudes des réanalyses SAFRAN. Le Tableau 4.1 expose les statistiques obtenues (l'écart-type noté std et le biais) de la différence entre SAFRAN et les observations *in situ* réalisées au CdP. Dans ce Tableau, les différences entre les réanalyses SAFRAN et les observations *in situ* résultent de la représentativité spatiale inégale des deux sources d'information, des erreurs intrinsèques du système d'analyse et des erreurs de mesures.

[2]Encore vrai à la date de publication de l'article, cet argument est en devenir inexact. Les travaux récents de Marti et al. (2016) ont permis la production de cartes de hauteurs de neige à partir d'imagerie satellite optique.

	CdP: Réanalyses – Observations		CdL: Réanalyses – Ensemble	
Variables météorologiques	Biais	std: σ_{CdP}	Biais	std: σ_{CdL}
Température de l'air (C)	0.28	1.08	5.0×10^{-3}	1.07
Vitesse du vent ($\mathrm{m\,s^{-1}}$)	0.2	1.12 (0.6)	4.0×10^{-4}	0.4
Rayonnement SW ($\mathrm{W\,m^{-2}}$)	22.4	79 (70)	-3.1×10^{-3}	58.3
Rayonnement LW ($\mathrm{W\,m^{-2}}$)	-14.0	24.5 (7)	2.0×10^{-2}	7.0
Taux de précipitation solide ($\mathrm{kg\,m^{-2}\,h^{-1}}$)	-2.0×10^{-2}	0.4	5.0×10^{-3}	0.1
Taux de précipitation liquide ($\mathrm{kg\,m^{-2}\,h^{-1}}$)	7.2×10^{-3}	0.5	-5.0×10^{-3}	0.1

Tableau 4.1: Biais et écarts-types (std) des différences entre les réanalyses SAFRAN et les observations *in situ* (à gauche) et des différences entre les réanalyses SAFRAN et l'ensemble généré dans cette étude de forçages météorologiques perturbés (à droite). Le premier jeu de statistiques est dérivé des 18 années (1993-2011) d'observation et des réanalyses au CdP tandis que le second s'appuie sur les 300 membres de l'ensemble pour la saison hydrologique 2010/2011. Les valeurs entre parenthèses correspondent aux écarts-type ajustés et utilisés pour générer l'ensemble au niveau du CdL.

Quintana Segui et al. (2008) ont conduit une évaluation des réanalyses SAFRAN sur une période de temps plus courte que la nôtre (une année) mais étendue spatialement à l'échelle des Alpes françaises. Ils démontrent de cette façon que les écarts importants entre le modèle et les observations peuvent être expliqués par les effets locaux dus à l'orographie et la végétation. Les précipitations et la vitesse du vent sont issues d'une analyse journalière. L'interpolation temporelle requise pour l'obtention de forçages au pas de temps horaire (exigé par la configuration de Crocus utilisée dans notre étude) est également une source supplémentaire d'incertitudes sur ces variables. Prenons l'exemple du taux de précipitations : de manière à inclure toutes les observations des événements précipitants, l'analyse est accomplie sur une base journalière et ensuite seulement, est réalisée l'interpolation horaire. Les incertitudes des flux radiatifs peuvent, quant à elles, être attribuées aux biais sur l'estimation de la couverture nuageuse tout comme son altitude. Pour les flux de grandes longueurs d'onde (LW) spécifiquement, les différents effets liés à la végétation et aux pentes environnantes ne sont pas pris en compte et peuvent affecter leur estimation. Également, l'absence de dépendance entre l'estimation du masque d'ombrage des courtes longueurs d'onde (SW) et l'évolution de la végétation peut entrainer des erreurs dans la détermination de ce rayonnement. Durand et al. (2009) ont réalisé une évaluation plus systématique des données SAFRAN mais cette fois sur un nombre limité de variables. Leur étude s'appuie sur 43 sites d'observations dans les Alpes françaises pour une période de 44 années (1958 à 2002). Moyennées sur tous ces sites, les RMSE calculées pour la température de l'air sont similaires à celles de notre étude. Leurs résultats démontrent aussi la variabilité spatiale des performances de SAFRAN où les RMSE varient de -0.8 to +1.5 °C selon les sites d'observations. Néanmoins, notre étude étant basée sur des expériences jumelles, ce comportement n'aura aucun impact marqué dans les résultats.

Construction d'un ensemble de forçages météorologiques

Un échantillon de forçages atmosphériques est formé en perturbant la réanalyse SAFRAN originale par l'application d'un bruit aléatoire calibré à partir des incertitudes calculées précédemment. De cette façon, un ensemble de forçages météorologiques est généré sous respect de biais négligeables par rapport aux réanalyses SAFRAN et d'écarts-type proches de ceux calculés au CdP (Tableau 4.1, colonne de gauche).

Les perturbations appliquées à chaque variable météorologique sont calculées à l'aide d'un modèle autorégressif du premier ordre -AR(1)- (Deodatis and Shinozuka, 1988). En évitant

des variations temporelles haute fréquence dans ces forçages (qui ne seraient pas réalistes pour des variables atmosphériques), l'utilisation de ce modèle garantit une cohérence temporelle dans la perturbation de ces variables. Le modèle AR(1) se décrit de la manière suivante :

$$X_t = \varphi X_{t-1} + \epsilon_t, \tag{4.1}$$

avec φ le paramètre du modèle AR(1) qui peut être écrit comme $\varphi = \exp^{\frac{-\Delta_t}{\tau}}$, Δt étant le pas de temps du modèle et τ le temps de décorrélation. X_t est un processus aléatoire au temps t utilisé pour construire les perturbations d'une variable atmosphérique. On constate dans l'équation 4.1 que la cohérence temporelle de X_t est assurée par construction du temps $t-1$ au temps t. L'ajustement du paramètre τ pour chaque variable est effectué de manière à ce que la variable une fois perturbée affiche la même fréquence dans les variations temporelles que celle de la réanalyse SAFRAN originale (Figure 4.1: encadré inférieur).

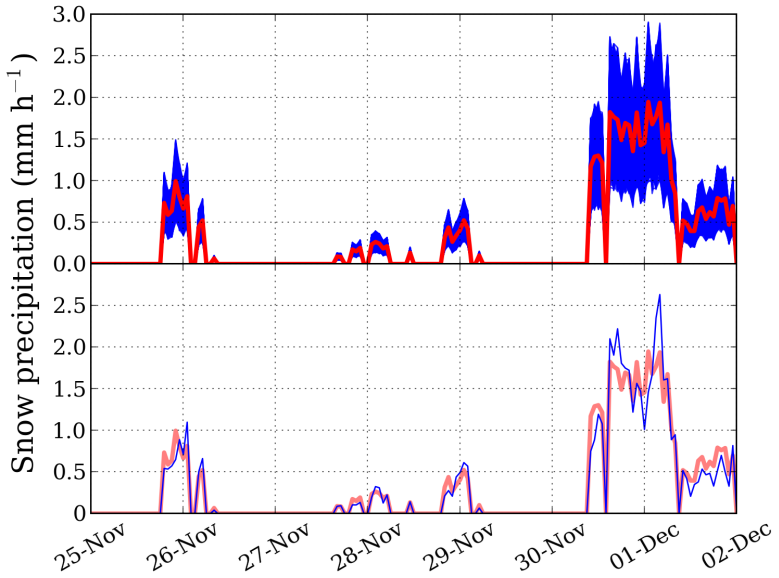

Figure 4.1: Évolution temporelle du taux de précipitations solides au niveau du site du CdP sur une semaine (25/11/2010 au 02/12/2010), issue de la réanalyse météorologique non perturbée (en rouge, à la fois en haut et en bas), d'une seule réalisation perturbée de la réanalyse SAFRAN (en bleu, en bas), et de l'ensemble complet des 300 membres perturbés (en bleu, en haut).

L'amplitude des incertitudes météorologiques est contrôlée par ε_t, un bruit blanc de moyenne égale à zéro et de variance constante σ^2. Cette variance σ^2 est déterminée pour chaque variable selon l'écart-type des résidus entre les réanalyses et les observations au CdP (σ_{CdP} : Tableau 4.1) suivant cette équation :

$$\sigma^2 = \sigma_{CdP} \times (1 - \varphi^2) \tag{4.2}$$

Enfin, pour chaque variable météorologique, le choix d'une perturbation additive ou multiplicative est conditionné par (i) la nature de la variable et (ii) la dépendance entre la différence modèle-mesure (biais du modèle SAFRAN) en fonction des valeurs mesurées. Ces critères de sélection sont détaillés ici.

Pour le taux de précipitations, le rayonnement courtes longueurs d'onde et la vitesse du vent, le choix d'une méthode multiplicative est motivé par les raisons suivantes :

- l'occurrence des précipitations est bien estimée dans les réanalyses SAFRAN (puisque SAFRAN assimile des mesures de surface d'un large réseau d'observations) mais le modèle est sujet à de plus grosses erreurs dans l'estimation de la quantité des précipitations.

- pour toutes ces variables, une dépendance linéaire est observée entre le biais du modèle et le champ de valeurs des variables (Figure 4.2, graphiques b, c, d et f). En conséquence, une perturbation multiplicative est décidée.

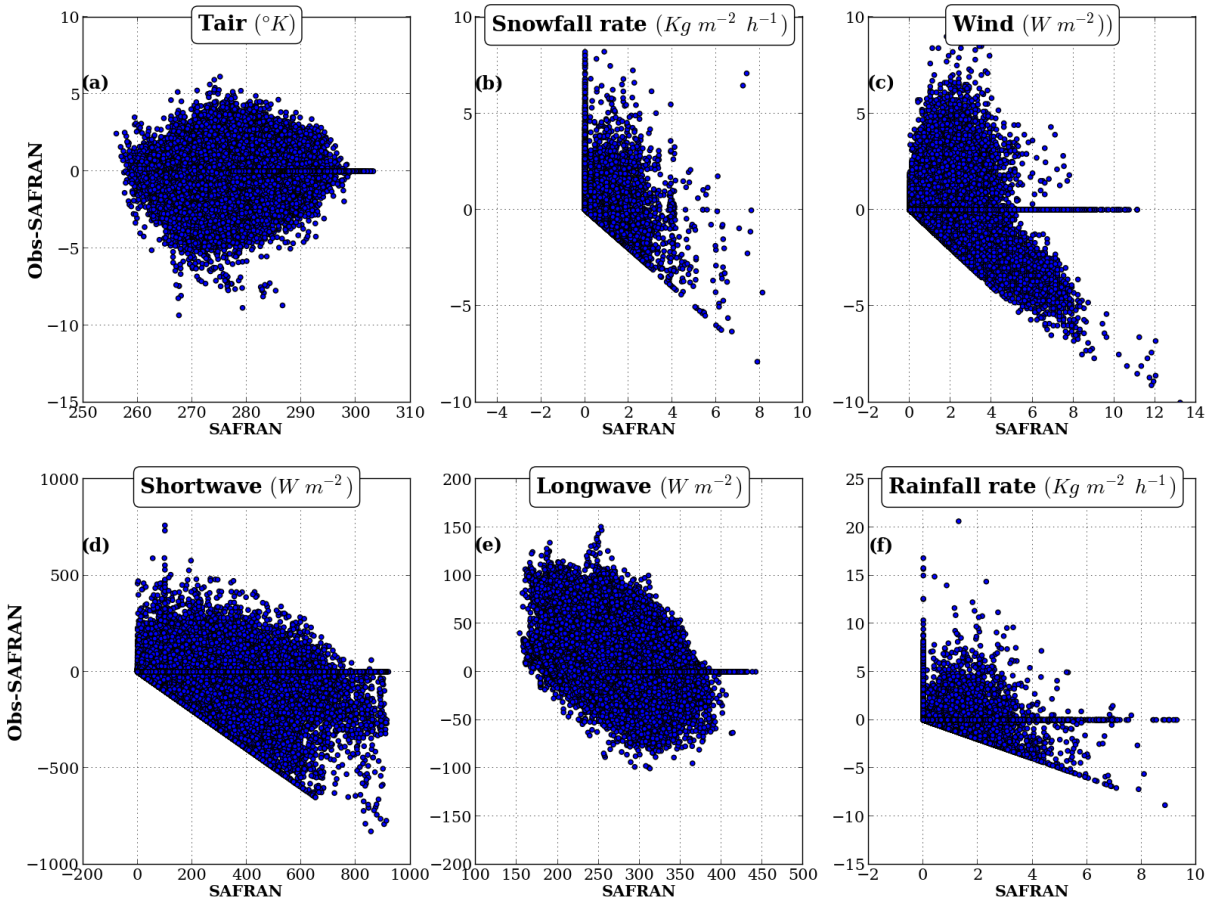

Figure 4.2: Représentation graphique de la différence entre les observations et les réanalyses SAFRAN (biais du modèle SAFRAN, axes y) en fonction du champ des variables météorologiques (axes x). Les données comparées proviennent de 18 années d'observations et de réanalyses au CdP. Les comparaisons sont réalisées uniquement entre le 1 octobre et le 1 mai (saison hiver). En été, les trous dans les réanalyses SAFRAN sont comblés par les observations, biaisant les statistiques.

Puisqu'il n'existe aucune dépendance entre le biais du modèle et les valeurs de champ, une méthode additive est préférée pour la température de l'air et le rayonnement de grandes longueurs d'onde (Figure 4.2, graphiques a et e).

A chaque pas de temps, la perturbation X est appliquée de la manière suivante :

Pour la méthode additive, $variable_t = variable_t + X_t$ et pour la méthode multiplicative, la perturbation est dans un premier temps centrée sur 1, notée alors (Y_t), avant d'être multipliée à la variable :

$$Y_t = X_t + 1$$

$$variable_t = variable_t \times Y_t$$

Dans la méthode multiplicative, les perturbations sont bornées à 0.5 et 1.5 pour éviter des valeurs extrêmes.

Au final, le résultat de cette méthode de perturbations est illustré par la Figure 4.1 présentant l'évolution temporelle sur une semaine du taux de précipitations solides, comme estimé par SAFRAN, une réalisation de cette même variable après perturbation et, l'ensemble complet perturbé. On y constate bien que le série temporelle perturbée présente des variations de fréquences semblables à la série originale. Pour maintenir une plus grande cohérence physique

entre les variables météorologiques, après une perturbation stochastique les précipitations solides sont changées en précipitations liquides si la température de l'air excède 274.5 K. En raison de la couverture nuageuse, le flux radiatif des courtes longueurs d'onde est lui aussi limité à 200 W m^{-2} lors des événements précipitants.

Comme expliqué précédemment, les ensembles sont générés à partir d'erreurs modèle issues des statistiques calculées au CdP mais l'assimilation de données est réalisée au CdL, une zone propice à la télédétection. Pour tenir compte des différences entre ces deux sites d'études, quelques ajustements dans la construction de l'ensemble ont été nécessaires. En guise d'exemple, la forêt attenante au site du CdP influence localement le champ de vent et les flux radiatifs (Morin et al., 2012) ce qui peut expliquer en grande partie la variabilité des erreurs SAFRAN au CdP. Pour le CdL et sa grande étendue dégagée, une telle variabilité est improbable. Pour limiter la sur-dispersion de l'ensemble météorologique, les écarts-type utilisés dans l'Eq. 4.2 pour les variables de vitesse du vent, les radiations courtes et grandes longueurs d'onde sont réduits à 0.6 m s^{-1}, 70 et 7 W m^{-2}, respectivement, contre 1.12 m s^{-1}, 79 and 24.5 W m^{-2} (Tableau 4.1, colonne de gauche, valeurs entre parenthèses).

Au final, cette méthode stochastique de perturbations rend possible la construction d'un ensemble de forçages météorologiques perturbés, ce dernier étant nécessaire lors de l'utilisation de méthodes d'ensemble. La calibration des perturbations s'appuie sur les statistiques du CdP tandis que leurs corrélations temporelles sont assurées par le modèle AR(1). La méthode de perturbations présente des limites évidentes. A l'exception de la phase de précipitation et de la valeur maximale de rayonnement de courtes longueurs d'onde bornée en cas de précipitations, les corrélations entre les variables ne sont en effet pas prises en compte au sein de l'ensemble. Les ajustements nécessaires pour la considération des caractéristiques du CdL sont quelque peu subjectifs. Néanmoins, en contexte d'expériences jumelles, ce n'est pas un problème crucial puisque la vérité issue d'une simulation de Crocus sera alimentée à partir d'un forçage météorologique tiré de cet ensemble généré. Un ensemble plus cohérent physiquement sera peut-être nécessaire lorsque l'assimilation de données réelles sera étudiée (Chapitre 5).

Perturbation des impuretés

Dans cette étude, les flux de dépôt (sec et humide) d'impuretés sont également considérés comme un forçage météorologique, mais contrairement aux autres variables météorologiques mentionnées précédemment (section 4.1.3), ces flux d'impuretés ne sont pas fournis par le modèle SAFRAN. Par conséquent, la teneur en impuretés dans la neige fraîche c_0 et le flux de dépôt sec τ_{dry} sont perturbés directement au cours de la simulation du modèle Crocus. Les paramètres c_0 et τ_{dry} sont soumis à des perturbations multiplicatives dont les coefficients sont tirés de distributions log-normale. Les perturbations sont constantes dans le temps, mais sont réinitialisées après chaque étape d'analyse. Pour c_0, les paramètres de la fonction de densité de probabilité (pdf) sont σ=0.8 et μ=0. c_0 est borné à 0 et 500 ng g^{-1} et la valeur de mode de la pdf est de 100 ng g^{-1}. En ce qui concerne τ_{dry}, les paramètres de la pdf sont σ=1.2 et μ=0. τ_{dry} est limité à 0 et 0.5 ng $g^{-1}s^{-1}$ avec une valeur de mode de 0.015 ng $g^{-1}s^{-1}$. Ces valeurs ont été sélectionnées afin d'obtenir le même ordre de grandeur que la diminution des valeurs d'albédo lorsque celle-ci est paramétrisée en fonction de l'âge de la neige, comme c'est le cas dans la formulation originale de Crocus (Brun et al., 1992). De plus, la valeur de mode de τ_{dry} correspond à un flux de dépôt sec d'environ 3.5 kg m^{-2} s^{-1} ce qui est du même ordre de grandeur que celui fournit par le modèle de chimie atmosphérique ALADIN-Climat (**?**).

4.1.4 Simulation d'ensemble Crocus et diagnostics

Résultat de la simulation d'ensemble

Pour étudier l'impact des perturbations stochastiques, un ensemble de 300 simulations du manteau neigeux, forcées par les 300 forçages de l'ensemble météorologique généré précédem-

ment, est réalisé au cours de la saison hydrologique 2010/2011 (sans assimilation de données). La Figure 4.3 présente le résultat de la simulation d'ensemble avec 300 membres (représentés par les courbes noires). La simulation forcée par la réanalyse SAFRAN originale non perturbée (courbe rouge) est incluse dans l'enveloppe de l'ensemble. La dispersion de l'ensemble reflète les conséquences des possibles surestimations et sous-estimations des données météorologiques. La dispersion maximale des ensembles en termes de SD et SWE (Figure 4.3 b-c) se produit à la fin de la saison. Cette conséquence conduit à une gamme de 24 jours entre le premier membre à fondre complètement et le dernier. La plus large dispersion, quand on s'intéresse à l'ensemble en termes de SWE, est visible début avril (ΔSWE≈300 kg m^{-2}). A cette époque, le manteau neigeux simulé dans certains membres de l'ensemble a tout juste commencé à fondre, tandis que dans d'autres membres, le manteau neigeux a déjà disparu.

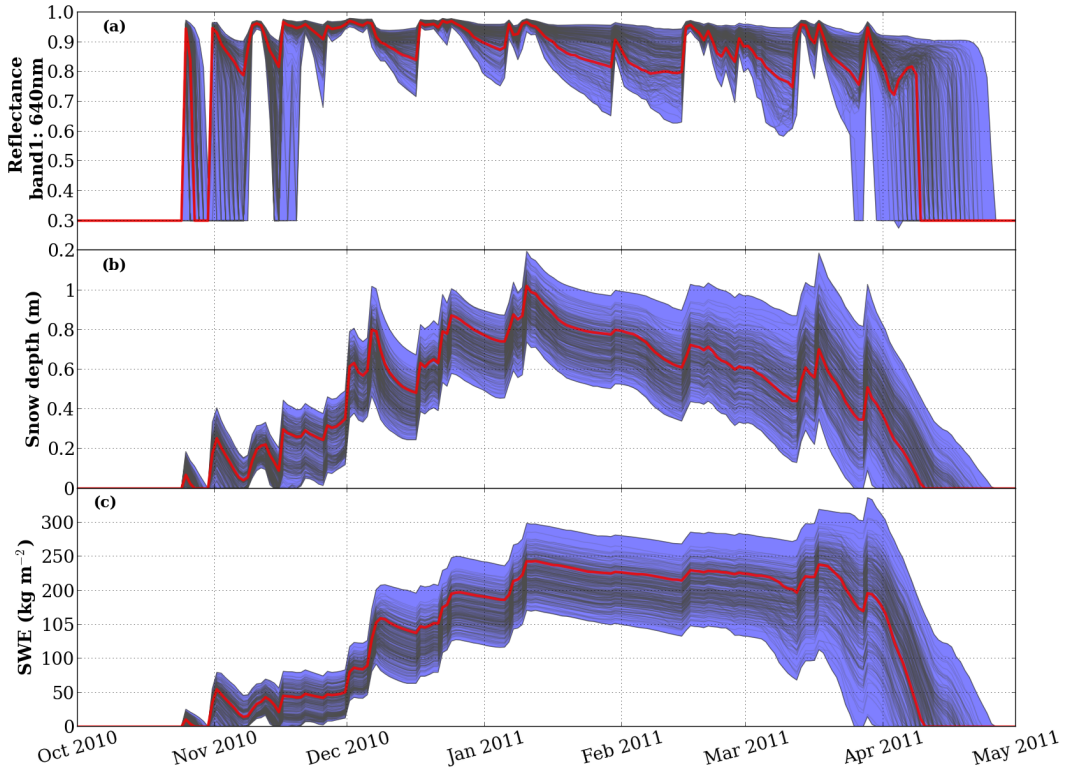

Figure 4.3: Résultat de la simulation d'ensemble avec 300 membres durant la saison hydrologique 2010/2011 au Col du Lautaret. (a) Réflectance à 640 nm (centre de la bande 1 de MODIS), (b) SD, et (c) SWE. Sur chaque graphique, la courbe rouge représente la simulation forcée par la réanalyse SAFRAN non perturbée. Au sein des enveloppes bleues, démarquant les valeurs maxima et minima de l'ensemble, les 300 membres sont représentés par des courbes noires.

Les précipitations solides réinitialisent tous les membres à des valeurs élevées de réflectances (à 640 nm, 0.98 pour un événement important, Figure 4.3 a) et réduisent considérablement la dispersion de l'ensemble en termes de réflectance. Parallèlement, la dispersion des ensembles SD et SWE peut augmenter en raison des incertitudes sur les taux de précipitations. On peut déjà anticiper que dans ces conditions l'assimilation de réflectances ne sera pas en mesure de discriminer efficacement les différents membres ; la dispersion des ensembles SD et SWE risque de ne pas être réduite. Lors de longues périodes sans chute de neige, la teneur en impuretés et la taille des grains de neige s'amplifient suivant l'âge de la neige, entraînant une diminution des valeurs de réflectances de surface. Cette évolution est également influencée par les forçages atmosphériques, dont les valeurs sont légèrement dif-

férentes d'un membre de l'ensemble à l'autre. En conséquence on constate l'augmentation de la dispersion de l'ensemble. Dans cette configuration, on peut également anticiper qu'une observation de réflectances possédera suffisamment d'informations pour positivement influencer l'estimation du manteau neigeux. La répartition temporelle des réflectances disponibles semble ainsi fortement affecter l'impact de leur assimilation sur les simulations d'ensemble du manteau neigeux.

Diagnostics et dispersion de l'ensemble des simulations Crocus

Cette partie a pour objectif d'évaluer la capacité de l'ensemble des simulations Crocus à représenter au cours de la saison une dispersion réaliste des estimations du manteau neigeux. Comme démontré par Fortin et al. (2014), la capacité de l'ensemble à représenter les erreurs de simulations peut être évaluée en comparant la RMSE et la dispersion de l'ensemble (Spd), celle-ci calculée par rapport à la moyenne de l'ensemble.

Pour examiner la pertinence et la fiabilité de notre méthode de perturbations décrite précédemment, une première évaluation est réalisée au niveau du Col de Porte. Les statistiques utilisées pour générer les perturbations ont été estimées sur ce site (Tableau 4.1, colonne de gauche) et nous pouvons profiter d'un jeu conséquent de mesures *in situ* du manteau neigeux. Une seconde évaluation est ensuite conduite au niveau du Col du Lautaret, le site retenu pour les expériences d'assimilation. Aucune mesure caractéristique de ce dernier n'est systématiquement effectuée au CdL rendant impossible l'évaluation de la dispersion de l'ensemble SAFRAN-Crocus face à une série chronologique de mesures *in situ*. La comparaison de la dispersion de l'ensemble est alors réalisée à l'aide du plus grand nombre d'observations disponibles à l'échelle des Alpes françaises aux mêmes altitudes que ce site. Dans ces évaluations, seule la hauteur de neige est ainsi considérée puisque c'est l'observation la plus accessible dans les Alpes.

En pratique, deux ensembles de simulations Crocus ont été réalisés, le premier pour le site du CdP (sans ajustement sur les statistiques du CdP) et le second au CdL en ajustant les statistiques utilisées dans la méthode de perturbations (Tableau 4.1, colonne de gauche, valeurs entre parenthèses) de manière à s'assurer de la reproduction des propriétés spécifiques de ce site. Le Spd de ces deux ensembles peut dès lors facilement être calculé à l'aide de la moyenne de l'ensemble.

Pour une variable X :

$$\mathrm{Spd}(X) = \left(\frac{1}{M} \sum_{t=1}^{M} \frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} \left(X_{t,n} - \bar{X}_t \right)^2 \right)^{1/2}, \tag{4.3}$$

où M représente le nombre de pas de temps et N_e la taille de l'ensemble. La valeur de SD du membre de l'ensemble n à la date t est notée $X_{t,n}$ et $\bar{X}_t$ correspond à la moyenne de l'ensemble à la date t.

Au CdP, le Spd est comparé à la RMSE calculée entre la simulation SAFRAN-Crocus (simulation Crocus à partir de la réanalyse non perturbée de SAFRAN) et les mesures *in situ* de ce site. L'équation de la $RMSE_{CdP}$ pour une variable X est la suivante :

$$RMSE_{CdP}(X) = \left(\frac{1}{M} \sum_{t=1}^{M} \left(X_t^{\text{model}} - X_t^{\text{in situ}} \right)^2 \right)^{1/2}, \tag{4.4}$$

avec X_t^{model} la valeur de SD issue de la simulation SAFRAN-Crocus au temps t et $X_t^{\text{in situ}}$ qui correspond à la mesure in situ associée.

Pour le CdL, la RMSE est calculée à partir des sites d'observation de Météo France aux mêmes altitudes que ce site (entre 1800 - 2200 m de a.s.l.) délivrant quotidiennement des mesures de SD. Répartis dans toutes les Alpes françaises, cela représente environ 60 postes d'observation. A partir de ces mesures, la RMSE est calculée par rapport aux estimations de

SD issues des simulations SAFRAN-Crocus aux points de grille équivalents. L'équation de la $RMSE_{CdL}$ pour une variable X est la suivante :

$$RMSE_{CdL}(X) = \left(\frac{1}{M} \sum_{t=1}^{M} \frac{1}{N_k} \sum_{k=1}^{N_k} \left(X_{t,k}^{\text{model}} - X_{t,k}^{\text{in situ}} \right)^2 \right)^{1/2}, \tag{4.5}$$

$X_{t,k}^{\text{model}}$ et $X_{t,k}^{\text{in situ}}$ représentent les valeurs de SD à la station d'observations k et à la date t issues de la simulation SAFRAN-Crocus et de la mesure *in situ*, respectivement. N_k correspond au nombre de mesures in situ de SD, susceptible d'évoluer au cours de la saison selon l'enneigement.

La Figure 4.4 démontre que pour le CdP, l'ordre de grandeur de la dispersion (Spd) de l'ensemble est - plus ou moins - en accord avec celui de la RMSE. Cela laisse à penser que la méthode de perturbations est en mesure de représenter correctement les incertitudes des forçages météorologiques sur les simulations du manteau neigeux. Néanmoins, en ce qui concerne le CdL, pour la saison 2010/2011, la RMSE SAFRAN-Crocus est à peu près deux fois plus élevée que la Spd de l'ensemble en termes de SD (Figure 4.4 b). Ce résultat signifie que l'ensemble généré est sous-dispersif, du moins lorsque l'on s'intéresse aux hauteurs de neige. Ceci peut être expliqué en partie par la calibration des perturbations effectuée sur la base des statistiques réalisées sur un seul site d'observations (le CdP) qui, contrairement à de nombreux autres sites de mesures, est peu affecté par l'érosion/accumulation éolienne. De plus, seules les erreurs météorologiques sont prises en compte dans l'ensemble perturbé et ce, même si les erreurs modèle peuvent également contribuer aux erreurs de simulation. Néanmoins, étant donné que les expériences dans cette étude sont jumelles et que les observations sont sélectionnées au sein d'un membre de l'ensemble (observations virtuelles), l'impact de cette sous-dispersion n'est pas crucial, mais devra être pris en considération lors de l'utilisation de données réelles.

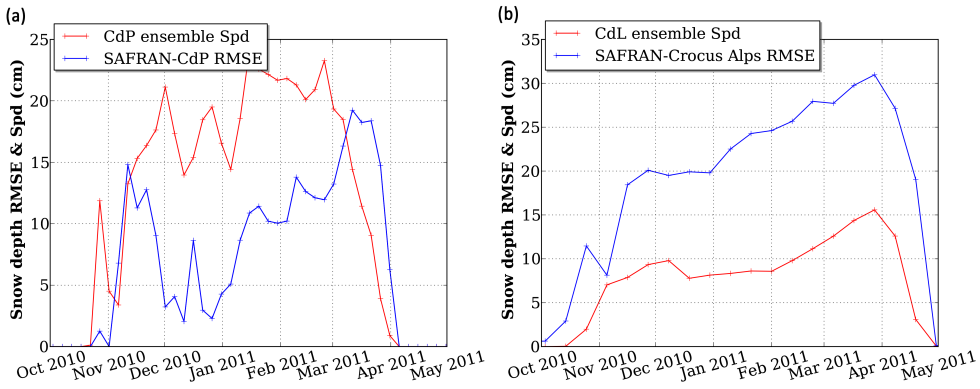

Figure 4.4: Évolution temporelle au cours de la saison 2010/2011 du Spd de l'ensemble SD (en rouge), calculée par rapport à la moyenne de l'ensemble et, (en bleu) la RMSE entre les estimations de SD issues de la simulation SAFRAN-Crocus par rapport aux observations *in situ*, (a) pour l'ensemble du CdP et (b) pour l'ensemble du CdL. Au CdL, les mesures *in situ* proviennent des différentes stations d'observation des Alpes à la même altitude que le CdL.

4.2 RÉSULTATS

4.2.1 Assimilation des réflectances MODIS virtuelles

Dans cette section, nous évaluons dans quelle mesure l'assimilation des observations disponibles des réflectances spectrales virtuelles MODIS permet une estimation précise des propriétés du manteau neigeux tout au long de la saison. Cette expérience sera considérée comme notre *expérience de référence*.

Les résultats de l'assimilation sur les réflectances à 640 et 1240 nm (première et cinquième bandes MODIS, bande spectrale du domaine visible et infrarouge, respectivement) ainsi que sur les variables SD et SWE, au cours de la saison hydrologique 2010/2011, sont présentés dans la Figure 4.5. Pour reproduire les conditions réelles de la présence de nuages, les réflectances sont assimilées uniquement aux 34 jours de ciel clair de cette saison. Les dates de ciel clair sont déterminées à partir du masque de la couverture nuageuse issu du traitement des vraies données MODIS selon l'algorithme de Sirguey et al. (2009). Les observations de réflectances virtuelles ainsi disponibles sont représentées par les points rouges sur la Figure 4.5 (graphiques a et b). La simulation de contrôle (à partir de laquelle les observations virtuelles sont tirées) est représentée par les courbes rouges.

Tout au long de la saison, les enveloppes des ensembles SD et SWE de l'expérience de référence (Figure 4.5 c-d, enveloppes bleues) incluent la simulation de contrôle, un prérequis nécessaire au bon comportement de l'assimilation. D'une façon générale, l'assimilation des observations de réflectances réduit les incertitudes dans l'estimation des caractéristiques du manteau neigeux tout au long de la saison. On remarque en effet sur la Figure 4.5, que les enveloppes de l'expérience de référence (enveloppes bleues) sont plus étroites que celles de l'ensemble sans assimilation (enveloppes grises). En particulier, la date de début de fonte est estimée bien plus précisément lors de l'assimilation des réflectances : de 24 jours sans assimilation, l'intervalle de temps entre la première et la dernière fontes totales du manteau neigeux chute à 9 jours avec assimilation.

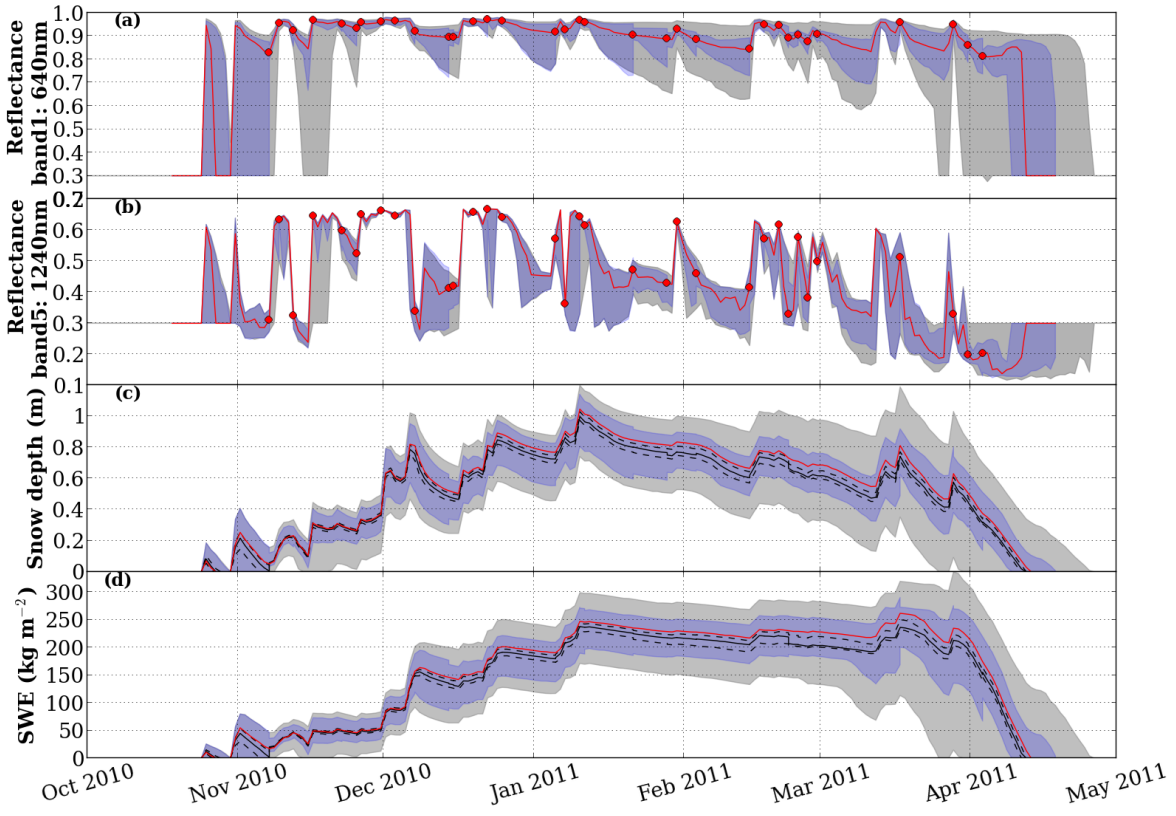

Figure 4.5: Évolution temporelle de l'ensemble au cours de la saison 2010/2011. (a) et (b) réflectances à 640 nm et 1240 nm (première et cinquième bandes MODIS, respectivement), (c) SD et (d) SWE. L'ensemble assimilant les réflectances virtuelles MODIS est représenté par les enveloppes bleues et, celles en gris, correspondent à l'ensemble sans assimilation. Les courbes rouges représentent la simulation de contrôle (la vérité virtuelle). Sur les graphiques (a) et (b), les points rouges montrent les observations assimilées. Concernant l'expérience de référence, sur les graphiques (c) et (d), la courbe noire représente le quantile 50 % (médiane de l'ensemble) et les courbes en pointillés noirs les quantiles 33 % et 67 %.

La Figure 4.6 montre l'évolution temporelle des RMSEs de l'expérience d'assimilation pour chaque date où des observations sont disponibles, à la fin de l'étape de prévision (juste avant l'analyse, courbes bleues) et juste après l'analyse (courbes bleues pointillées). Ces résultats sont comparés aux RMSEs sans assimilation (courbes rouges). On remarque que les RMSEs de l'ensemble avec l'assimilation sont toujours inférieures aux RMSEs sans assimilation. En moyenne sur la saison, une réduction de 46% est obtenue en termes de SD et 44% en termes de SWE (Tableau 4.2 - Expérience de référence : RMSE saisonnière SD : 0.07 m ; SWE 19.7 $\mathrm{kg\,m^{-2}}$ comparativement à 0,13 m et 35,4 $\mathrm{kg\,m^{-2}}$ pour l'ensemble sans assimilation). Ces résultats indiquent l'utilité des réflectances spectrales optiques plutôt que des données d'albédo large-bande. Effectivement, Dumont et al. (2012a) ont obtenu une amélioration des estimations de SD de seulement 14% en assimilant des valeurs d'albédo large-bande issues de produits satellitaires MODIS. Outre la réduction importante des RMSEs dans l'expérience de référence d'assimilation, il est remarquable de constater que la plupart du temps, aucune forte réduction des RMSEs ne se produit au cours d'une étape d'analyse. La réduction des RMSEs par l'assimilation de réflectances virtuelles est, par conséquent, due aux observations se succédant tout au long de la saison. Ce comportement met en évidence le rôle de la dynamique du modèle.

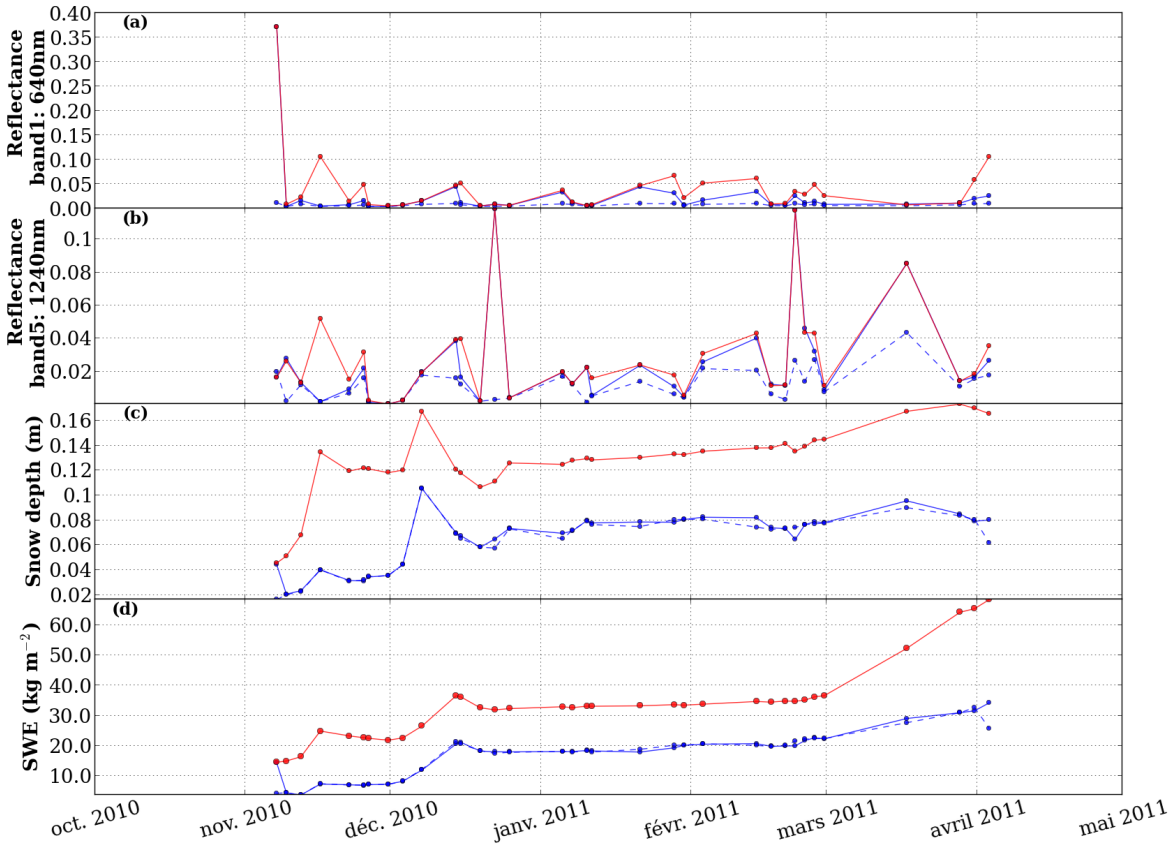

Figure 4.6: Évolution temporelle des RMSEs de l'ensemble pour (a) les réflectances à 640 nm, (b) les réflectances à 1240 nm, (c) les SD et (d) les SWE, au cours de la saison 2010/2011. Les courbes rouges correspondent aux RMSEs de l'expérience sans assimilation, et les courbes bleues, solides et pointillées, aux RMSEs de l'expérience de référence pour l'étape de prévision et d'analyse, respectivement. Les points indiquent les dates d'analyse (la disponibilité des observations).

Les plus fortes réductions de RMSE se produisent juste après des périodes prolongées sans précipitations et sans observations disponibles, lorsque la dispersion de l'ensemble de réflectances est particulièrement marquée (Figure 4.5 a). Durant ces périodes (par exemple, du 7 au 14 Décembre 2010, ou du 11 au 21 janvier 2011), les incertitudes des ensembles de réflectances, SD et SWE croissent sous l'influence des forçages perturbés, incluant le taux

de dépôt d'impuretés. Les observations de réflectances montrent alors un impact significatif quand elles sont assimilées. Toutefois, puisque la neige fraichement déposée atténue très fortement la sensibilité des observations de réflectances sur les propriétés internes du manteau neigeux, les incertitudes sur les estimations de SD et du SWE, accumulées auparavant et non corrigées des analyses passées, perdurent. Ceci explique les faibles corrections sur les estimations de SD et SWE (Figure 4.5, par exemple, le 28 janvier 2011) ainsi que la persistance des RMSEs et de la dispersion de leur ensemble tout au long de la saison.

Résultats de la	Timing	Variable assimilée	SD (m)	SWE ($kg\,m^{-2}$)
Figure 4.3	No AD		0.13	35.4
Figure 4.5	Référence	Réflectances	0.07	19.7
Figure 4.13	Jours ciel clair	SD	0.03	7.4
Figure 4.8	Tous les jours	Réflectances	0.05	14.4
Figure 4.14	Tous les jours (SD)	SD	0.017	4.6
Figure 4.9	Accu.	Réflectances	0.05	12.9
Figure 4.10	Fonte	Réflectances	0.12	35.5
Figure 4.11	Avant Précip.	Réflectances	0.07	21.8
Figure 4.12	Après Précip.	Réflectances	0.12	37.2
Figure 4.15	Référence et 1 SD/mois	Réfléctances et SD	0.04	9.6
Figure 4.7	Toutes saisons	Toutes données	0.07	20.2

Tableau 4.2: Moyenne des RMSEs saisonnières en termes de SD et SWE, calculées par rapport à la vérité virtuelle pour toutes les expériences sur la saison 2010/2011. Les résultats de la Figure 4.7 correspondent aux RMSEs calculées sur les 5 saisons étudiées. Les Figures 4.3, 4.5 et 4.7 sont abordées dans cette section, le reste est discuté dans la section 4.2.2.

Après une chute de neige importante, les incertitudes sur la SD et le SWE peuvent fortement augmenter, tandis que l'assimilation des réflectances a généralement une très faible incidence sur ces deux variables. En effet, l'incertitude sur la quantité de neige (traduite ici comme les perturbations sur le taux de précipitation solide) tend à augmenter la RMSE et la dispersion des ensembles de SD et SWE. De plus, que ce soit dans le domaine visible des longueurs d'onde (où les réflectances spectrales sont sensibles à la teneur en impuretés) ou dans la partie infrarouge (là où les variations de la microstructure dominent), une chute de neige réinitialise tous les membres de l'ensemble aux mêmes valeurs de réflectances spectrales. On comprend donc qu'à partir des observations de réflectances seules, la discrimination entre les membres est impossible et l'analyse ne peut fournir qu'une légère réduction de l'incertitude des estimations de SD et du SWE. Ceci est illustré sur la Figure 4.5 le 10 Novembre et le 1er Décembre 2010, par exemple.

Les remarques indiquées ci-dessus pour la saison 2010/2011 sont valables pour les quatre autres saisons. La Figure 4.7 montre en effet l'évolution temporelle des RMSEs en termes de SD et SWE pour toutes les saisons étudiées, selon les expériences sans assimilation (courbes rouges) et avec assimilation des données de réflectances (courbes bleues ; les expériences correspondantes aux courbes vertes et noires sont discutées dans la section suivante). En moyenne, les RMSEs des estimations de SD et SWE sont réduites de 45 et 48%, respectivement. Ceci est comparable avec les résultats du Che et al. (2014), qui assimilent des luminances dans le spectre des micro-ondes issues du capteur AMSR-E et parviennent à diminuer la RMSE des estimations de SD de 50%. En revanche, les observations micro-ondes passives sont particulièrement affectées par la présence d'eau liquide. En conséquence, de moins bons résultats sont obtenus au cours de la période de fonte. En ne considérant que la période d'accumulation (de janvier à mars), Che et al. (2014) réduisent la RMSE sur l'estimation des SD jusqu'à 61%. Dans notre cas, les résultats issus de l'expérience de référence montrent une nette réduction des erreurs en fin de saison (Figure 4.6, courbes rouges et courbes pointillées bleues). Nos résultats coïncident également avec ceux de Liu et al. (2013) assimilant des

cartes d'étendue de la couverture nivale (SCF, Snow Cover Fraction) dérivées des données MODIS ayant subi un pré-traitement améliorant la précision des masques de neige et de nuages. Sans ce procédé, les performances d'assimilation des SCFs chutent : réduction de la RMSE des estimations du SWE entre 10 et 20% seulement, comme constaté par Andreadis and Lettenmaier (2006).

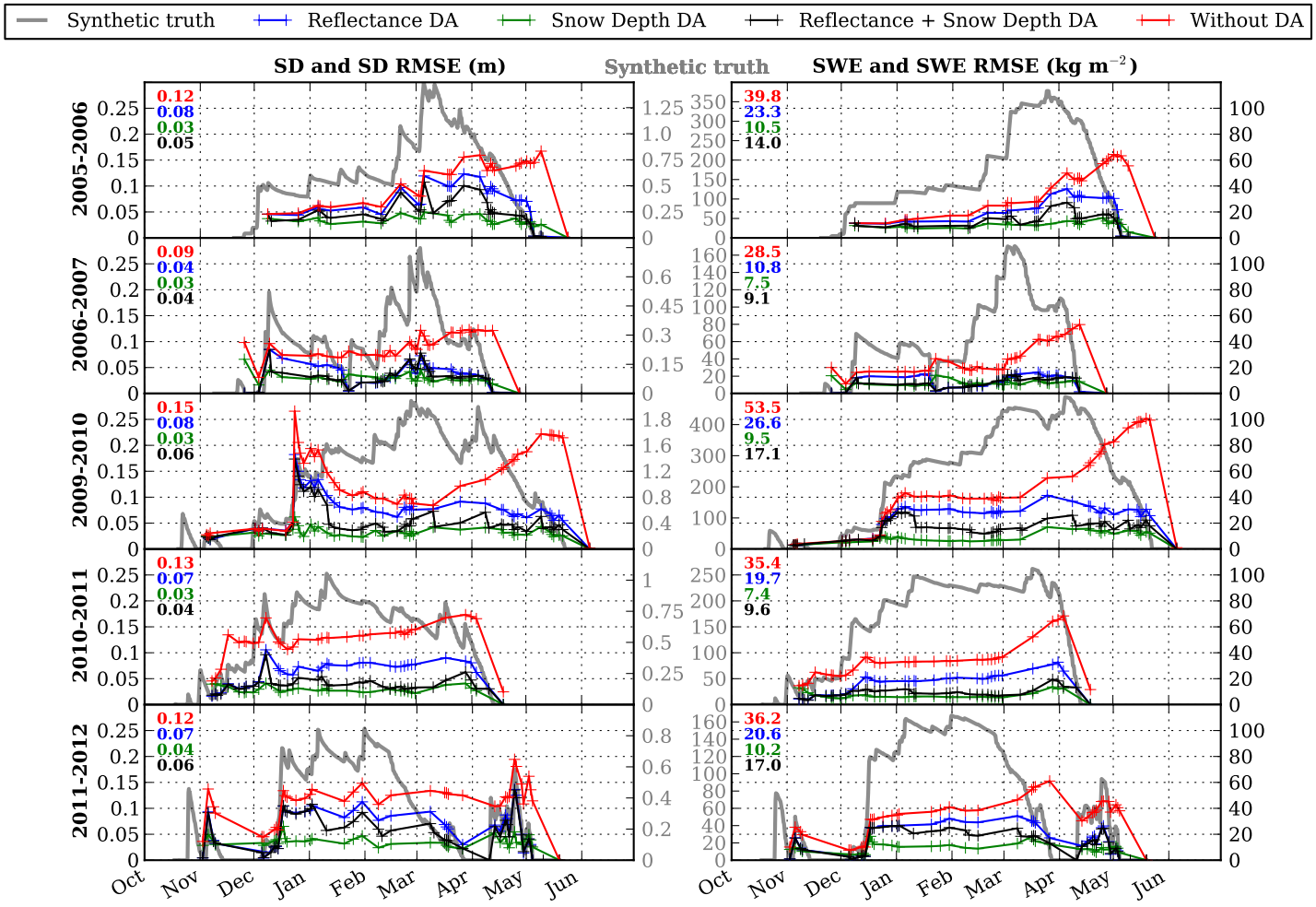

Figure 4.7: Évolution temporelle des RMSEs des ensembles de SD (à gauche) et de SWE (à droite) pour les cinq saisons étudiées selon l'expérience sans assimilation (courbes rouges), l'expérience de référence (assimilation des réflectances, courbes bleues), l'expérience similaire à celle de référence mais en assimilant des données de SD (courbes vertes) et l'expérience d'assimilation des données combinées de réflectances et de données de SD (courbes noires). Dans cette dernière expérience, seule une donnée supplémentaire de SD/mois (6 observations sur la saison) est assimilée ce qui explique les performances plus faibles que l'assimilation de SD (34 observations sur la saison, courbes vertes). Les croix indiquent les étapes d'analyse. Les RMSEs moyennées sur la saison sont affichées dans la partie supérieure gauche de chaque graphique sous respect des mêmes codes couleurs. La simulation de contrôle est représentée par les courbes grises, graduée selon l'axe y "Synthetic truth" (traduit comme "vérité virtuelle").

En conséquence, la capacité à contrôler l'évolution saisonnière du manteau neigeux par l'assimilation de données de réflectances est vérifiée. Cette expérience d'assimilation a également permis de révéler certaines limites de la méthode. En particulier, la réduction de la dispersion des ensembles de manteau neigeux en termes de SD et SWE dépend grandement de la répartition temporelle des observations assimilées.

4.2.2 Sensibilité du nombre et de la nature des observations

4.2.2.1 Impact de la couverture nuageuse sur l'expérience d'assimilation

La présence de la couverture nuageuse réduit fortement le nombre de données optiques disponibles pour l'assimilation. Pour étudier l'impact du nombre limité d'observations disponibles, une expérience similaire à celle de référence est réalisée, mais cette fois, l'assimilation est effectuée tous les jours (c'est-à-dire 134 jours), au lieu de 34 jours dans l'expérience de référence. La Figure 4.8 présente les résultats de cette expérience où les enveloppes bleues représentent l'ensemble assimilant quotidiennement des observations virtuelles MODIS et les enveloppes grises celles de l'expérience de référence, rapportée de la Figure 4.5.

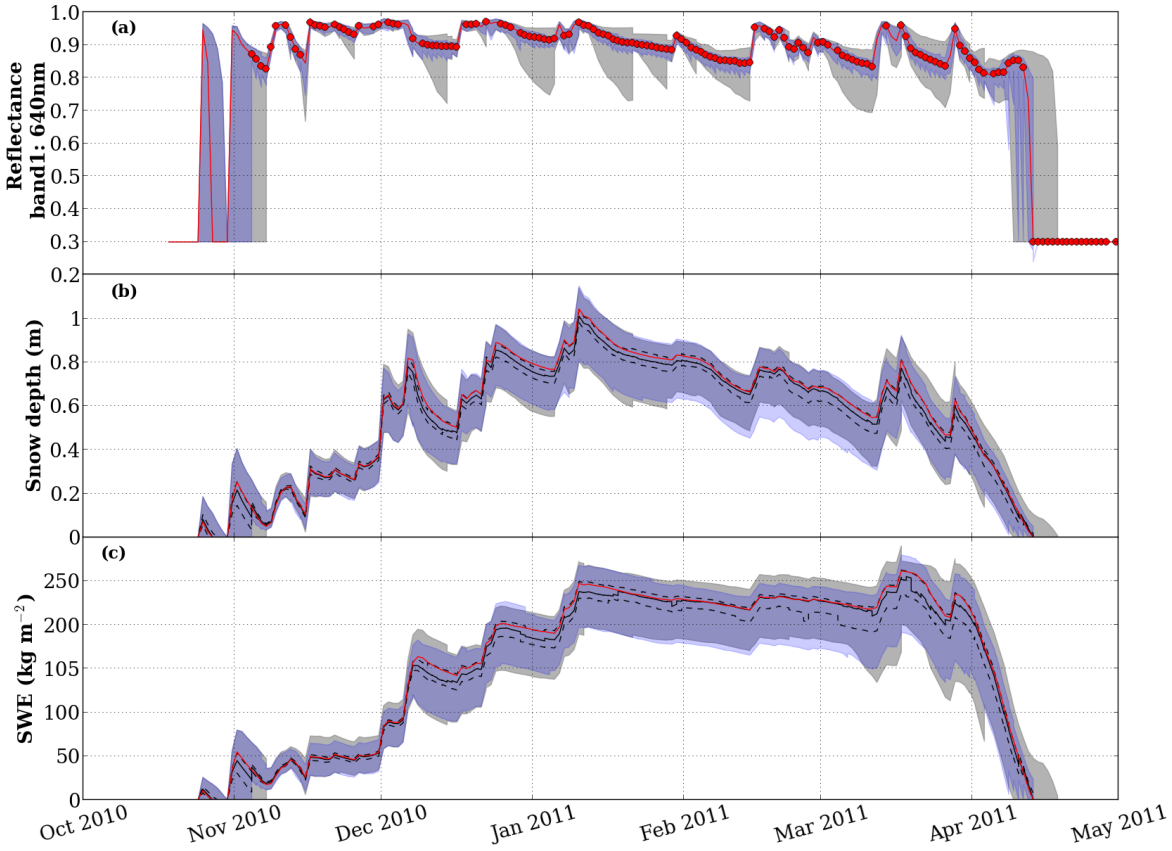

Figure 4.8: Graphique similaire à la figure 4.5, mais sans la réflectance à 1240 nm (encadré (b) de la figure 4.5), et où désormais l'enveloppe grise correspond à l'ensemble de l'expérience de référence et l'enveloppe bleue représente l'ensemble assimilant tous les jours les réflectances virtuelles MODIS. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées.

De toute évidence, dans cette deuxième expérience, en ce qui concerne la variable de réflectance à 640 nm, la dispersion de l'ensemble est considérablement réduite, et son évolution temporelle suit de très près celle des observations (les points rouges). Par ailleurs, l'enveloppe de l'ensemble ne révèle aucune période étendue se caractérisant par une large gamme de valeurs de réflectances (Figure 4.8 a). En comparaison de l'expérience de référence (enveloppes grises), l'incertitude sur la date de fonte totale du manteau neigeux est également réduite à 3 jours seulement. Cependant, durant la majeure partie de l'hiver, la dispersion des ensembles de SD et SWE (Figure 4.8 b-c : enveloppes bleues) est comparable à la dispersion obtenue dans l'expérience de référence (Figure 4.8 b-c : enveloppes grises). Ceci se reflète également dans le Tableau 4.2 - Tous les jours : Les RMSEs saisonnières en termes de SD et SWE sont de 0.05 m et 14.4 kg m^{-2}, respectivement, contre 0.07 m et 19.7 kg m^{-2} dans l'expérience de référence. Tous ces éléments suffisent à montrer que l'assimilation d'un nombre de données limitées, du

fait de la nébulosité existante, n'est pas forcément dommageable aux estimations de l'état du manteau neigeux. Cette conclusion démontrée ici est valable uniquement pour des variables intégrées telles que le SD et le SWE. L'estimation d'autres propriétés physiques du manteau neigeux sera abordée dans un travail futur, utilisant des observations réelles.

4.2.2.2 Répartition temporelle des observations

L'expérience de référence suggère que la répartition temporelle des observations peut largement déterminer la qualité du processus d'assimilation. Pour explorer le rôle de la dimension temporelle des observations, quatre tests supplémentaires d'assimilation sont élaborés. Ces tests se distinguent par l'assimilation des réflectances virtuelles MODIS réalisées

(i) seulement en début de saison (avant le 31 Décembre 2010, Figure 4.9 : Accu.),

(ii) dans la deuxième partie de la saison (après le 31 Décembre 2010, Figure 4.10 : Fonte),

(iii) uniquement après une période de plusieurs jours sans précipitations (Figure 4.11 : Avant Précip.)

(iv) juste après des chutes de neige (Figure 4.12 : Après Précip.).

Dans le cas i (Accu.), les résultats montrent que même si durant la période d'assimilation la dispersion de l'ensemble en termes de SD et SWE tend à se réduire, l'assimilation n'a presque aucun effet sur les estimations du manteau neigeux durant la période de fonte. La dispersion de l'ensemble à la fin de la saison ressemble de près à celle de l'expérience sans assimilation. L'incertitude sur la date de fonte totale du manteau neigeux est rendue à 22 jours, comparativement à 24 jours sans assimilation. Pour le cas ii (Fonte), la diminution de la dispersion de l'ensemble devient perceptible environ 2 mois après la première date d'assimilation, sans jamais regagner la dispersion de l'expérience de référence. L'incertitude sur la date de fonte est cependant réduite à 11 jours. Cela démontre la nécessité d'assimiler les observations de réflectances sur la saison entière de manière à compenser la dispersion rapide de l'ensemble du manteau neigeux en réponse aux incertitudes des forçages météorologiques.

Dans les deux cas iii (Avant Précip.) et iv (Après Précip.), les réflectances sont assimilées à seulement sept dates au cours de la saison. Comparé au cas iv (Après Précip.), le cas iii (Avant Précip.) témoigne d'une diminution plus marquée de la dispersion de l'ensemble SD et SWE. L'incertitude sur la date de fonte totale du manteau neigeux tombe à 9 jours dans le cas iii (Avant Précip.), alors qu'il reste à 23 jours dans le cas iv (Après Précip.). En l'absence de précipitations, la neige de surface du manteau neigeux vieillit, conduisant à la fois à une diminution des valeurs de réflectances et une réduction de la dispersion de l'ensemble de réflectances (Figure 4.11 a). Par conséquent, une observation arrivant après une telle période fournit une grande quantité d'informations engendrant une analyse puissante et de qualité. A l'inverse, les événements de précipitations solides réinitialisent les réflectances à des valeurs élevées et restreignent ainsi la dispersion de l'ensemble de réflectances (Figure 4.12 a). Cela entraîne de facto une efficacité limitée de l'analyse. Assimiler seulement quelques observations (ici virtuelles) bien réparties dans le temps conduit à peu près aux mêmes incertitudes d'estimations des SD et SWE que l'expérience de référence assimilant 34 observations (Tableau 4.2 - Avant Précip. : RMSE saisonnière SD : 0.07 m ; SWE : 21.8 $\mathrm{kg\,m^{-2}}$ comparées à l'expérience de référence 0.07 m et 19.7 $\mathrm{kg\,m^{-2}}$, respectivement).

Au final, la répartition temporelle des observations se révèle être un élément-clé du succès escompté de l'assimilation des réflectances. La fin d'une longue période sans précipitations, lorsque la couche de neige de surface est vieillissante, se dégage comme la meilleure période pour leur assimilation.

Figure 4.9: Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles MODIS seulement entre octobre et décembre 2010. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées.

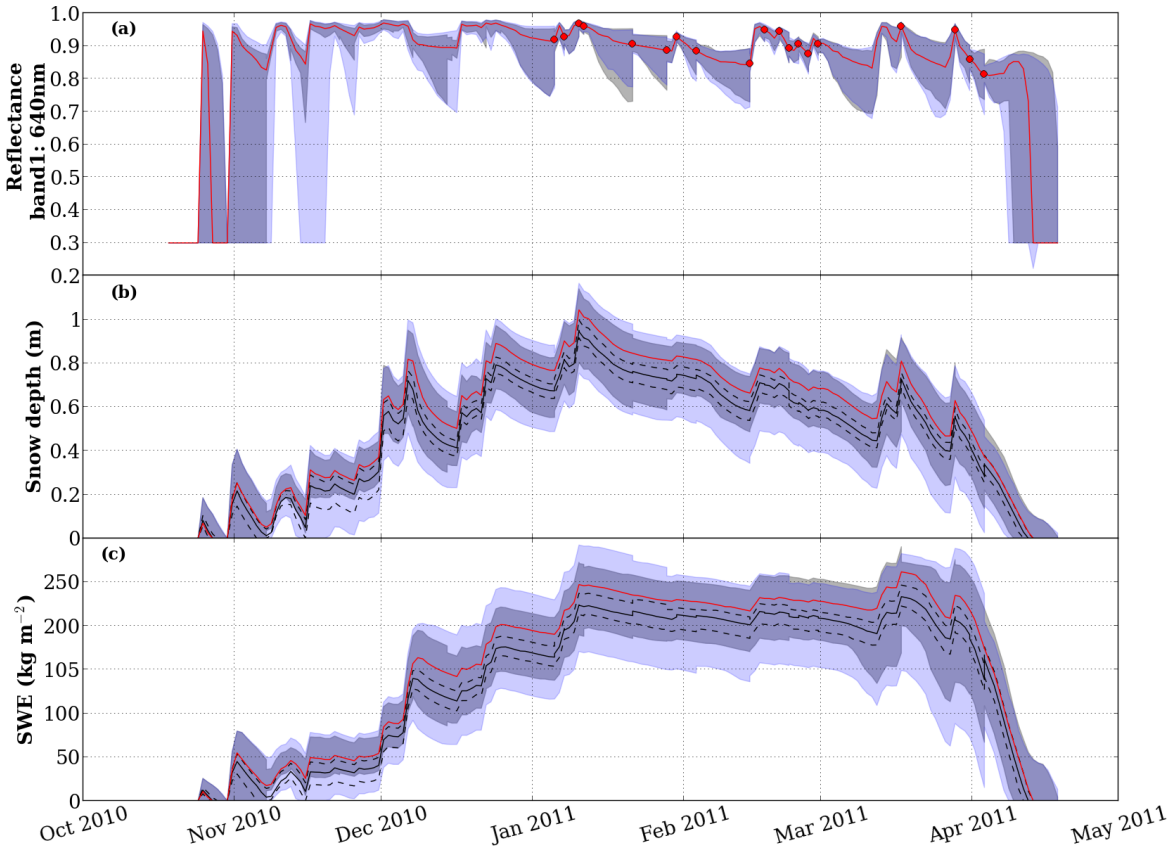

Figure 4.10: Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles MODIS seulement entre janvier et avril 2011. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées.

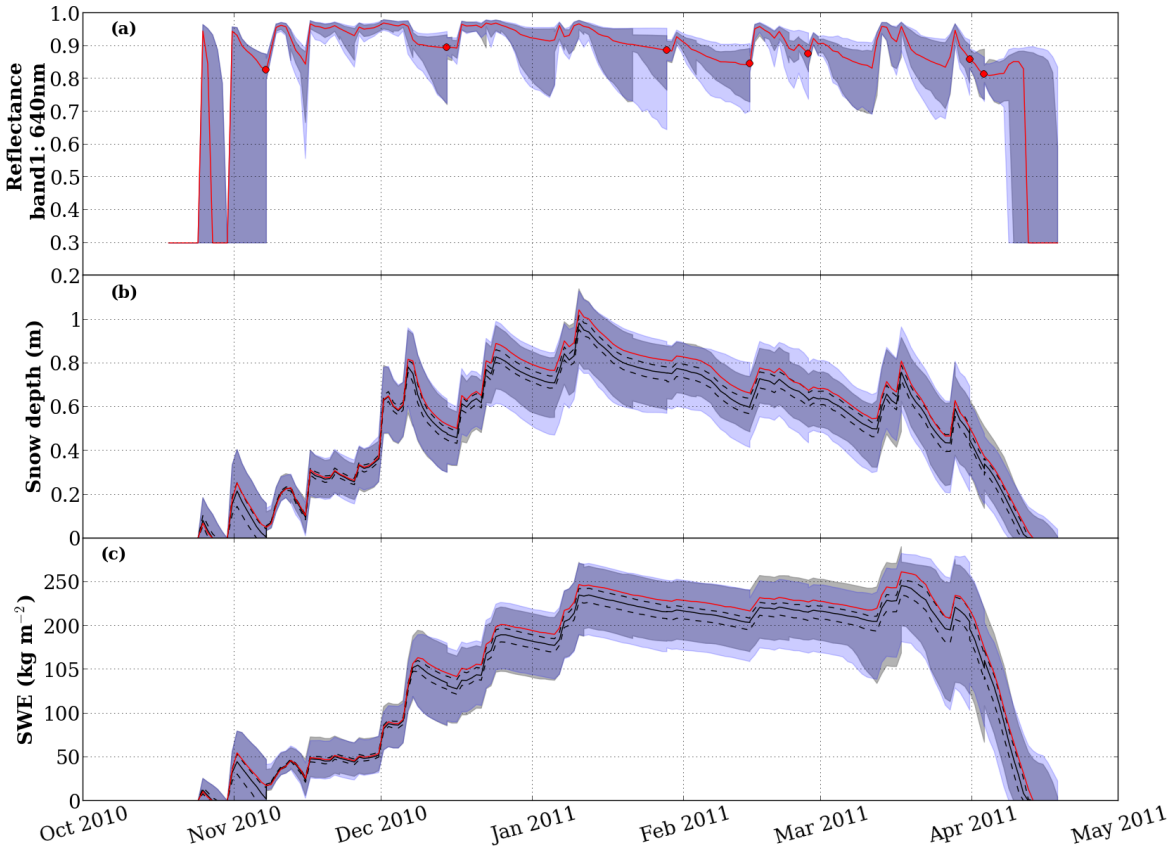

Figure 4.11: Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles MODIS à 7 dates différentes. Chacune de ces dates est située entre une période de plusieurs jours sans précipitations solides et juste avant la suivante. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées.

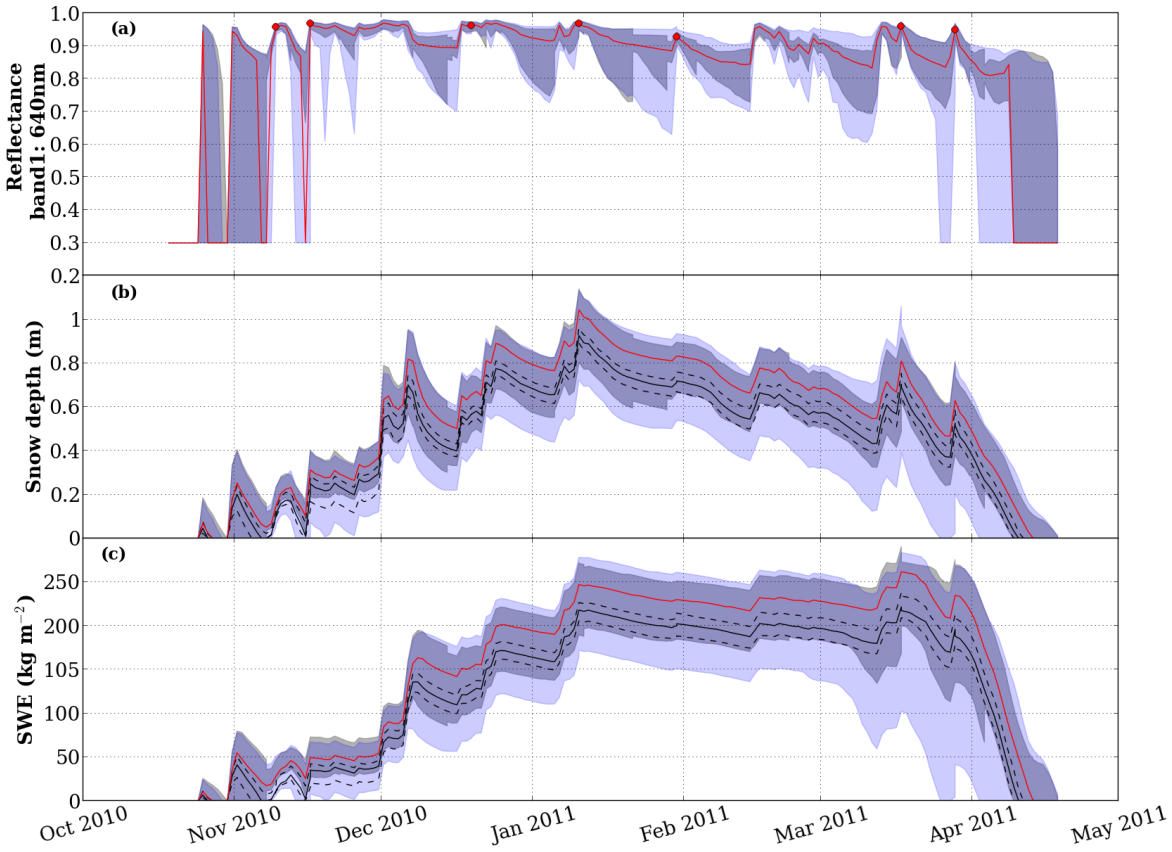

Figure 4.12: Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles MODIS à 7 dates différentes, juste après un épisode précipitant. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées.

4.2.2.3 Assimilation des données de hauteur de neige

Afin de mieux évaluer l'impact de l'assimilation des réflectances, une comparaison de l'expérience de référence est effectuée face à une expérience assimilant des données virtuelles de hauteur de neige avec la même distribution temporelle des observations, c'est-à-dire les jours de ciel clair. Exceptée la nature différente des observations, le cadre d'assimilation est similaire à celui décrit dans la section 4.2.1. Les résultats de cette expérience sont présentés dans la Figure 4.13.

Figure 4.13: Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles de hauteur de neige selon la même répartition temporelle que les données virtuelles de réflectances MODIS dans l'expérience de référence (ici représentée par l'enveloppe grise). Sur le graphique (b), les points rouges représentent les observations virtuelles de SD assimilées.

L'assimilation des observations virtuelles de SD améliore fortement les estimations des SD et SWE (Figure 4.13, graphiques b et c). La réduction de la dispersion est bien plus efficace que comparée à l'assimilation des données de réflectances (Tableau 4.2 - SD, Jours ciel clair : RMSE saisonnière des estimations de SD et SWE valent respectivement 0.03 m et 7.4 kg m^{-2} contre 0.07 m et 19.7 kg m^{-2} dans l'expérience de référence) et ce, tout au long de la saison. L'incertitude sur la date de fonte totale du manteau neigeux est diminuée à 8 jours comparée à 9 pour l'assimilation des réflectances virtuelles MODIS et 24 jours sans assimilation. Il est intéressant de remarquer que la réduction de la dispersion de l'ensemble de réflectances est très limitée en comparaison de l'expérience de référence. Ceci est cohérent avec le fait qu'en dépit d'une meilleure estimation des SD et SWE lors de l'assimilation des SD, les propriétés internes et de surface du manteau neigeux sont moins impactées que par l'assimilation des observations de réflectances.

La Figure 4.13 montre qu'en début de saison (avant le 16 novembre 2010) et pour un manteau neigeux fin (moins de 20 cm), l'assimilation des données virtuelles de SD semble avoir moins d'impact que l'assimilation des réflectances. Effectivement, dans le cas d'un manteau neigeux peu épais, les longueurs d'onde visibles pénètrent jusqu'à sa base de telle sorte que l'information contenue dans les réflectances renseigne sur l'intégralité du manteau neigeux. Les réflectances détiennent alors plus d'informations que les données de SD. Ceci peut expliquer les meilleures performances de l'expérience de référence en présence d'une faible épaisseur de neige.

Une expérience supplémentaire a été conçue pour assimiler des données virtuelles de SD de façon quotidienne (Figure 4.14). Cela n'est pas dénué de sens puisqu'il est vrai que tous les jours, des mesures de SD sont disponibles à travers 60 stations d'observation réparties dans les Alpes françaises. Cette expérience révèle que, contrairement à l'utilisation des réflectances,

dans le cas de l'assimilation d'observations de SD, plus le nombre et la fréquence des mesures sont importants, meilleure est la réduction de la dispersion de l'ensemble (RMSE saisonnière SD : 0.02 m ; SWE : 4.7 $\mathrm{kg\,m^{-2}}$).

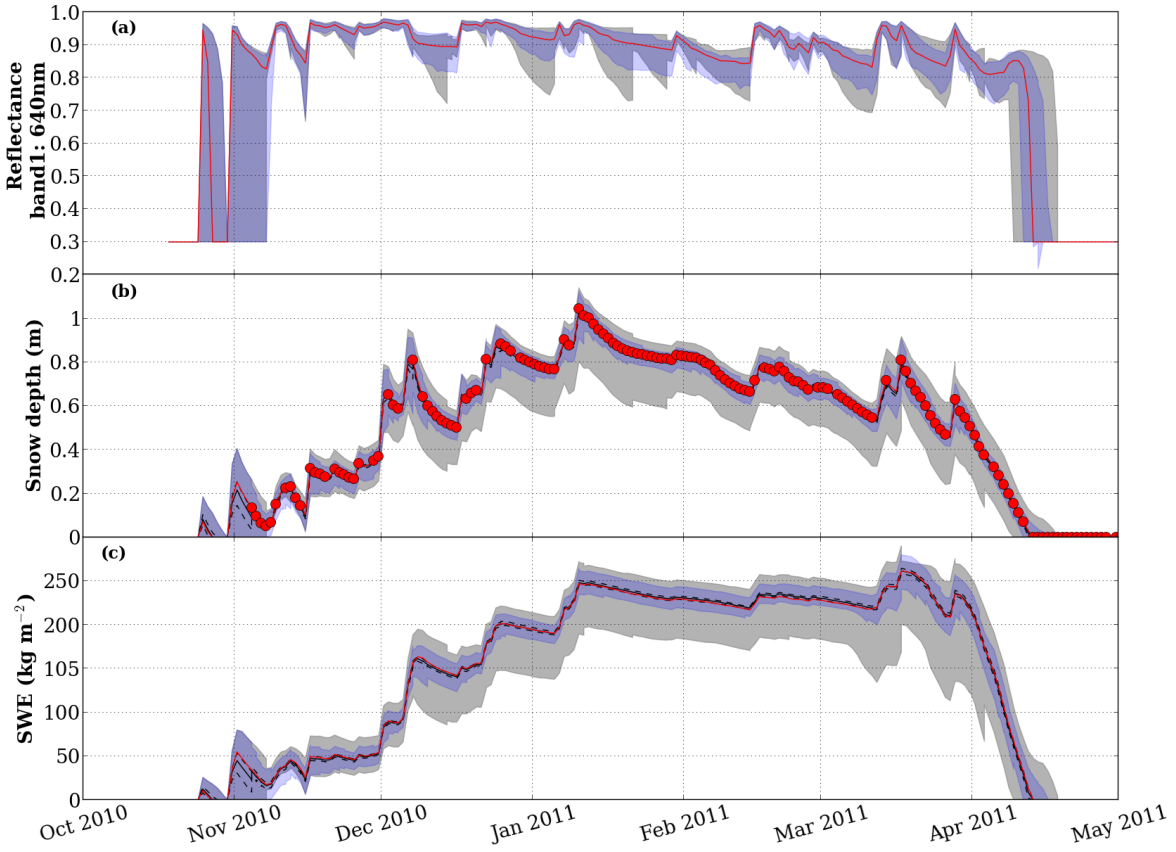

Figure 4.14: Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant tous les jours des données virtuelles de hauteur de neige. L'enveloppe grise correspond à l'expérience de référence. Sur le graphique (b), les points rouges représentent les observations virtuelles de SD assimilées.

Dans l'estimation de la SD et du SWE, l'assimilation des données de SD surpasse les expériences utilisant des observations de réflectances (à l'exception des manteaux neigeux peu épais). Il apparaît également que les performances de l'assimilation sont moins affectées par la distribution temporelle des observations de SD. Dans les expériences assimilant des réflectances, l'ensemble demande d'être suffisamment dispersé (c'est-à-dire après une période de plusieurs jours sans précipitations) pour constater un impact de l'assimilation (Figure 4.5). A l'inverse, même si les réductions sont légères, chaque observation assimilée de SD réduit l'ensemble de SD et ce, indépendamment des événements précipitants (Figure 4.13, excepté pour les manteaux neigeux fins).

Toutes ces conclusions obtenues pour la saison 2010/2011 sont également vérifiées sur les cinq saisons sélectionnées de cette étude, comme en témoigne la Figure 4.7. Contrairement aux expériences sans assimilation (courbes rouges) et à celles assimilant des observations virtuelles de réflectances (courbes bleues), toutes les expériences d'assimilation de données virtuelles de SD réduisent les valeurs des RMSEs (courbes vertes). Néanmoins, lorsque le manteau neigeux est peu épais, de meilleurs résultats sont obtenus par l'utilisation des réflectances.

4.2.2.4 Assimilation des données combinées de réflectance et de hauteur de neige

Bien que d'une façon générale, l'assimilation des observations virtuelles de SD surpasse l'assimilation des réflectances virtuelles MODIS, les mesures de SD sont rarement disponibles

quotidiennement sur de larges étendues, et encore moins spatialement distribuées. Les observations de SD *in situ* ne fournissent qu'une information limitée spatialement au site de mesure alors que de nombreuses études attestent de la forte variabilité spatiale du couvert nival (e.g. López-Moreno et al., 2011; Veitinger et al., 2014; Bühler et al., 2015). Les radars terrestres ou embarqués sont capables d'offrir, à de fines résolutions, des mesures précises de SD mais à l'heure actuelle, leur utilité dans des applications opérationnelles est limitée en raison de leur insuffisante fréquence temporelle. Il est en revanche tout à fait envisageable d'imaginer qu'à l'échelle d'un massif montagneux, des mesures de SD soient disponibles à différentes localisations pour quelques dates dans la saison (e.g., cours de nivologie occasionnels, crowd-sourcing, observations réalisées par les stations de ski, ...). Ce scénario motive la conception de l'expérience suivante. Le cadre d'assimilation expérimentale est similaire à celui de l'assimilation des réflectances de l'expérience de référence mais, dans cette nouvelle expérience, une observation virtuelle supplémentaire de SD est assimilée le 10 de chaque mois. Les résultats de cette nouvelle expérience sont présentés dans la Figure 4.15 et sont confrontés à l'ensemble des expériences précédentes dans la Figure 4.7.

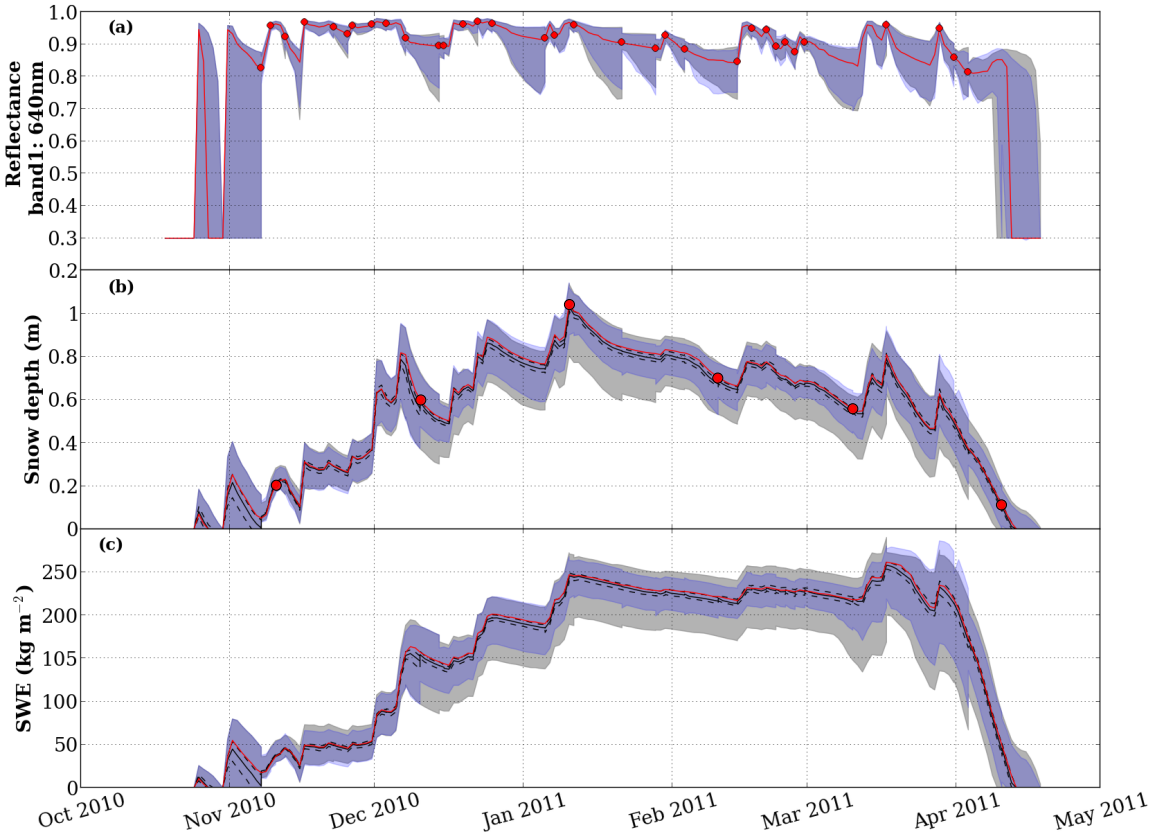

Figure 4.15: Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles combinées de réflectances et de hauteur de neige. Les réflectances virtuelles MODIS sont assimilées selon la même répartition temporelle que dans l'expérience de référence tandis que les observations virtuelles de hauteur de neige sont assimilées, quant à elles, le 10 de chaque mois. Sur les graphiques (a) et (b), les points rouges représentent les réflectances virtuelles MODIS et les observations virtuelles de SD assimilées, respectivement.

L'assimilation combinée des observations virtuelles des réflectances MODIS et des SD se montre bénéfique en comparaison de l'expérience assimilant uniquement les réflectances (Figure 4.7 : respectivement, courbes noires et bleues). En présence d'un manteau neigeux fin, les RMSEs pour les estimations de SD et du SWE issues des expériences d'assimilation combinée sont comparables à celles de l'assimilation des réflectances seules. Pour presque toute la saison, à la faveur de l'assimilation de quelques observations de SD, les RMSEs des estimations de SD et du SWE se maintiennent inférieures à celles obtenues des expériences

assimilant seulement les réflectances. L'assimilation combinée occasionne une RMSE saisonnière de l'estimation du SWE de 9.6 $\mathrm{kg\,m^{-2}}$ contre 7.4 $\mathrm{kg\,m^{-2}}$ pour l'expérience assimilant seulement des observations virtuelles de SD et 19.7 $\mathrm{kg\,m^{-2}}$ pour l'expérience de référence, soit uniquement des réflectances (Tableau 4.2).

Ces résultats indiquent l'utilité de combiner ces deux jeux de données à des fins opérationnelles. Liu et al. (2013) sont parvenus aux mêmes conclusions en combinant l'assimilation de SCF et de SD (ils obtiennent une réduction maximale de 72% de la RMSE sur les estimations du SWE, jusque 74% dans notre étude). Cependant, étant donné la forte variabilité spatiale du couvert nival, le problème de la représentativité spatiale des mesures ponctuelles de SD fait de leur assimilation un intérêt encore questionnable. Cette interrogation devra être traitée en menant des expériences d'assimilation 2-D sur de vrais domaines.

4.3 SYNTHÈSE

Ce chapitre examine l'impact de l'assimilation des observations virtuelles des réflectances spectrales MODIS des longueurs d'onde visibles aux proches infrarouges (les sept premières bandes MODIS) dans le modèle du manteau neigeux Crocus. L'utilisation directe de données de réflectances plutôt que des "produits satellitaires neige" réduit l'introduction d'incertitudes dues à l'utilisation d'algorithmes de récupération. Un filtre particulaire est utilisé dans cette étude pour l'assimilation de données. Ce dernier a été choisi puisque (i) il s'agit d'une méthode d'ensemble permettant l'estimation des incertitudes et (ii), il est facile d'implémentation (en comparaison d'autres méthodes d'assimilation) avec le modèle Crocus. Le caractère fortement non-linéaire de ce modèle et la représentation lagrangienne des couches de neige du manteau neigeux compliquent sérieusement l'implémentation de méthodes d'assimilation impliquant des opérations entre les membres de l'ensemble. Étant donné que la source principale des erreurs dans la simulation du couvert nival est attribuée aux forçages météorologiques en entrée du modèle, une méthode stochastique de perturbations a été développée pour générer un ensemble de variables météorologiques, représentant les possibles conditions atmosphériques. Cet algorithme utilise un modèle autorégressif du premier ordre pour préserver les corrélations temporelles dans les incertitudes des forçages météorologiques. Cet ensemble de forçages météorologiques est ensuite employé pour réaliser un ensemble de simulations du manteau neigeux. **Des expériences jumelles** sont conduites sur cinq saisons hydrologiques. Chaque observation assimilée est composée des réflectances spectrales des sept premières bandes spectrales du capteur MODIS.

En assimilant des réflectances uniquement les jours de ciel clair, la RMSE saisonnière des estimations de SD et SWE est diminuée d'un facteur proche de 2. L'incertitude sur la date de fonte totale est réduite à 9 jours contre 24 sans assimilation. Des tests supplémentaires réalisés sur la base de la **distribution temporelle des observations** révèlent que (i) l'assimilation de réflectances améliore grandement les estimations du manteau neigeux du moment que les observations arrivent après une période de plusieurs jours sans précipitations solides, (ii) l'assimilation a en revanche un impact insignifiant lorsque les observations sont assimilées juste avant cette période, et (iii) l'utilisation de quelques observations idéalement réparties dans le temps, c'est-à-dire juste après une période sans précipitations, est à même de diminuer la RMSE de façon quasi-similaire à l'expérience assimilant quotidiennement des réflectances.

L'assimilation des données virtuelles de SD entraîne une réduction de la RMSE des estimations de SD et SWE d'un facteur supérieur à 4. L'incertitude de la date de fonte totale du manteau neigeux est diminuée à 8 jours. Hormis pour les manteaux neigeux peu épais (typiquement inférieur à 20 cm), l'assimilation de ce type de données surpasse d'une façon générale les performances de l'assimilation de réflectances. Néanmoins, à la différence des cartes de réflectances pouvant être obtenues quotidiennement à l'aide de capteurs embarqués tels que MODIS ou VIIRS, les mesures de SD sont rarement disponibles avec la même

distribution temporelle et bien souvent sont limitées à une mesure spatialement ponctuelle. L'assimilation combinée des données de réflectances et SD (avec seulement 6 observations au cours de la saison) entraîne une réduction des valeurs de RMSE pour l'estimation de SD et du SWE d'un facteur proche de 3.

Cette étude fournit un cadre théorique général pour tester l'efficacité de plusieurs types d'assimilation de données dans un modèle d'évolution du manteau neigeux. Elle met également en évidence l'avantage d'utiliser, au sein d'un schéma d'assimilation, la télédétection de réflectances optiques de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux (SD et SWE). Même si l'assimilation de SD prévaut sur l'assimilation de réflectances, le caractère ponctuel de ces mesures *in situ*, tant spatialement que temporellement, réduit considérablement leur utilité dans un système d'assimilation pour l'opérationnel. Toutefois, étant donné leurs caractéristiques complémentaires, combiner des réflectances satellitaires avec, dès que possible, des mesures *in situ* de SD, améliorerait assurément les simulations du couvert nival.

Cette étude présente les premiers essais d'assimilation d'observations nivologiques dans le modèle de manteau neigeux Crocus afin d'améliorer, à terme, les prévisions opérationnelles de l'état du manteau neigeux. Les prochaines étapes en vue d'une application opérationnelle doivent inclure l'assimilation de données satellitaires réelles ainsi que la spatialisation de l'assimilation sur de larges domaines. Ces étapes comportent plusieurs défis tels que l'augmentation des coûts de calcul et du degré de liberté de notre système ainsi que la nécessité d'utiliser un ensemble, physiquement cohérent, de forçages météorologiques 2-D.

Chapitre 5

APPLICATION AUX DONNÉES RÉELLES

Sommaire

5.1 DONNÉES *IN SITU* ET SATELLITAIRES : COL DU LAUTARET 131
5.1.1 Cadre d'assimilation 131
5.1.2 Campagne de mesures 2014-2015 132
5.1.3 Jeux de données MODImLAB 133
5.1.4 Simulation d'ensemble au CdL 137
5.1.5 Résultats 139
5.1.5.1 Assimilation des données $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ 139
5.1.5.2 Assimilation des données $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ 146
5.1.5.3 Assimilation des données SolAlb 147
5.1.5.4 Résumé 148
5.2 DONNÉES *IN SITU* AUTOSOLEXS : COL DE PORTE 150
5.2.1 Jeux de données du CdP 150
5.2.1.1 Le spectroradiomètre Autosolexs 150
5.2.1.2 Observations SD et SWE 151
5.2.2 Simulation d'ensemble au CdP 153
5.2.3 Résultats 154
5.2.3.1 Assimilation des réflectances spectrales Autosolexs 155
5.2.3.2 Qualité des données assimilées 160
5.2.3.3 Sensibilités du nombre de bandes spectrales 164
5.2.3.4 Assimilation d'autres données neige 166
5.3 SYNTHÈSE 168

Ce chapitre a pour intention de présenter l'ensemble des résultats du système d'assimilation utilisé en conditions réelles. Le cadre des expériences s'inspire de celui décrit dans le chapitre 4, les déclinaisons seront spécifiées au début de chaque expérience. L'ensemble des expériences réalisées jusqu'à présent se sont déroulées en conditions maîtrisables (expériences jumelles), évitant les perturbations (difficile à contrôler voire à discerner) possiblement introduites par l'utilisation de données réelles (entre autres). Les expériences jumelles ont permis d'identifier le contenu maximum d'informations que l'on peut extraire des réflectances optiques. Au vu des bons résultats issus de ces précédentes expériences, le système d'assimilation est désormais appliqué sur les deux sites expérimentaux du CdL et du CdP. Différents jeux de données de réflectances optiques *in situ* et satellitaires sont exploités dans ces expériences.

Dans une première partie (section 5.1), le système d'assimilation est évalué au Col du Lautaret avec l'assimilation des vraies données MODIS. Les conclusions de cette étude nous ont conduits à l'expérimentation de nouveaux essais d'assimilation qui constituent la deuxième partie de ce chapitre (section 5.2). Ces nouvelles expériences reposent sur l'utilisation de données de réflectances spectrales *in situ* au Col de Porte à la fin de la saison 2013-2014. Cette configuration présente de fortes similarités avec le système précédemment développé pour des données satellitaires réelles sans avoir à se soucier des effets dégradant la qualité des observations MODIS (e.g. hétérogénéité subpixellaire, corrections atmosphériques et topographiques). Travailler au Col de Porte garantit l'accès à de nombreuses données pour évaluer les performances de l'assimilation. Des expériences supplémentaires ont été réalisées pour étudier l'impact de la distribution spectrale des réflectances et l'influence des erreurs d'observation sur l'estimation du manteau neigeux. Le système d'assimilation a également été testé à partir d'observations de hauteurs de neige et de température de surface.

5.1 DONNÉES *IN SITU* ET SATELLITAIRES : COL DU LAUTARET

5.1.1 Cadre d'assimilation

Les expériences d'assimilation présentées dans cette partie constituent la suite logique du chapitre précédent. Le cadre d'assimilation en est donc inchangé, seules la saison et l'application du système d'assimilation à des observations réelles marquent la différence avec les travaux précédents. En amont de ces essais, une campagne de terrain couvrant la saison étudiée (2014-2015) a été menée sur ce site d'étude pour acquérir un jeu complet de mesures nivologiques. Ces mesures permettront de nous renseigner sur l'état du manteau neigeux et d'évaluer avec précision les résultats de l'assimilation. Pour la saison 2014/2015, un ensemble de conditions météorologiques de surface est généré de façon similaire à celui décrit dans la section 4.1.3. Développée dans la section 4.1.4, l'utilisation de statistiques calculées au CdP pour calibrer la méthode de perturbations générant l'ensemble météorologique au CdL est une limite importante de cette approche. Le site expérimental du CdP, de plus basse altitude, subit naturellement un régime météorologique différent de celui du CdL. La conséquence directe est la sous-dispersion de l'ensemble de hauteurs de neige estimé par Crocus (Figure 4.4). Si cette complication n'était pas un souci au cours des expériences jumelles, elle peut s'avérer être problématique en conditions réelles. C'est pour cette raison que certaines modifications ont été réalisées sur la construction de l'ensemble SAFRAN/Crocus appliqué au Col du Lautaret. Les modifications apportées sont détaillées dans la section 5.1.4.

Trois expériences sont conduites ici. Les deux premières assimilent les données MODIS issues de deux versions de MODImLAB suite à des mises à jour de l'algorithme. L'implication sur la qualité des réflectances estimées est introduite dans la section 5.1.3. La dernière expérience se sert de données de réflectances directement mesurées sur le terrain. La section 5.1.2 présente ces données et l'instrument les mesurant. La comparaison de ces trois scénarios partageant un objectif et un système d'assimilation communs est un bon moyen d'évaluer la

sensibilité du système aux observations.

Au cours de cette thèse, l'algorithme MODImLAB a subi de fortes modifications entraînant l'apparition d'une nouvelle version où de nombreux processus ont été modifiés. Cette mise à jour, à l'origine des deux expériences distinctes d'assimilation des données MODIS, est abordée dans la section 5.1.3. La chaîne de modèle SURFEX/ISBA - Crocus a elle-aussi connu une importante mise à jour, gourmande en adaptations. Les conséquences ont été plus importantes que prévues et ont bouleversé quelques temps ces travaux. Contrairement au chapitre 4, les expériences réalisées dans ce dernier chapitre reposent sur cette nouvelle mise à jour.

5.1.2 Campagne de mesures 2014-2015

Une campagne de terrain a été menée au cours de la saison 2014/2015 pour acquérir une base de données nivologiques destinée à l'évaluation des expériences d'assimilation au CdL. L'ensemble de ces observations est localisé au niveau de la station éco-climatique de mesure automatique FLUXAlp[1]. Cette station mesure la hauteur de neige par l'intermédiaire d'un capteur à ultrasons SR50A de Campbell Scientific, avec une acquisition toutes les 30 minutes. Le pixel MODIS pour lequel sont réalisées les expériences d'assimilation coïncide avec la localisation des mesures. Avec l'aimable soutien de la Station Alpine Joseph Fourier et grâce à la participation de nombreux collègues, un jeu complet de mesures a été réalisé pour neuf dates entre le mois de novembre 2014 et avril 2015 (20/11/2014, 3/12/2014, 17/12/2014, 7/01/2015, 20/01/2015, 4/02/2015, 26/02/2015, 19/03/2015 et le 9/04/2015). Un glissement de terrain intervenu au Tunnel du Chambon, sur la route reliant Grenoble au Col du Lautaret, a compromis la campagne de terrain en fin de saison. La dernière observation mesurée en date du 9 avril 2015 ne rend pas compte de la disparition du manteau neigeux se produisant à la fin du mois.

Une série systématique de mesures est réalisée pour caractériser quantitativement l'évolution des propriétés physiques et optiques du couvert nival. Pour chaque date, un sondage stratigraphique conventionnel du manteau neigeux est réalisé. Des profils de résistance à l'enfoncement, température et densité complètent le sondage. Le profil de SSA est mesuré à partir de l'instrument DUFISSS (Gallet et al., 2009). Bien évidemment, la hauteur de neige du manteau neigeux et son équivalent en eau sont mesurés pour chaque date. Enfin, la mesure des réflectances spectrales bi-hémisphériques a été possible grâce à l'utilisation de l'instrument SolAlb. Développé au LGGE[2], SolAlb est un radiomètre spectral travaillant dans la gamme optique (300–1100 nm avec une résolution spectrale de 3 nm). Cet instrument possède l'avantage d'être tout à fait adapté pour le terrain, maniable et résistant, la mesure est également rapidement obtenue. Dans notre cas, le seul défaut de l'instrument se situe dans sa gamme de mesure limitée à 1100 nm. En comparaison avec les bandes spectrales MODIS, les trois dernières bandes de l'infrarouge (1240, 1620, 2120 nm) ne sont pas disponibles. Les réflectances SolAlb ont toutes été mesurées entre 10 et 12h, intervalle entre lequel MODIS observe le CdL. De cette manière, une bonne équivalence est garantie entre nos observations, les mesures MODIS et les estimations Crocus. Toutes ces mesures ont été effectuées à quelques mètres les unes des autres.

L'instrument SolAlb est composé d'une tête de mesure d'albédo située au bout d'un mât métallique de 3 m environ (Figure 5.1). A l'aide d'un trépied, le mât est positionné à l'horizontale puis il suffit de mesurer d'une part la luminance incidente, puis réfléchie.

[1] "Le projet FLUXAlp vise à caractériser les liens entre climatologie locale et fonctionnement des écosystèmes, en quantifiant les flux d'énergie et de matière (CO2,H2O, CH4, etc.) échangés dans le continuum sol-neige-végétation-atmosphère. Un des principaux objectifs du projet est de déterminer si les prairies de montagne se comportent comme des puits ou des sources de carbone." Laurent et al. (2012); article disponible depuis https://www.researchgate.net/publication/264858568_FLUXALP_un_projet_de_developpement_d'une_station_de_mesures_eco-climatiques_au_col_du_Lautaret_Hautes-Alpes_France. La station est installée depuis 2013 expliquant que nous n'ayons pu utiliser ces données pour les expériences précédentes.

[2] par Laurent Arnaud, Ghislain Picard et Quentin Libois

Sur la tête de mesure un inclinomètre permet de contrôler l'horizontalité influençant évidemment la qualité de la mesure. Juste à coté, un collecteur de lumière en téflon, relié au spectroradiomètre à l'aide d'une fibre optique, est utilisé pour mesurer le flux solaire. Le collecteur doit avoir une réponse "cosinus" pour que le flux arrivant obliquement soit pondéré par le cosinus de l'angle zénithal. En condition de ciel clair ou partiellement nuageux, une correction des imperfections des collecteurs cosine est généralement nécessaire pour les spectres incidents et ce, particulièrement pour des acquisitions à fort angle zénithal (au-delà de 60° en pratique). L'utilisation d'un logiciel adéquat, nommé "Spectro" (développé par G. Picard, disponible sur http://lgge.osug.fr/personnels/picard_ghislain/spectro_doc_zerh9aeh/) permet de charger les spectres acquis avec SolAlb (et d'autres instruments de ce type) et d'appliquer les traitements de base pour obtenir des albédos calibrés et de bonne qualité. Ce traitement permet entre autres de corriger la réponse angulaire imparfaite du collecteur. Ces corrections sont effectuées sur le spectre incident avant le calcul de l'albédo (Picard et al., 2016).

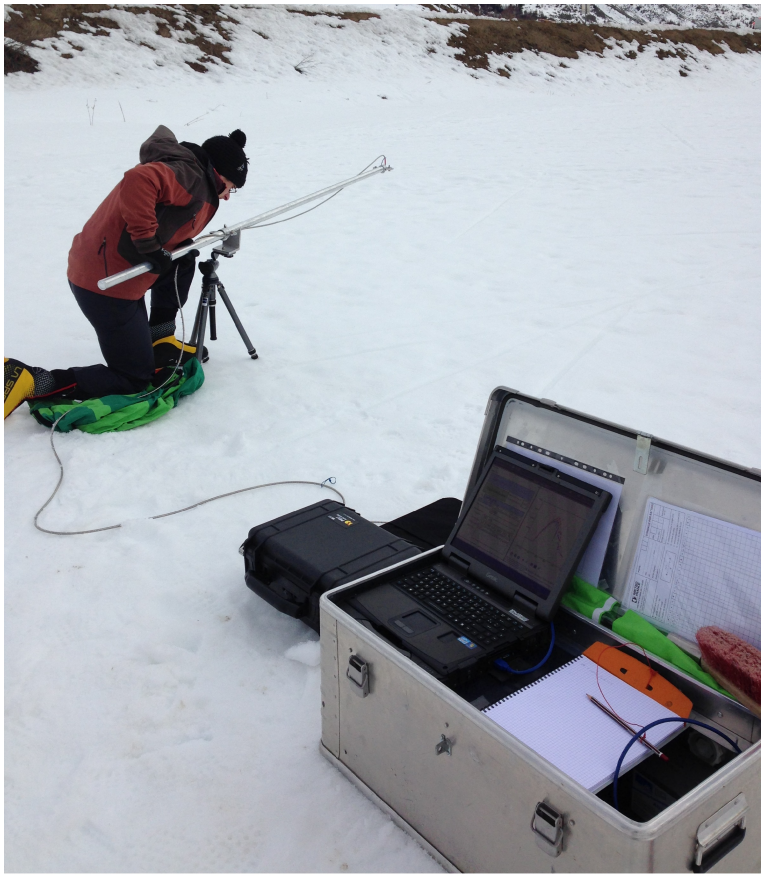

Figure 5.1: SolAlb: Instrument de mesure de réflectances spectrales. Le système est constitué d'un spectroradiomètre contrôlé par un ordinateur. Le dispositif d'acquisition est relié à un collecteur cosine par une fibre optique. Un trépied supporte le mât où se situe à son extrémité la tête de mesure. C'est à l'utilisateur de s'assurer de l'horizontalité. Ici Pierre Spandre effectuant une mesure "ras le sol" pour étudier l'influence du positionnement du système de mesure sur les valeurs des réflectances. Col du Lautaret, le 3 décembre 2014.

5.1.3 Jeux de données MODImLAB

Dans cette étude sont utilisés deux jeux de données télédétectées de réflectances spectrales de surface, issues de deux versions de l'algorithme de traitement des données MODIS. Cette section a pour but de présenter les différences observées entre ces données. Des réflectances mesurées directement sur le terrain permettent d'évaluer leur précision avant leur assimilation.

A l'aide de l'algorithme MODImLAB (Sirguey et al., 2009; Dumont et al., 2012b), les données MODIS de niveau 1B sont traitées des effets atmosphériques et topographiques. Ce choix de l'algorithme vient du besoin de corriger efficacement les mesures satellitaires impactées par la topographie complexe des terrains alpins. Pour rappel, la section 2.2.4 présente rapidement les processus pris en compte par MODImLAB. Élaboré en 2009, MODImLAB a connu une mise à jour importante en décembre 2015. En plus des ajustements graphiques et de l'intégration de différentes fonctionnalités de génération des données auxiliaires nécessaires, cette mise à jour (v1.2.5) tend à améliorer la physique de l'algorithme. Pour simplifier la lecture, dans la suite du document la première version et celle mise à jour de MODImLAB seront nommées $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ et $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$, respectivement.

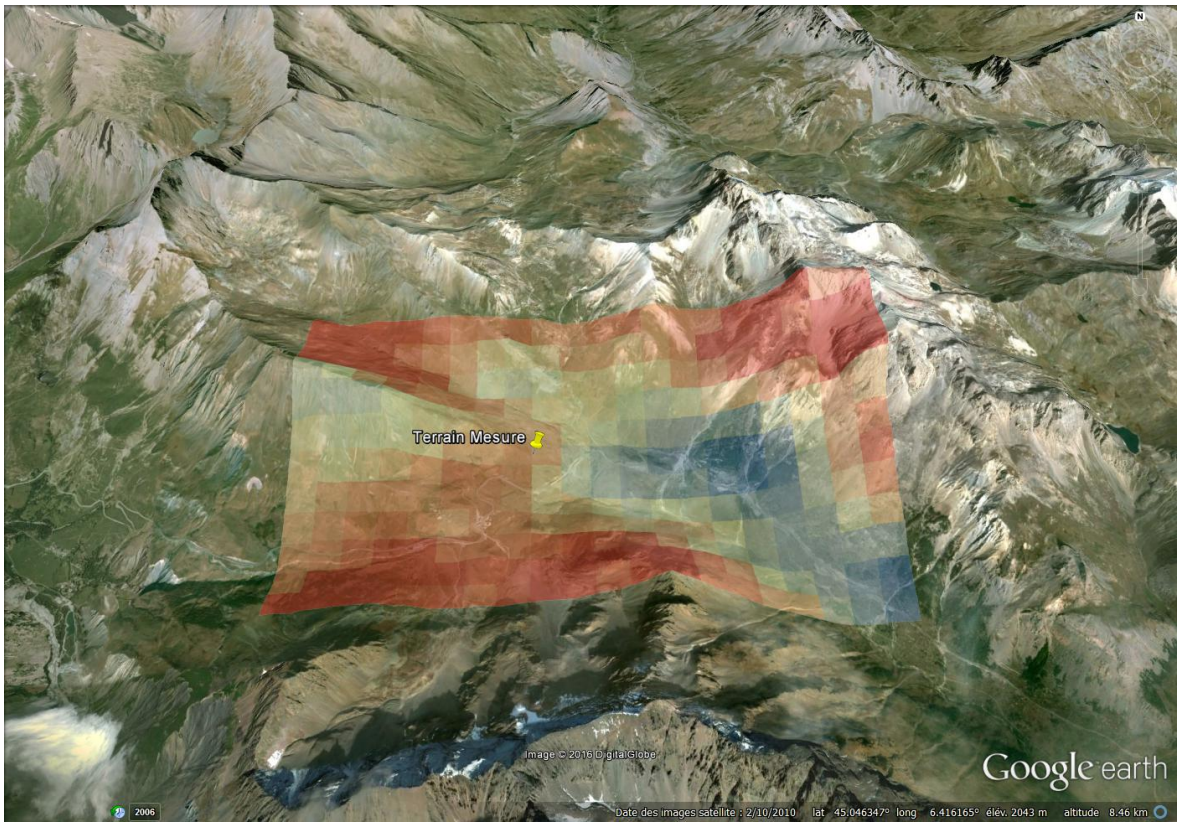

Figure 5.2: Représentation simple des mesures de réflectances à 640 nm par le capteur MODIS. La carte de réflectances, issue de l'algorithme MODImLAB, est superposée au fond de carte en relief de sa zone de mesure. Il s'agit ici juste d'un exemple pour illustrer le comportement de MODImLAB en topographie complexe ; les dates de mesure des réflectances (mars 2015) et du fond ce carte (octobre 2010) ne sont pas les mêmes et la superposition est réalisée simplement. On peut néanmoins y constater les variations des valeurs de réflectances (bleu = 0.2 - rouge = 1.0) selon la disposition du pixel dans le massif montagneux. Nous pouvons également nous représenter la dimension d'un pixel MODIS (250 x 250 m) et la quantité d'informations subpixellaires. Le site de mesure ("Terrain Mesure") et de la route départementale peuvent être aperçus.

La Figure 5.2 permet de se rendre compte du bon comportement de l'algorithme MODImLAB dans le traitement des données MODIS en topographie complexe. Il ne s'agit ici que d'un exemple puisque la saison pour laquelle nous évaluons les données MODIS n'est pas disponible comme fond de carte Google Earth. Néanmoins, en imaginant ces montagnes en plein hiver, on observe que quantitativement (du bleu au rouge, des réflectances de plus en plus élevées) l'algorithme est à même de gérer les effets d'orientation (Nord/Sud), la présence de rocher certainement non recouvert de neige en raison des fortes pentes, et de ce fait diminuant les valeurs de réflectances comparées aux pixels avoisinants ou évidemment les effets d'altitude. On distingue sur cette carte notre point de mesure et le pixel le contenant. C'est ce pixel qui

est considéré pour toutes les expériences d'assimilation dans ce document (en un point).

La comparaison des réflectances issues des deux versions de l'algorithme témoigne de différences systématiques. La Figure 5.3 montre, pour la saison 2014/2015 au point de mesure du CdL, les réflectances spectrales des deux versions de MODImLAB (bleu: $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$, rouge: $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$) ainsi que celles directement mesurées sur le terrain par l'instrument SolAlb (losanges verts). Seules les observations satellitaires acquises par ciel clair, avec un angle de visée du capteur inférieur à 60 degrés et pour une fraction neigeuse du pixel considéré supérieure à 80% sont affichées sur ce graphique. On constate que pour les bandes visibles (bandes 1 - 4), les réflectances de $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ sont la plupart du temps légèrement plus faibles que pour la version précédente. Ces réflectances visibles $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ sont localisées plutôt dans la partie basse de l'ensemble SAFRAN/Crocus non assimilé (enveloppes grises). Ceci est particulièrement visible entre janvier et mars 2015 lorsque l'ensemble est peu dispersif. Le Tableau 5.1 indique les biais et RMSEs obtenus par la comparaison des réflectances des deux versions de MODImLAB. A partir de 49 dates concordantes, le biais négatif de $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ est bien mis en avant. Cela représente une erreur approximative de 10% pour chacune des bandes. On peut déjà anticiper que l'assimilation des réflectances $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ ne pourra avoir pour effet que de tirer l'ensemble assimilé vers le bas. La question se pose de savoir s'il s'agit d'une sous-estimation des réflectances MODIS et possiblement des erreurs dans le traitement des données, un biais positif dans la génération de l'ensemble SAFRAN/Crocus en termes de réflectances, un ensemble sous-dispersif ?

Bandes MODIS	bande 1	bande 2	bande 3	bande 4	bande 5	bande 6	bande 7
Longueurs d'onde	640 nm	860 nm	460 nm	560 nm	1240 nm	1640 nm	2120 nm
Biais	-0.06	-0.03	-0.09	-0.09	-0.02	-0.01	-0.01
RMSE	0.09	0.06	0.11	0.11	0.04	0.03	0.03

Tableau 5.1: Biais et RMSEs calculés entre les réflectances spectrales des deux versions de MODImLAB. Les longueurs d'onde des réflectances comparées correspondent aux centres des 7 premières bandes MODIS. 49 dates concordantes (pixel du CdL, ciel clair, fraction neigeuse $> 80\%$ et angle visée capteur$< 60°$) pour la saison 2014/2015 ont été utilisées.

La comparaison aux réflectances *in situ* (données SolAlb) est un bon moyen de juger de la qualité des réflectances MODIS. Pour les dates concordantes entre les mesures *in situ* et les données MODIS, la Figure 5.3 révèle qu'une fois encore les réflectances $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ montrent des valeurs plus faibles que les mesures *in situ*. Notons toutefois que pour une évaluation correcte, un plus grand nombre de mesures *in situ* serait souhaitable. Bien souvent les mesures de terrain ont été réalisées en condition partiellement nuageuse empêchant la comparaison avec les données MODIS de la même date. Il s'agit ici plutôt de constater la tendance des réflectances MODIS par rapport aux mesures *in situ*. Et puisque mesurer est un art compliqué, on remarque également des valeurs de réflectance SolAlb très proches de 1, certaines même légèrement supérieures (le 7 janvier et le 26 février, le faible angle solaire pour cette période de l'année et la correction cosine peuvent être à l'origine de ces erreurs).

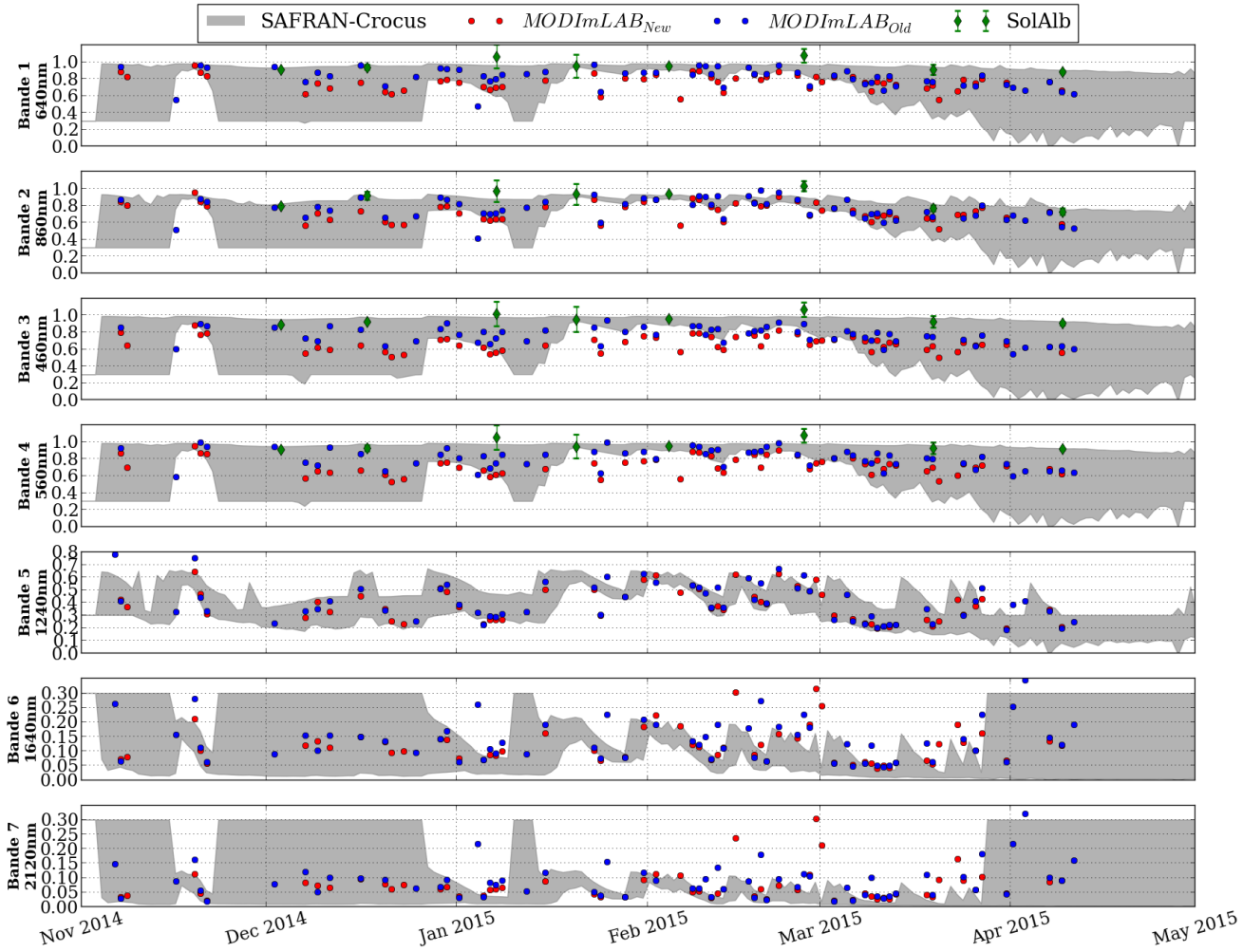

Figure 5.3: Comparaison de l'évolution temporelle des réflectances spectrales pour les sept premières bandes MODIS issues de deux versions de l'algorithme MODImLAB. En bleu, les réflectances estimées par la version MODImLAB$_{\text{Old}}$ et en rouge par la version MODImLAB$_{\text{New}}$. Les réflectances représentées sur ces graphiques correspondent aux valeurs de réflectance du pixel coïncidant avec le site de mesure du CdL. Les réflectances du pixel MODIS au niveau de notre site d'étude sont affichées uniquement si la fraction neigeuse du pixel est supérieure à 80%, l'angle de visée du capteur $<$ à 60° et pour les jours sans nébulosité. Les losanges verts indiquent les réflectances mesurées sur le terrain par l'instrument SolAlb. Seules les 4 premières bandes MODIS se recoupent avec la gamme spectrale de l'instrument. L'ensemble de 300 membres SAFRAN/Crocus sans assimilation est représenté par les enveloppes grises.

Sur la seule base de cette évaluation, il n'est pas simple d'émettre un diagnostique explicatif de toutes ces différences. Concernant celles entre les deux jeux de données MODImLAB, le changement de version est suffisant pour expliquer ces variations. P. Sirguey, développeur de l'algorithme, confie que pour son utilisation en Nouvelle Zélande les résultats proposés par MODImLAB$_{\text{New}}$ sont en bon accord avec les mesures réalisées sur le terrain. C'est peut-être de ce coté que certaines erreurs peuvent être obtenues. Effectivement, à l'origine MODImLAB est développé et calibré au niveau des glaciers Néo-Zélandais (Sirguey et al., 2009). Son utilisation dans les Alpes françaises demande peut-être de recalibrer l'algorithme ou d'ajuster des paramètres telle que l'estimation de l'épaisseur optique qui influe sur la correction atmosphérique. Comme observé sur la Figure 5.2, le pixel concerné par notre étude se situe non loin de la route départementale (1 pixel entre les deux). Il n'est pas impossible

non plus que par les effets combinés des pentes et des angles d'illumination, l'asphalte de la route soit intégré dans les calculs impactant les valeurs de réflectances (les interactions entre les pixels voisins ont été également modifiées dans la nouvelle version). Quoi qu'il en soit, étant donné les fortes variations spatio-temporelles de l'état de surface du manteau neigeux (et leur impact sur les valeurs des réflectances) ainsi que la différence de superficie de la zone mesurée entre MODIS (250 x 250 m) et l'instrument SolAlb (1 x 1 m), il n'est pas surprenant de constater des divergences dans les résultats.

Peu de données de réflectances spectrales du même type que les sorties de MODImLAB sont disponibles dans les Alpes sur de longues périodes. De plus amples évaluations sont néanmoins nécessaires pour déceler l'origine des ces différences. Parallèlement à l'apparition de ces questionnements, la mise à jour des modèles SURFEX/ISBA-Crocus a également compliqué la recherche du problème puisqu'à un instant donné, tous les outils ont subi de profonds changements sans connaître la valeur précise de ces derniers. Pour le bien fondé de la fin de ces travaux de thèse, le choix s'est porté sur l'analyse de l'assimilation de ces différentes données en l'état, tout en gardant à l'esprit la présence d'incertitudes sur ces observations. Cela nous permet d'évaluer la capacité de notre système d'assimilation sous couvert d'observations de valeurs et qualités différentes en se gardant le temps de diagnostiquer les différents problèmes entre les mises à jour MODImLAB et SURFEX/ISBA-Crocus. C'est pour toutes ces raisons que les expériences d'assimilation au CdL ont été réalisées (section 5.1.5).

5.1.4 Simulation d'ensemble au CdL

Un ensemble de 300 membres de forçages météorologiques perturbés a été construit pour réaliser la simulation d'ensemble des profils Crocus au CdL. L'ensemble de forçages météorologiques respecte le même procédé de génération que celui présenté dans la section 4.1.3 mais appliqué à la saison 2014/2015. Cet ensemble est représenté sur la Figure 5.4. On remarque d'ores et déjà une différence dans le tassement et dans la vitesse de fonte du manteau neigeux entre les mesures automatiques de hauteur de neige et les simulations Crocus (graphique b, courbe rouge et courbes noires respectivement). Il sera donc intéressant de regarder le comportement de l'assimilation comme réponse à cette difficulté dans la modélisation du manteau neigeux saisonnier.

Pour cette saison, les mesures automatiques de hauteur de neige au CdL (SD_{auto}, courbe rouge) ne sont pas incluses au sein de l'enveloppe de mi-janvier à mi-février. Le reste de la saison, les mesures SD_{auto} sont majoritairement localisées dans la partie basse de l'ensemble SD. L'ensemble SAFRAN/Crocus sur-estime la hauteur de neige. Comme diagnostiquée dans l'étude en expérience jumelle (section 4.1.4), l'application de la méthode de perturbations stochastiques en conditions réelles montre ici quelques limites évidentes qui vont évidemment limiter les performances espérées de l'assimilation.

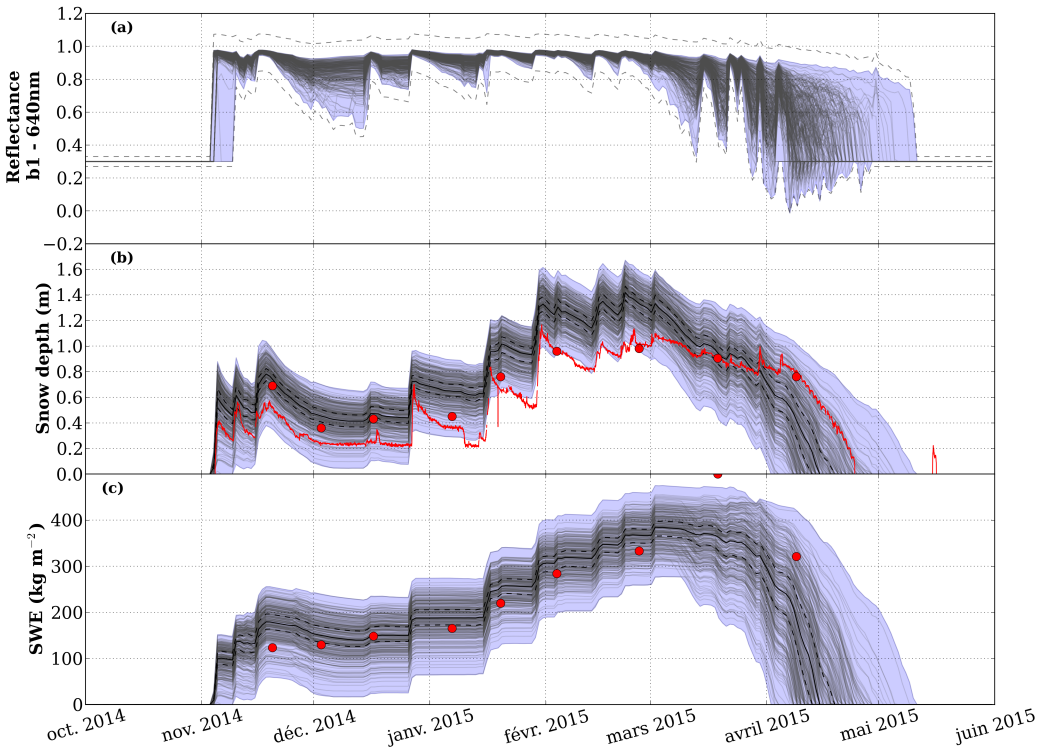

Figure 5.4: Résultat de la simulation d'ensemble avec 300 membres durant la saison 2014/2015 au Col du Lautaret pour les ensembles de (a) réflectance à 640 nm (centre de la bande 1 de MODIS), (b) SD, et (c) SWE. Au sein des enveloppes bleues, démarquant les valeurs maxima et minima de l'ensemble, les 300 membres sont représentés par des lignes grises. La densification des membres dans l'enveloppe apparaît de couleur noire. La courbe rouge sur le graphique (b) indique les mesures automatiques de hauteur de neige (SD_{auto}). Les points rouges correspondent aux mesures issues de la campagne de terrain. On remarque que les mesures automatiques ne sont plus incluses dans l'enveloppe, témoignant de la valeur insuffisante de l'ensemble. Sur les graphiques (b) et (c), la ligne noire représente le quantile 50 % (médiane de l'ensemble) et les lignes en pointillés noirs les quantiles 33 % et 67 %.

Un nouvel ensemble a donc été simulé pour inclure tout au long de la saison les valeurs de SD mesurées au CdL. Pour augmenter la dispersion de l'ensemble, le coefficient multiplicatif utilisé pour générer les perturbations sur le taux de précipitations solides n'est plus borné à 0.5 et 1.5 comme c'était le cas précédemment pour éviter des valeurs extrêmes (section 4.1.3). La Figure 5.5 présente le résultat de ce nouvel ensemble incluant désormais toutes les mesures de SD du CdL pour la saison 2014/2015.

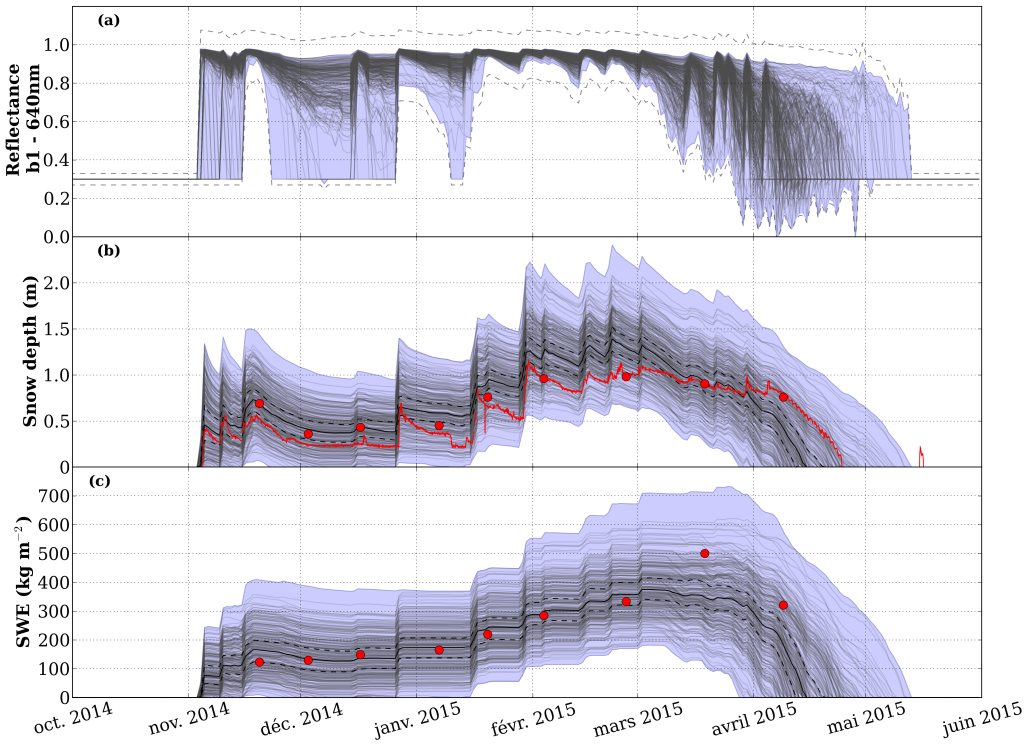

Figure 5.5: Graphique similaire à la Figure 5.4 où cette fois il s'agit du résultat de la simulation d'ensemble adaptée pour inclure les mesures de hauteur de neige acquises au site de mesure du CdL. La mesure de SWE du 19 mars montre une erreur probable de mesure.

5.1.5 Résultats

5.1.5.1 Assimilation des données MODImLAB$_{\text{Old}}$

Cette section discute les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales MODImLAB$_{\text{Old}}$ pour la saison 2014/2015 au Col du Lautaret. Une première expérience d'assimilation est réalisée en reproduisant pour la saison étudiée la même configuration que l'expérience de référence, détaillée dans la section 4.2.1 (Figure 4.5), assimilant des réflectances virtuelles imitant les données MODIS. Les observations assimilées correspondent aux réflectances des sept premières bandes MODIS estimées à partir de MODImLAB$_{\text{Old}}$. La distribution temporelle de leur assimilation est définie de la même manière selon les jours de ciel clair. Deux autres critères sont également appliqués pour s'assurer d'utiliser des observations les moins perturbées par les erreurs instrumentales et de mesures:

- l'angle de visée du capteur embarqué (par rapport à la verticale) doit être inférieur à 60°,
- la fraction neigeuse pixellaire doit être supérieure à 80%

Le masque de nuage, la carte de fraction neigeuse et l'information des angles de mesures sont toutes des données accessibles à une résolution spatiale de 250 m issues des sorties MODImLAB.

Les réflectances triées selon ces critères doivent ensuite subir une dernière étape avant de pouvoir être assimilées. Une méthode de sélection contrôle si toutes les réflectances spectrales sont incluses dans une gamme de valeurs comprises entre plus (moins) 10% de la valeur maximale (minimale) de réflectance de l'ensemble assimilé SAFRAN/Crocus. Cette méthode

est dénommée "NS" (No Screening). Pour les besoins de l'étude, des variantes de cette méthode de sélection sont appliquées pour les expériences ultérieures. Les détails sur ces variations sont fournis dans la suite du document. Dans cette expérience, l'observation MODIS est assimilée si, et seulement si, les réflectances des 7 bandes spectrales vérifient les conditions précédemment exposées.

Les configurations choisies pour cette expérience (et les suivantes) sont exposées dans le Tableau 5.2:

Expériences	Observations assimilées	Nb de bandes	Matrice d'erreurs R	SCF	Angle de visée	Méthode de sélection
Figure 4.5	MODIS Virtuelle	7	Wright et al. (2014)	/	/	NS
Figure 5.6	$\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$	7	Wright et al. (2014)	>80%	<60°	NS
Figure 5.8	$\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$	7	Wright et al. (2014)	>80%	<60°	SV3
Figure 5.10	$\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$	7	Wright et al. (2014) x 5	>80%	<60°	SV1
Figure 5.11	$\text{MODImLAB}_{\text{New}}$	7	Wright et al. (2014) x 5	>80%	<60°	SV1
Figure 5.12	SolAlb	5	AutoSolex CdP	/	/	NS

Tableau 5.2: Configurations des différentes expériences d'assimilation au CdL (en un point). SCF signifie la fraction neigeuse pixellaire.

Le résultat de cette expérience est présenté dans la Figure 5.6 où les enveloppes grises correspondent à l'ensemble de 300 membres perturbés SAFRAN/Crocus sans assimilation (c'est-à-dire la simulation d'ensemble présentée dans la Figure 5.5, section 5.1.4) et les enveloppes bleues représentent le résultat de l'assimilation sur ces ensembles. Sur les graphiques (a) et (b), les losanges rouges indiquent les réflectances assimilées à 640 et 1240 nm (centre des bandes 1 et 5 MODIS) et sur le graphique (c), la courbe rouge représente les mesures SD_{auto} (non assimilées). Les points rouges sur les graphiques (c) et (d) indiquent les mesures issues de la campagne de terrain en termes de SD et SWE, respectivement (non assimilées).

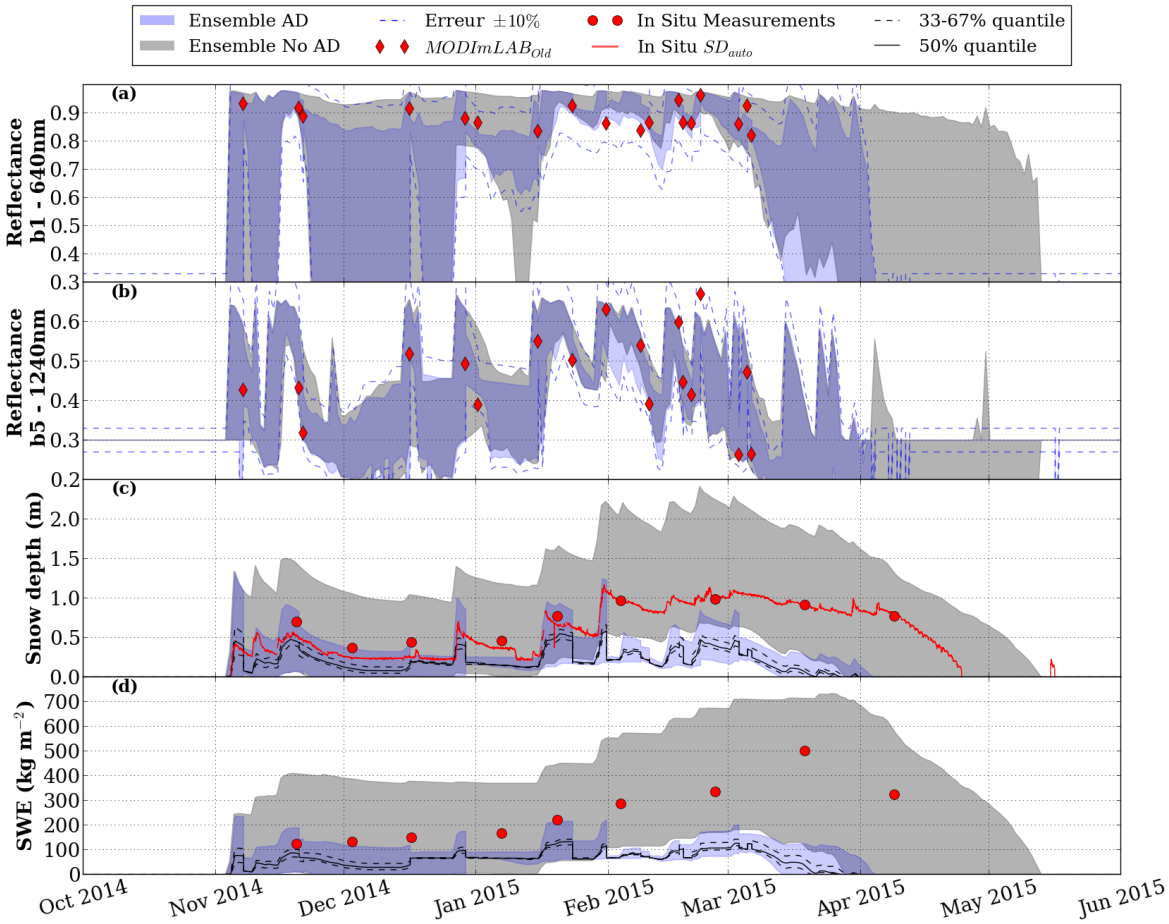

Figure 5.6: Évolution temporelle des ensembles au cours de la saison 2014/2015 pour (a) les réflectances à 640 nm et 1240 nm (première et cinquième bandes MODIS, respectivement), (c) SD et (d) SWE. L'ensemble assimilant les réflectances $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ est représenté par les enveloppes bleues et, celles en gris, correspondent à l'ensemble sans assimilation (rapportées de la Figure 5.5). Sur le graphique (a) et (b), les losanges rouges montrent les observations assimilées. Sur les graphiques (c) et (d), la ligne noire représente le quantile 50 % (médiane de l'ensemble) et les lignes en pointillés noirs les quantiles 33 % et 67 %. La courbe rouge sur le graphique (c) indique les mesures automatiques SD_{auto} (non assimilées) tandis que les points rouges (graphique c et d) représentent les mesures obtenues au cours des 9 sorties terrain (non assimilées).

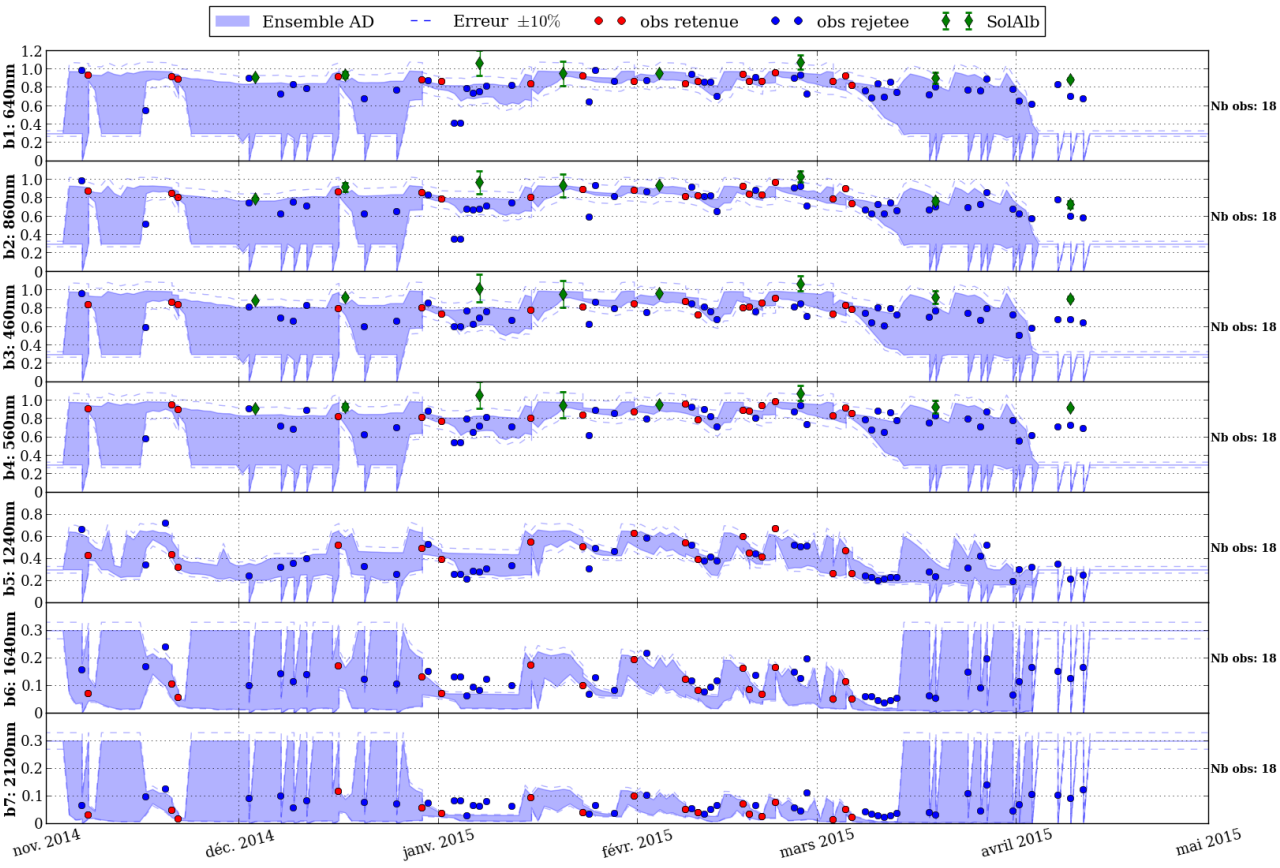

Figure 5.7: Réflectances spectrales issues de $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ pour les 7 premières bandes MODIS du pixel du CdL pour la saison 2014/2015. En bleu, toutes les réflectances mesurées pour les jours de ciel clair et respectant une fraction neigeuse pixellaire > à 80% et un angle de visée du capteur < à 60°. En rouge, les réflectances retenues par la méthode de sélection NS se superposent aux bleues. Le nombre de réflectances retenues pour chacune des bandes est indiqué à droite du graphique considéré. L'enveloppe bleue correspond à l'ensemble après assimilation des réflectances (les points rouges) et les courbes en pointillés bleus représentent la gamme d'erreur ±10% des valeurs maximales et minimales des réflectances Crocus.

Dès la première analyse, la dispersion des ensembles SD et SWE (enveloppes bleues graphiques c et d, respectivement) est fortement diminuée. Cependant, ces deux ensembles présentent des valeurs trop faibles en comparaison des observations *in situ* (courbe rouge et points rouges). Les assimilations suivantes ne permettent pas de rattraper cette situation, et à l'inverse, à partir de janvier ces deux ensembles s'éloignent plus encore des mesures et se retrouvent en dehors de l'ensemble sans assimilation (enveloppes grises). Avec une observation hors de l'ensemble (c'est le cas par exemple fin février), le FP ne va sélectionner que quelques particules. En conséquence, le filtre peut diverger rapidement, c'est un problème connu du FP. La fonte totale du manteau neigeux se produit entre mi-mars et début avril, bien avant celle observée par les mesures SD_{auto} (le 24 avril).

Dans cette expérience, les réflectances MODIS sont assimilées pour seulement 18 dates de la saison. A chaque date, il faut que les réflectances des sept bandes MODIS correspondent aux critères de sélection précédemment exposés (méthode de sélection NS). Toutefois, l'amplitude des variations des valeurs de réflectance n'est pas la même pour toutes les bandes spectrales. Les valeurs et la gamme des variations des réflectances dans les bandes visibles sont supérieures à celles dans les bandes infrarouges. L'enveloppe d'erreurs ±10% est donc également plus étroite pour les bandes infrarouges. De ce fait, les réflectances MODIS dans ces longueurs d'onde ont plus de chance de ne pas être comprises dans l'enveloppe d'erreurs ±10% (suite à des incertitudes de mesures MODIS et de simulation Crocus) ayant comme conséquence le rejet de la série complète de réflectances pour l'assimilation (Figure 5.7). Ce phénomène ne

pouvait pas se produire dans les expériences jumelles (chapitre 4) puisque les observations étaient issues d'un membre de l'ensemble.

Les différentes variantes de la méthode de sélection des réflectances spectrales à assimiler sont ainsi testées pour juger de l'impact du choix des observations sur les performances du filtre. Ces méthodes sont décrites ici :

- SV1 (Screening Version 1) : Les bandes sont dans un premier temps triées selon leur niveau de confiance (b1 - b2 - b5 - b4 - b6 - b3 - b7). On estime que les réflectances de la bande 1 (b1) ont plus de chance d'être précises (et ainsi être comprises dans la gamme d'erreur ±10%) que la bande 2 (b2), etc. Lorsqu'une observation MODIS est disponible, une procédure itérative (bande par bande) contrôle la valeur de la réflectance pour décider de son utilisation ou non. Si la réflectance MODIS de la première bande (b1) est comprise au sein de l'enveloppe erreur ±10% des réflectances de la bande Crocus associée, on sélectionne cette réflectance. Ce processus est ensuite réalisé dans l'ordre pour chacune des sept bandes. Si pour une bande regardée, la réflectance n'est pas retenue, le processus est stoppé et seules les réflectances des bandes précédemment analysées sont assimilées.

- SV2 : Les bandes sont réparties dans deux classes de façon à distinguer les bandes visibles et infrarouges. Ces classes sont respectivement (b1 - b4 - b3) et (b2 - b5 - b6 - b7). Le processus expliqué dans la méthode SV1 est ensuite effectué dans chacune de ces classes séparément. Les bandes retenues dans chaque classe sont ensuite assimilées conjointement.

- SV3 : Similaire à SV2 mais les classes des bandes sont rangées selon (b1 - b2 - b4 - b3) et (b5 - b6 - b7). La bande 2 fait désormais partie de la classe des bandes visibles. Le choix de ces nouvelles classes repose sur le fait que la deuxième bande MODIS (840 - 876 nm) se situe à la frontière du domaine domaine visible (400 - 800 nm).

- SV4 : Quelle que soit la bande spectrale, si la réflectance est comprise dans la gamme erreur ±10% des réflectances de la bande Crocus associée, cette réflectance est sélectionnée et assimilée avec toutes celles retenues.

Sélection des observations: meilleur résultat

En reproduisant l'expérience d'assimilation précédente mais en appliquant ces différentes méthodes de sélection des réflectances spectrales MODIS, quelques améliorations des performances ont pu être observées. Le meilleur accord avec les mesures *in situ* est issu de la méthode de sélection SV3. La Figure 5.8 montre les résultats de l'expérience d'assimilation utilisant cette méthode et la Figure 5.9 illustre la sélection des réflectances selon SV3.

Comparé à l'expérience d'assimilation précédente (Figure 5.6, méthode de sélection NS), on remarque un nombre nettement supérieur d'observations assimilées et une diminution marquée de la dispersion de l'ensemble en termes de réflectances (Figure 5.8 graphiques a et b). Le résultat sur les ensembles SD et SWE est également significatif. Ces deux ensembles, marqués d'une importante réduction de leur dispersion tout au long de la saison, se rapprochent des mesures *in situ*. Cependant, l'effet de l'assimilation semble agir un peu trop fort puisque la très faible dispersion de ces ensembles ne permet pas toujours d'inclure ces mesures au sein de leur enveloppe. Pour finir, on constate que début mars, l'ensemble Crocus débute la fonte du manteau neigeux (l'enveloppe SWE diminue, graphique d) alors que l'observation SWE *in situ* en date du 17 mars laisse suggérer l'inverse. On observe également ce phénomène en termes de SD. L'inégalité dans la représentation spatiale entre les mesures MODIS et les mesures *in situ* peut expliquer ces différences.

L'utilisation de toutes les méthodes de sélection des réflectances montre de meilleurs résultats comparé à l'assimilation NS. Ceci est très certainement dû au nombre supérieur d'observations permettant plus de contrôles par l'assimilation. Cette conclusion n'était pas

vraiment attendue après les expériences menées dans le chapitre 4 supposant qu'il n'était pas forcément nécessaire d'avoir beaucoup d'observations pour garantir une assimilation performante. Néanmoins, hormis l'assimilation SV3, les ensembles SD et SWE sont fortement sous-estimés.

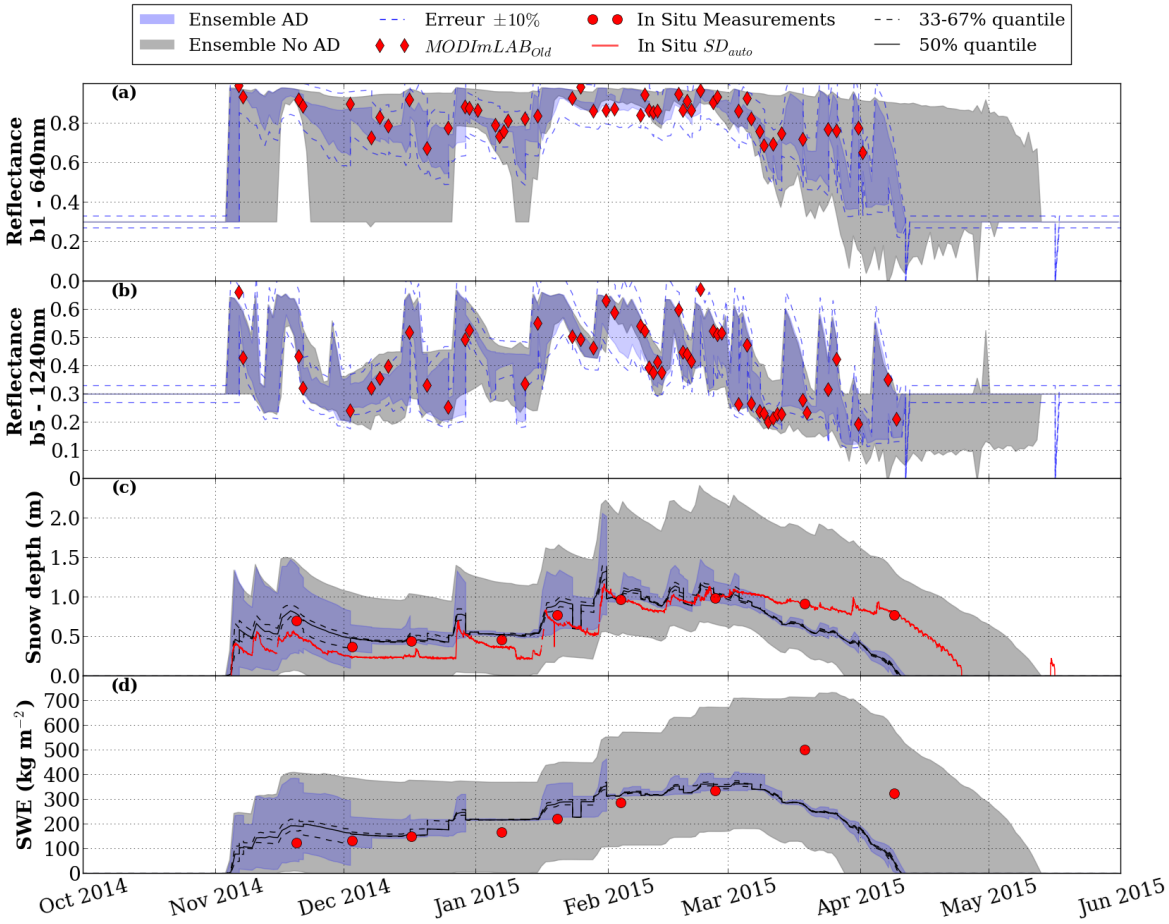

Figure 5.8: Graphique similaire à la Figure 5.6, où cette fois sont représentés les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ en utilisant la méthode de sélection SV3.

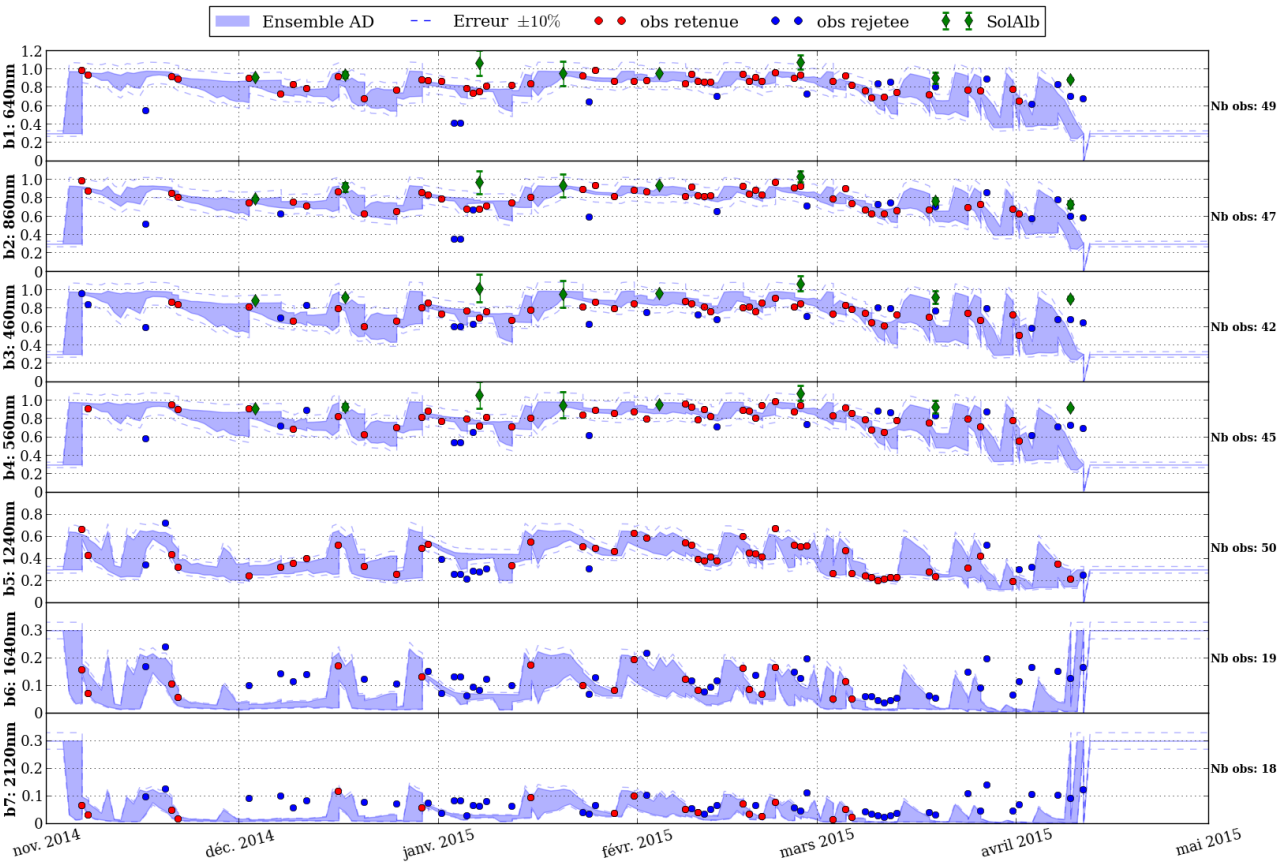

Figure 5.9: Graphique similaire à la Figure 5.7, où cette fois les points rouges représentent les réflectances $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ retenues par la méthode de sélection SV3.

Sélection des observations et matrice de covariance: meilleur résultat

Compte tenu de la très forte diminution de la dispersion des ensembles SD et SWE, une nouvelle série d'expériences est réalisée en modifiant la matrice de covariances des erreurs d'observation (R, multipliée d'un facteur 5). Le reste des configurations demeure inchangé et les différentes méthodes de sélection des réflectances sont appliquées (Tableau 5.2). Ces tests révèlent des conclusions similaires à celles décrites jusqu'à présent. En raison d'un nombre insuffisant et d'une mauvaise répartition temporelle des observations, le résultat de l'assimilation NS n'indique pas de bon accord avec les mesures *in situ*. Les ensembles SD et SWE se caractérisent par des valeurs trop faibles sur la saison entière. Les autres expériences utilisant les méthodes de sélection des réflectances spectrales améliorent les estimations du manteau neigeux mais uniquement en début de saison (jusque février).

Cette fois-ci, c'est l'assimilation SV1 qui présente les meilleurs accords avec les observations *in situ* (Figure 5.10). Sur la période d'accumulation du manteau neigeux (de novembre à mars), l'assimilation des réflectances induit une diminution de la dispersion des ensembles SD et SWE, lesquels incluent désormais les mesures *in situ*. Ce bon comportement s'arrête une fois encore début mars. De mars à mai, l'ensemble SD témoigne d'une diminution progressive et marquée de sa dispersion ainsi qu'une vitesse de tassement plus élevée que celle enregistrée par les mesures SD_{auto}. Rapidement tous les membres de l'ensemble montrent de fortes réductions de leur hauteur de neige. Les mesures *in situ* ne sont dès lors plus contenues dans l'ensemble SD. La représentativité spatiale de ces mesures est à prendre en compte dans ces comparaisons. La fin de saison se caractérise par un ensemble très faiblement dispersé (seulement quelques jours séparent le premier du dernier membre de fonte totale du manteau neigeux) qui révèle une période de fonte totale du couvert nival bien plus en avance que ne le témoignent les mesures SD_{auto}. Ce comportement est probablement expliqué par l'effet combiné de l'absence de précipitations solides en fin de saison (ne dispersant plus les ensembles SD et SWE) et

par l'impact de l'assimilation se renforçant en raison d'une augmentation de la concentration des impuretés en surface. Il est néanmoins intéressant de constater qu'en termes de SWE, l'assimilation a su maintenir le manteau neigeux jusque fin mars avant d'observer le début de fonte.

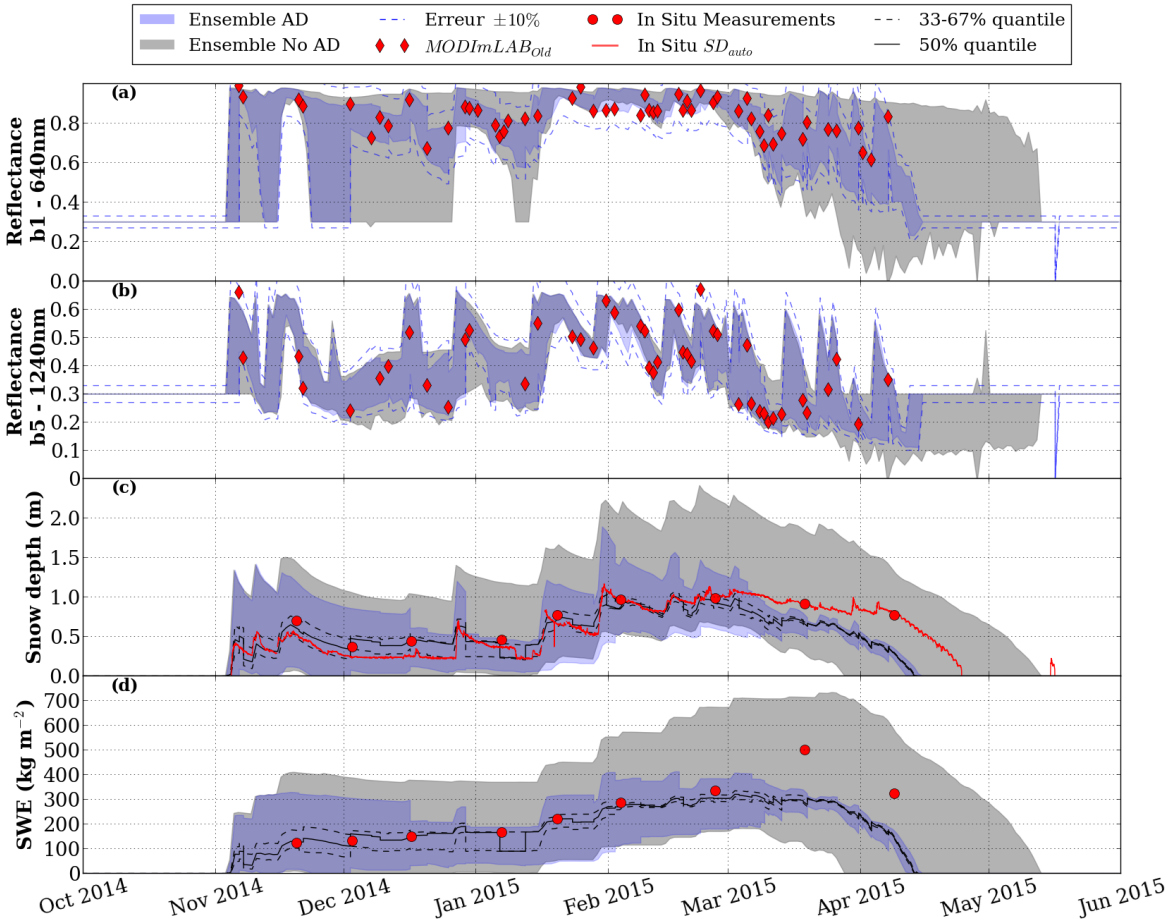

Figure 5.10: Graphique similaire à la Figure 5.6, où cette fois sont représentés les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ en utilisant la méthode de sélection SV1. La matrice de covariances des erreurs d'observation est multipliée d'un facteur 5 pour limiter l'impact de l'assimilation sur la dispersion des ensembles SD et SWE.

5.1.5.2 Assimilation des données $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$

L'assimilation des réflectances optiques issues de $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ est discutée dans cette partie et le résultat de cette expérience est présenté dans la Figure 5.11. Le cadre et les configurations du système d'assimilation (Tableau 5.2) respectent strictement ceux présentés et utilisés dans l'expérience d'assimilation précédente (Figure 5.10), seul le traitement des données brutes MODIS est différent. De la même manière que pour l'assimilation des données $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$, les différentes méthodes de sélection des réflectances spectrales sont appliquées ici. Les meilleures performances sont obtenues en utilisant la méthode de sélection SV1. La comparaison des jeux de données issus de $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ et $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ (section 5.1.3), démontrait les plus faibles valeurs des réflectances en provenance de l'algorithme mis à jour. Sans surprise, l'assimilation de ces réflectances, quelle que soit la méthode de sélection considérée, tire l'ensemble de réflectances vers de faibles valeurs (bien visible sur le graphique a, Figure 5.11). Cette conséquence se répercute directement sur les ensembles SD et SWE qui sous-estiment fortement le manteau neigeux.

Les résultats de cette expérience confirment le biais dans le jeu de données issu de $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ et son fort impact sur les estimations de SD et SWE. Dans les bandes

visibles, les observations éliminées sont presque toutes dues à leurs valeurs trop faibles. Il est probable que la correction atmosphérique des données MODIS explique ces erreurs. Il est hélas encore trop tôt pour comprendre correctement l'origine des faibles valeurs de ces réflectances pourtant produites par une version récente de MODImLAB. Pour examiner la légitimité de cette hypothèse et s'assurer de la fiabilité du système d'assimilation, une dernière expérience assimilant les données ponctuelles SolAlb est réalisée dans la section suivante.

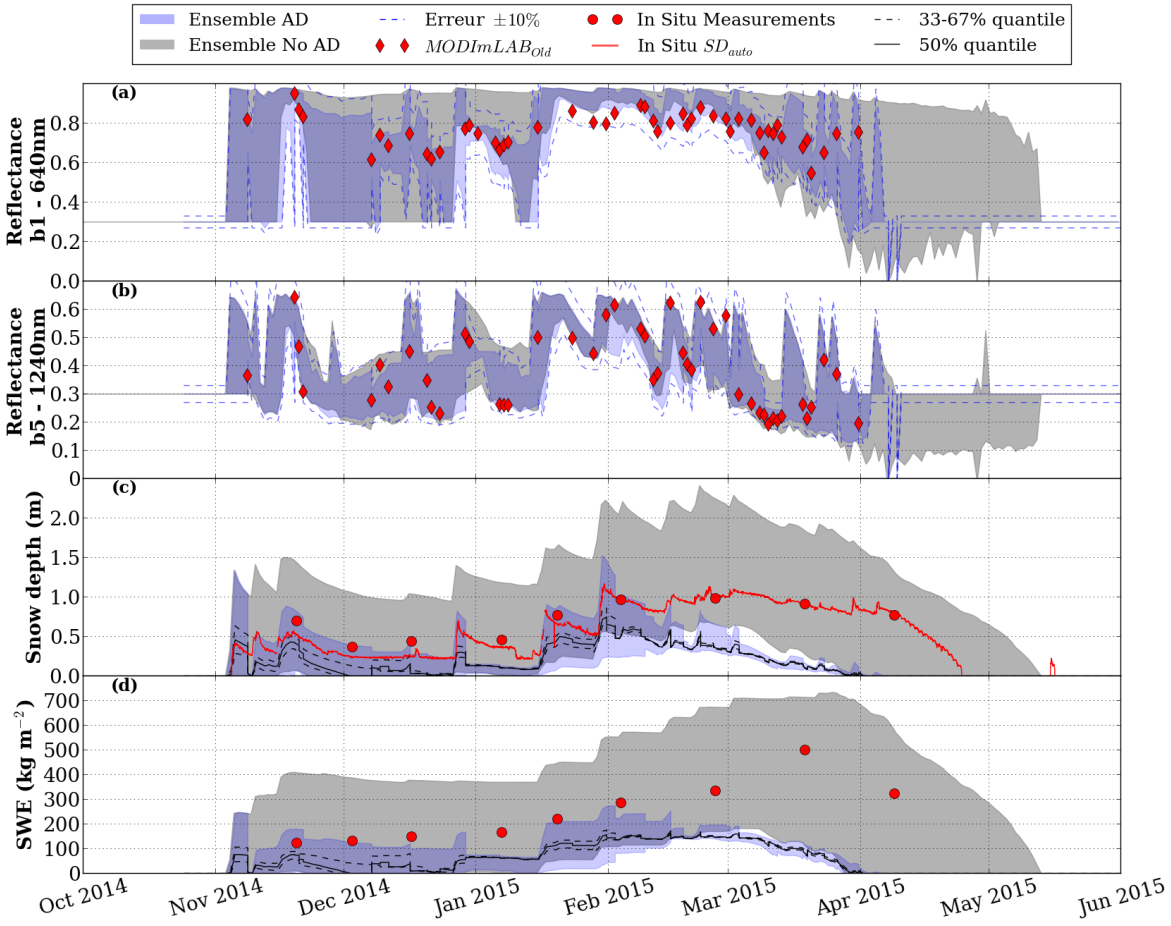

Figure 5.11: Graphique similaire à la Figure 5.6, où cette fois sont représentés les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales MODImLAB$_{\text{New}}$ en utilisant la méthode de sélection SV1. La matrice de covariances des erreurs d'observation est multipliée d'un facteur 5.

5.1.5.3 Assimilation des données SolAlb

L'utilisation des données SolAlb garantit que le contenu en informations des réflectances correspond exactement à l'état de surface du manteau neigeux au site de mesures. Le cadre d'assimilation est inchangé (Tableau 5.2) mais le nombre de réflectances spectrales pour une observation est imposé par les caractéristiques de l'instrument. SolAlb ne délivre que les réflectances des quatre premières bandes MODIS, c'est-à-dire seulement dans le domaine visible[3]. Pour incorporer une information issue des longueurs d'onde infrarouge (donc sensible à la SSA de la neige), une cinquième bande est rajoutée à 1000 nm de longueurs d'onde (gamme de longueurs d'onde SolAlb: 300 - 1100 nm). Les erreurs d'observations pour ces cinq bandes ont été estimées à partir de mesures de réflectances issues d'un instrument similaire installé au CdP (détaillé dans la section suivante). Sur les 9 dates de la campagne de mesures au CdL, seulement 6 dates (3/12, 17/12, 20/01, 4/01, 19/03 et 9/04) ont permis l'obtention de

[3]la deuxième bande MODIS (840 - 876 nm) se situe à l'intermédiaire entre le domaine visible (400 - 800 nm) et l'infrarouge (1000 - 2000 nm). Les réflectances à ces longueurs d'onde sont donc sensibles à la fois au contenu en impuretés et aux variations de SSA.

données de réflectances de bonne qualité. Des erreurs instrumentales ou de mesures nous ont contraints à rejeter 3 observations. Le résultat de l'assimilation de ce jeu de 6 observations de 5 réflectances spectrales est présenté dans la Figure 5.12.

Les observations assimilées, indiquées par les losanges rouges dans les graphiques (a) et (b), réduisent efficacement la dispersion des ensembles de réflectances tout au long de la saison. Leurs effets sont directement visibles sur les ensembles SD et SWE, graphiques (c) et (d) respectivement. De novembre à mi-mars, la dispersion de ces deux ensembles est correctement réduite (ΔSWE≈150 kg m^{-2}) et leur évolution temporelle inclut en grande partie les observations *in situ*. De façon similaire aux expériences précédentes, en fin de saison, l'ensemble Crocus sous-estime les variables SD et SWE. L'assimilation en date du 20 mars induit une diminution importante de tous les ensembles (ΔSWE≈100 kg m^{-2}) et la suivante, le 9 avril, fait quasiment disparaître la dispersion des ensembles SD et SWE. Entre ces deux dates, les mesures automatiques indiquent deux événements de dépôts de neige que Crocus semble très peu représenter. Ces dépôts de neige peuvent provenir du transport de neige par le vent ou de précipitations. Dans les deux cas, cela démontre les faiblesses de notre méthode : Crocus ne simule pas le transport de neige et notre méthode de perturbations stochastiques nécessite une meilleure estimation des précipitations. Ces lacunes peuvent expliquer la difficulté du système en fin de saison.

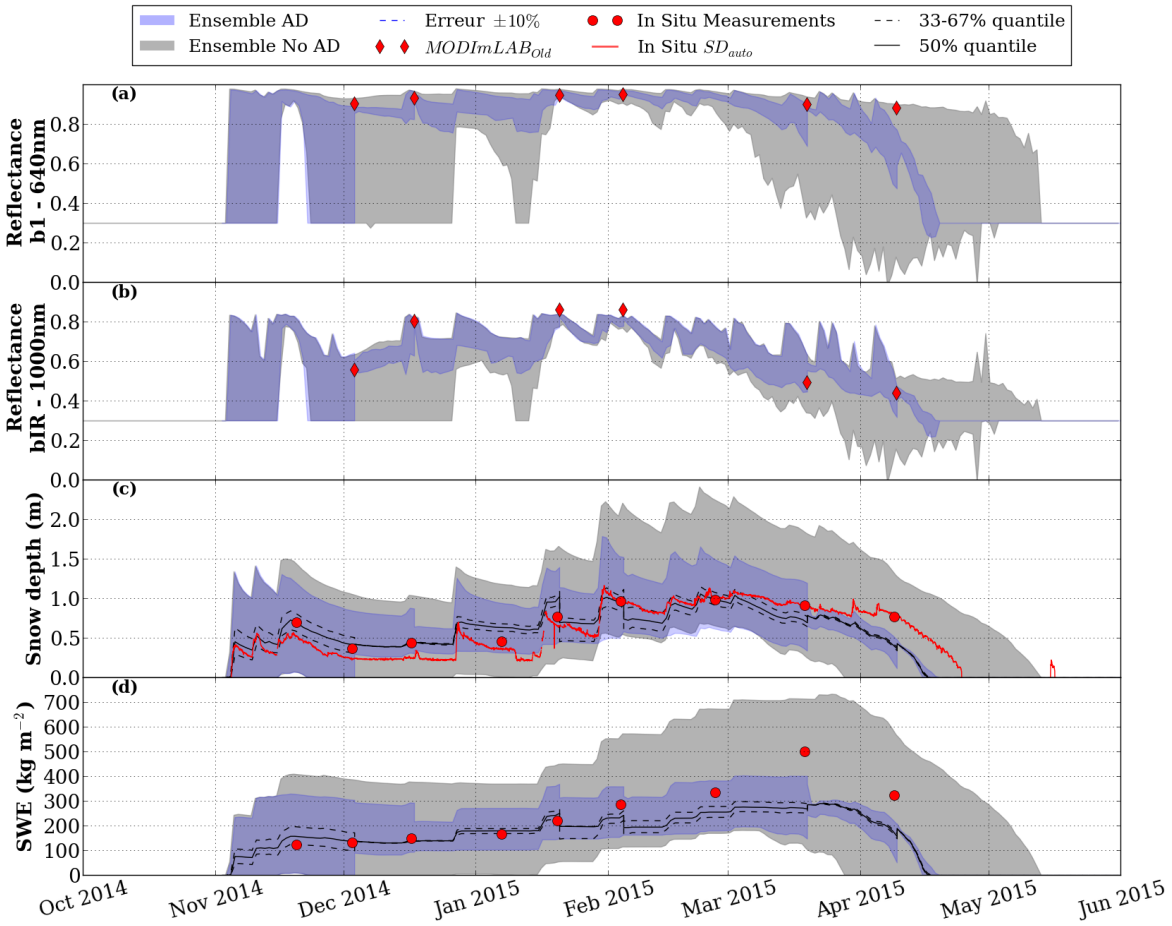

Figure 5.12: Graphique similaire à la Figure 5.6, où cette fois sont représentés les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales SolAlb. Contrairement à la Figure 5.6, le graphique (b) représente l'ensemble des réflectances à 1000 nm au lieu de 1240 nm.

5.1.5.4 Résumé

Des résultats mitigés résultent des différentes expériences assimilant les vraies réflectances MODIS. Par comparaison aux expériences jumelles présentées dans le chapitre 4, l'application

du même cadre d'assimilation mais en utilisant les réflectances spectrales issues de l'algorithme de traitement MODImLAB ne permet pas d'obtenir des scores similaires. En revanche, ces expériences mettent en avant des éléments-clés sur le fonctionnement du système d'assimilation.

Pour toutes les expériences réalisées avec les données MODIS, le système d'assimilation sous-estime le manteau neigeux en fin de saison. En première hypothèse, la différence de représentativité spatiale des observations MODIS et *in situ* était une possibilité pour expliquer ces écarts. Cependant, l'assimilation de réflectances *in situ* ponctuelles conduit également à un biais négatif (bien que plus faible) entre les observations et le modèle. Notre méthode de perturbations stochastiques des impuretés et des précipitations semble donc présenter quelques lacunes (possiblement trop d'impuretés en surface / sous-estimation des précipitations). Ce sont deux points qui mériteront d'être analysés davantage par la suite.

Les incertitudes dans les données MODIS sont décisives dans l'efficacité du filtre. Le traitement atmosphérique de ces données semble alors être responsable de ces erreurs. La cohérence spectrale entre les réflectances des 7 bandes mesurées par MODIS n'est également pas toujours assurée. Cela se traduit notamment par une inégalité entre les réflectances visibles et infrarouges qui réduit le nombre d'observations retenues pour l'assimilation. Des tests simples ont montré que cet obstacle doit pouvoir être résolu par une sélection des observations selon des critères contraignants.

Au final, l'assimilation des réflectances optiques *in situ* et satellitaires montre certaines améliorations dans les simulations de Crocus et notamment en période d'accumulation du manteau neigeux. Des travaux supplémentaires sont nécessaires pour approfondir notre connaissance sur les faiblesses du système d'assimilation.

5.2 DONNÉES *IN SITU* AUTOSOLEXS : COL DE PORTE

Les travaux menés au sein de cette dernière section découlent des conclusions obtenues par l'emploi du système d'assimilation au CdL en conditions réelles (section 5.1). L'assimilation des données MODIS n'a permis que de légères améliorations et ce, principalement en début de saison. L'explication de ces faibles performances semble être attribuable à la qualité des données assimilées. Le traitement MODImLAB a montré des faiblesses évidentes et les difficultés rencontrées dans la représentativité spatiale de l'information pixellaire sont également à considérer. L'assimilation des réflectances spectrales *in situ* issues de l'instrument SolAlb a en effet montré de meilleurs résultats malgré une série de données très succincte (6 observations). Un instrument similaire à SolAlb mais mesurant automatiquement ces données *in situ* a été installé au cours de la saison 2013/2014 au CdP. L'obtention de ces données nous permet ainsi la réalisation de nouveaux tests du système d'assimilation en profitant des nombreux avantages dont dispose ce site d'étude. Les résultats de ces tests vont permettre d'évaluer la capacité du système d'assimilation mais ne permettront aucune comparaison avec des données satellitaires. La très grande quantité d'instruments présents, les forêts et massifs aux alentours et l'inclinaison du site sont tous des facteurs de perturbations potentielles du signal télédétecté.

Ces nouvelles expériences reposent sur un cadre d'assimilation adoptant les mêmes configurations que pour les essais menés au CdL mais appliquées au CdP pour la saison 2013/2014 : utilisation d'un filtre particulaire combinant un ensemble SAFRAN/Crocus de 300 membres avec des observations de réflectances spectrales optiques. Ces observations issues de l'instrument Autosolexs sont introduites dans la première section (5.2.1). La simulation d'ensemble est présentée dans la section 5.2.2 et les résultats de l'application du système d'assimilation et de diverses expériences de sensibilité sont décrits dans la section 5.2.3.

5.2.1 Jeux de données du CdP

5.2.1.1 Le spectroradiomètre Autosolexs

Le spectroradiomètre Autosolexs (décrit dans Picard et al. (2016) pour des mesures automatiques de réflectances spectrales en Antarctique) a été installé au Col de Porte de janvier à mai 2014. A la différence de celui décrit dans Picard et al. (2016), l'instrument du CdP ne possède qu'une seule tête de mesure, mesurant le flux incident et réfléchi toutes les 12 minutes (Figure 5.13).

Figure 5.13: Photo de l'instrument Autosolexs installé au CdP. La tête de mesure est indiquée à l'aide du rectangle orange.

La section 5.1.2 décrit l'instrument SolAlb utilisé pour la campagne de mesures au CdL ainsi que les corrections appliquées sur ses données. SolAlb étant une version dérivée d'Autosolexs, ces deux instruments partagent des caractéristiques similaires telles que la gamme de longueurs d'onde 300-1100 nm et une résolution spectrale de 3 nm. Seules les 4 premières bandes MODIS (longueurs d'onde du centre des bandes: 640, 860, 460, 560 nm) sont comprises dans cette gamme spectrale dont les variations des réflectances sont influencées par le contenu en impuretés (exceptée la bande 2 qui est à cheval entre le visible et l'infrarouge). Une mesure à 1000 nm complète ces mesures spectrales pour acquérir une information plus sensible aux variations de SSA de la neige. Le traitement des mesures Autosolexs est également réalisé à l'aide du même logiciel "Spectro".

La qualité des mesures de réflectances dépend sensiblement des configurations géométriques de la mesure qui interfèrent sur les caractéristiques angulaires du rayonnement (section 2.1.3). Les effets de l'angle solaire zénithal sont corrigés par le post-traitement des données. En revanche, ces corrections considèrent une surface plane. La pente d'une surface modifie l'angle solaire zénithal et ainsi les valeurs de réflectances mesurées. Depuis peu, une méthode d'analyse permet de prendre en compte l'effet de la pente sous la surface (Dumont et al., 2016).

Les données mesurées et corrigées de l'instrument Autosolexs sont disponibles de février à mai 2014 au CdP. L'assimilation de ces données issues sera alors être réalisée uniquement pour cette période de 3 mois. La formation du manteau neigeux ne pourra donc pas être étudiée, en revanche sa fonte sera entièrement quantifiée par les observations nivologiques du CdP et caractérisée en réflectances par les mesures Autosolexs.

5.2.1.2 Observations SD et SWE

Pour une même variable, plusieurs types de mesures sont bien souvent réalisées au CdP. Les conventionnelles observations de SD et SWE sont ainsi acquises automatiquement à l'aide d'instruments spécialisés (SD: laser et ultrason[4]; SWE: NRC[5]) mais également manuelle-

[4]Les mesures de SD d'un capteur SR50A de chez Campbell Scientific sont utilisées dans cette étude (https://www.campbellsci.ca/sr50a).

[5]Nivomètres à Rayonnement Cosmique (Paquet and Laval, 2006; Gottardi et al., 2013).

ment pour permettre, entre autres, une vérification hebdomadaire fiable. Une zone spécifique est attribuée à chaque mesure, cela garantit l'authenticité de leur valeur mais complique la comparaison des résultats. En plus de la forte variabilité spatiale du manteau neigeux, le terrain du Col de Porte n'est pas homogène et bien évidemment impacte la distribution de l'enneigement. D'autres facteurs sont également responsables de ces variations (e.g. la forêt, le vent, les instruments, l'activité humaine).

La localisation des mesures de SD et SWE ainsi que l'emplacement de l'instrument Autosolexs sont représentés sur la Figure 5.14. Les mesures de SD et SWE *in situ* qui sont effectuées exactement au même endroit garantissent une cohérence entre elles. Ce sont ces mesures qui sont les plus proches de l'instrument Autosolexs et à ce titre, elles sont les plus représentatives de l'état du manteau neigeux observé par le radiomètre. En revanche, les mesures automatiques de SD et SWE ne sont pas effectuées sur la même zone. En comparant les mesures de SWE *in situ* et les mesures automatiques, un écart type de 37 kg m^{-2} est calculé pour la saison étudiée. La comparaison avec les données SD *in situ* et SD_{auto} indique un écart type de 8.2 cm[6].

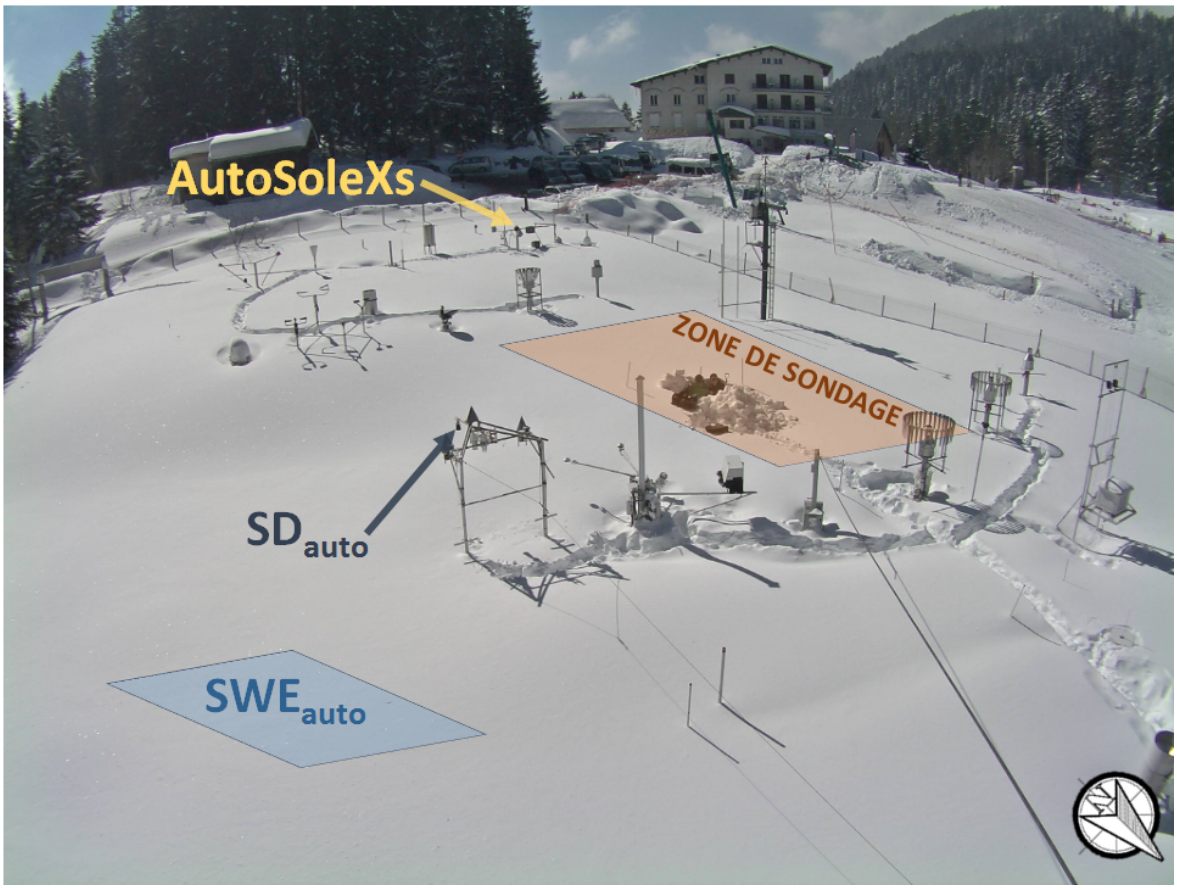

Figure 5.14: Photo du site expérimental du Col de Porte (1325 m, Massif de Chartreuse, France). Toutes les mesures sont réalisées dans un rayon de quelques dizaines de mètres comprenant les mesures de réflectances spectrales (Autosolexs), les mesures *in situ* de la stratigraphie, des SD et SWE dans la zone de sondage, les mesures de SD_{auto} (SR50A) et les mesures de SWE_{auto} (NRC). Le capteur NRC étant installé dans le sol sous le manteau neigeux, son emplacement est indiqué par le carré bleu. L'espacement entre les mesures SD/SWE et les observations Autosolexs est bien visible sur cette photo.

La Figure 5.15 montre l'évolution des variables SD et SWE mesurées par les instruments

[6]En estimant une densité moyenne de 300 kg m^{-3} sur la saison, cela équivaut en termes de SWE à un écart type de 26 kg m^{-2}. Les mesures SD_{auto} sont donc plus en accord avec les mesures manuelles que les mesures de SWE_{auto}.

automatiques (courbe et points violets) ainsi que par un observateur de Météo France chaque semaine (points rouges). Dans la suite, on dénommera ces mesures comme les mesures *automatiques* (toutes les données de couleur violette) et *in situ* pour celles acquises par l'observateur (de couleur rouge). On remarque pour les variables SD et SWE quelques écarts entre les données *in situ* et automatiques. La répartition spatiale de ces mesures explique en grande partie ces différences. Étant donné l'intermittence des mesures in situ (1 observation / semaine), toutes les mesures du CdP sont utilisées pour analyser les résultats de l'assimilation. Il convient cependant de garder à l'esprit les écarts entre ces différents jeux de données.

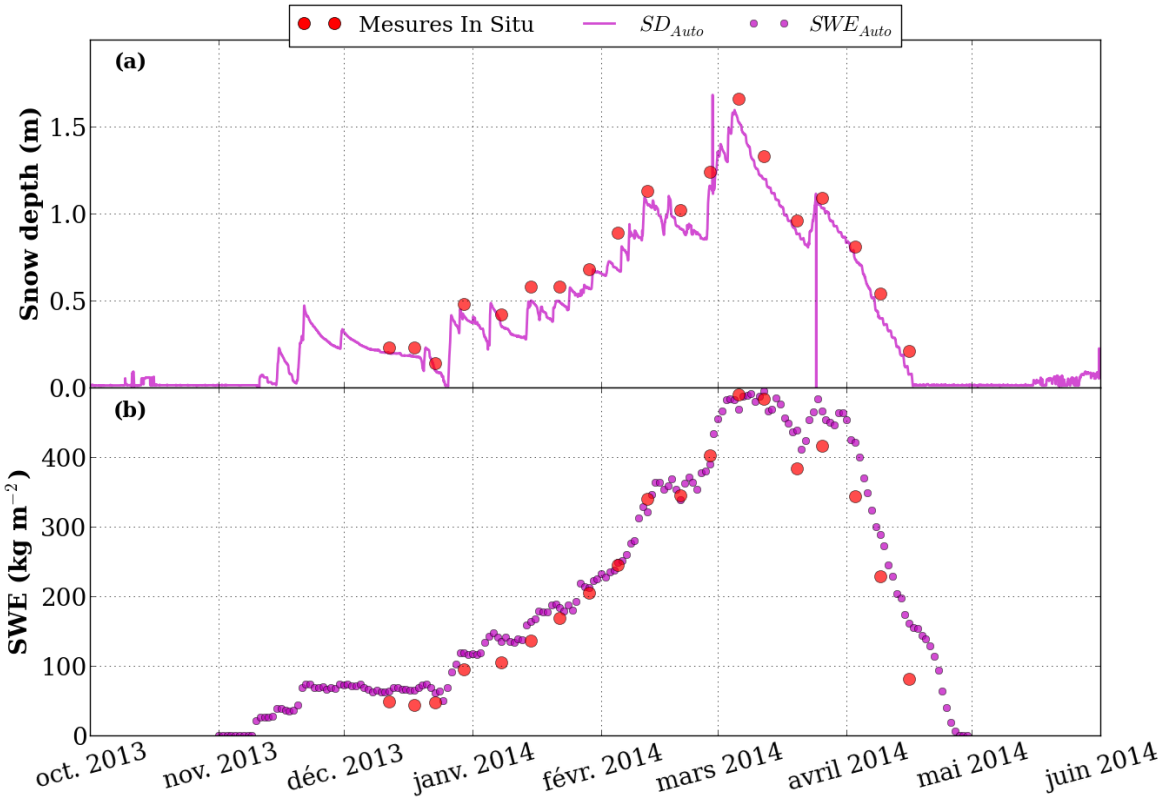

Figure 5.15: Évolution temporelle des SD et SWE mesurées au CdP entre octobre 2013 et juin 2014. Les localisations de ces mesures sont représentées sur la Figure 5.14.

5.2.2 Simulation d'ensemble au CdP

L'ensemble de simulations Crocus pour le CdP est réalisé selon la même procédure que celle présentée dans la section 4.1.3. A partir d'un jeu de forçages météorologiques issu de la réanalyse SAFRAN (pour la saison 2013/2014 pour ce site expérimental), un ensemble de forçages perturbés est généré en s'appuyant sur l'utilisation d'un modèle AR(1) et les statistiques climatiques calculées au CdP entre 1993 et 2011. Contrairement aux études menées au CdL, aucun ajustement de la méthode de perturbations n'est donc nécessaire. Cet ensemble de conditions météorologiques est ensuite utilisé pour estimer l'ensemble des profils Crocus.

Le résultat de cet ensemble Crocus est présenté dans la Figure 5.16. Toutes les mesures automatiques et *in situ* de SD et SWE sont comprises dans l'enveloppe de l'ensemble Crocus. Ceci confirme qu'il n'est pas nécessaire de remanier la méthode de perturbations (contrairement aux ensembles générés pour le CdL). L'ensemble en termes de réflectances (Figure 5.16, graphique a) témoigne de périodes de fortes dispersions plus nombreuses qu'au CdL. La fréquence, la quantité mais également la phase des précipitations peuvent expliquer cette caractéristique. Au cours de cette saison, le manteau neigeux s'installe lentement jusque fin décembre (ΔSWE$<$100 kg m^{-2}). Quelques précipitations entraînent ensuite un épaississement important et on constate début janvier une dispersion de l'ensemble SWE de ΔSWE$\approx$200 kg

m^{-2}. De janvier à début mars, le manteau neigeux s'épaissit légèrement avant de connaître une première phase de fonte. Il en résulte une augmentation importante de la dispersion des ensembles (ΔSWE≈500 kg m^{-2}). Pour finir, un dernier événement précipitant dépose 30 cm de neige fraîche (selon les mesures de SD_{auto}, graphique b) avant de laisser fondre le couvert nival. La date de disparition du manteau neigeux est mesurée le 18 avril selon les mesures SD_{auto} et le 28 avril selon les mesures SWE_{auto}.

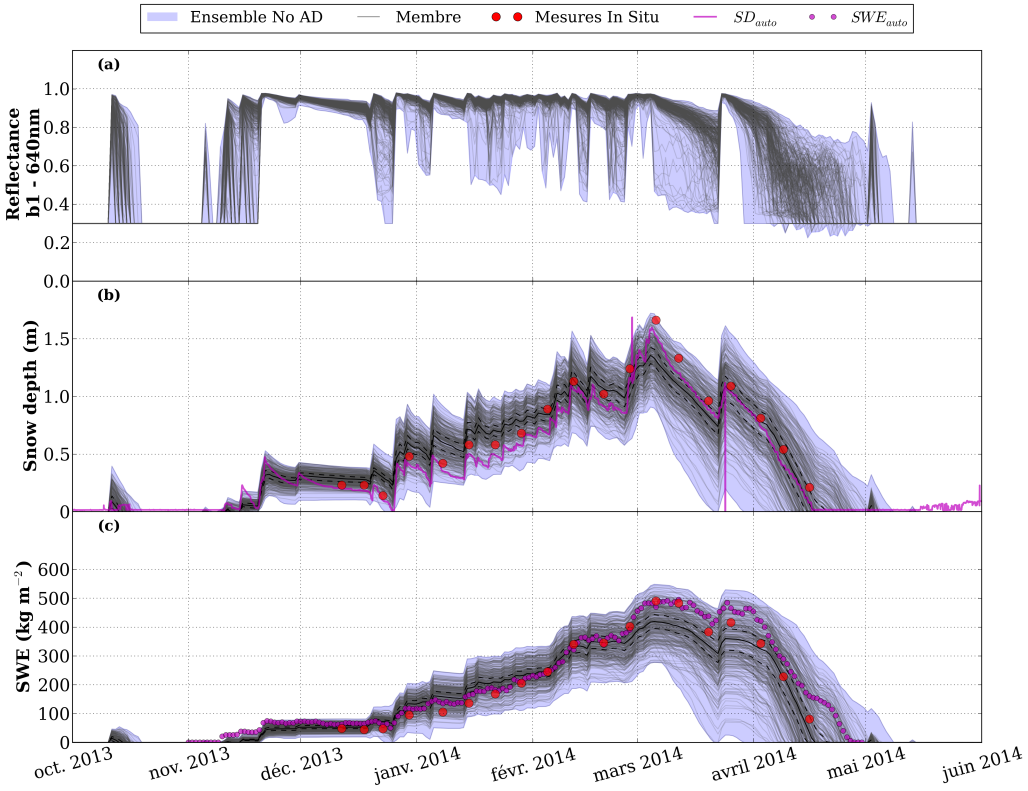

Figure 5.16: Résultat de la simulation d'ensemble avec 300 membres durant la saison 2013/2014 au Col de Porte pour les ensembles de, (a) réflectance à 640 nm (centre de la bande 1 de MODIS), (b) SD, et (c) SWE. Au sein des enveloppes bleues, démarquant les valeurs maxima et minima de l'ensemble, les 300 membres sont représentés par les lignes noires. La courbe violette sur le graphique (b) indique les mesures automatiques de hauteur de neige (SD_{auto}) et les points violets sur le graphique (c) représentent les valeurs des mesures automatiques de l'équivalent en eau (SWE_{auto}). Chaque semaine, un observateur de Météo France réalise un sondage du manteau neigeux. Les mesures de SD et SWE acquises lors de ces observations correspondent aux points rouges sur cette Figure.

5.2.3 Résultats

Les différents résultats des expériences d'assimilation au CdP sont discutés dans cette dernière section qui s'articule en 4 sous-sections selon :

- l'expérience de référence assimilant les réflectances spectrales Autosolexs,
- l'étude d'impact de la qualité des mesures assimilées,
- la sensibilité au nombre de bandes spectrales utilisées,
- et l'assimilation de données de natures différentes.

5.2.3.1 Assimilation des réflectances spectrales Autosolexs

L'assimilation des données Autosolexs discutée dans cette partie constitue notre expérience de référence au CdP. Ici, nous évaluons la précision des estimations de l'évolution du manteau neigeux par le système d'assimilation intégrant des mesures de réflectances précises et fidèles de ses états de surface. La limite principale de cette expérience vient de la disponibilité des réflectances spectrales uniquement de février à mai. Une conclusion des travaux réalisés en expériences jumelles (chapitre 4) indiquait l'importance d'assimiler des observations tout au long de la saison pour obtenir les meilleures performances. Également, seulement 5 bandes spectrales sont exploitées dans cette étude contre 7 lors de l'assimilation des données MODIS (limitation instrumentale, section 5.2.1.1).

Pour reproduire les conditions des mesures satellitaires MODIS et assurer une cohérence temporelle entre les observations assimilées et les simulations Crocus, le système assimile les réflectances spectrales à 12h00 les jours de ciel clair. Les réflectances fournies par Autosolexs sont représentées dans la Figure 5.17. Le nombre élevé de 75 mesures (points rouges et bleus) témoigne du fort ensoleillement au CdP à la fin de cette saison (du moins à 12h00). Autosolexs réalisant une mesure toutes les 12 mn, la réflectance spectrale assimilée correspond à la moyenne des réflectances spectrales mesurées sur un intervalle d'une heure (11h30-12h30). De ce fait, nous pouvons quantifier l'incertitude de chaque réflectance spectrale moyennée en estimant leur RMSE calculée par la comparaison de la valeur moyenne obtenue avec toutes les mesures de réflectances sur l'intervalle de temps. Ces RMSEs, associées à leurs observations, sont symbolisées sur la Figure 5.17 par les barres verticales . Pour n'assimiler que les réflectances de meilleure qualité, les mesures Autosolexs sont sélectionnées simplement si leurs valeurs de RMSE sont inférieures à 0.08. Les réflectances spectrales retenues (éjectées) sont représentées par les points rouges (bleus) sur la Figure 5.17. En conséquence, 24 observations ne sont pas retenues. Les 51 restantes pour l'assimilation recouvrent une période de 74 jours (du 1 février au 16 avril 2014). En comparaison des essais menés précédemment au CdL, aucune méthode spécifique de sélection des réflectances spectrales n'est appliquée dans cette étude (détails dans la section 5.1.5.1). A chaque date d'assimilation, les réflectances des 5 bandes spectrales sont utilisées conjointement.

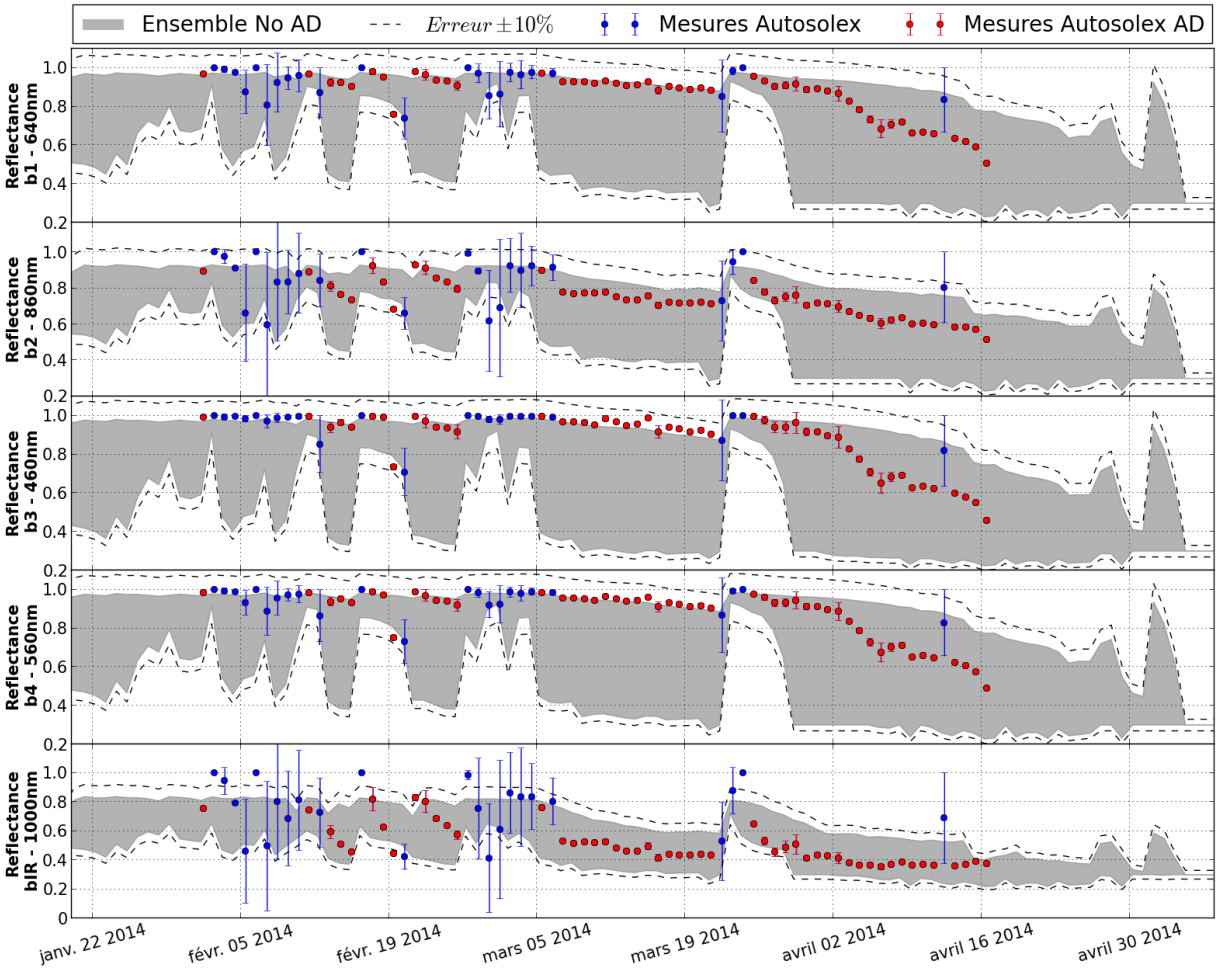

Figure 5.17: Réflectances spectrales à 640, 860, 460, 560 et 1000 nm issues de l'instrument Autosolexs, mesurées les jours de ciel clair entre janvier et mai 2014 au CdP. Ces réflectances correspondent à la moyenne des mesures réalisées sur un intervalle d'une heure entre 11h30 et 12h30. Les RMSEs de chaque mesure sont indiquées par les barres verticales. Les 4 premières bandes spectrales coïncident avec celles de MODIS. La bande à 1000 nm est rajoutée pour renseigner sur les variations des valeurs de réflectances dans l'infrarouge. Les points bleus représentent les observations non retenues pour l'assimilation en raison de leur forte valeur de RMSE et les points rouges indiquent les observations assimilées. Les enveloppes grises représentent l'ensemble de 300 simulations Crocus (sans assimilation) et les courbes en pointillés délimitent les erreurs ±10% de cet ensemble pour chaque bande spectrale.

Les résultats de l'assimilation des mesures Autosolexs sur les réflectances à 640 et 1000 nm ainsi que pour les variables SD et SWE sont présentés dans la Figure 5.18. Les réflectances assimilées pour la bande 1 MODIS (domaine du visible) et la bande à 1000 nm (domaine infrarouge) sont représentées par les losanges rouges dans les graphiques (a) et (b). Sur les graphiques (c) et (d), les mesures automatiques correspondent aux courbes ou points violets tandis que les mesures *in situ* sont symbolisées par les points rouges.

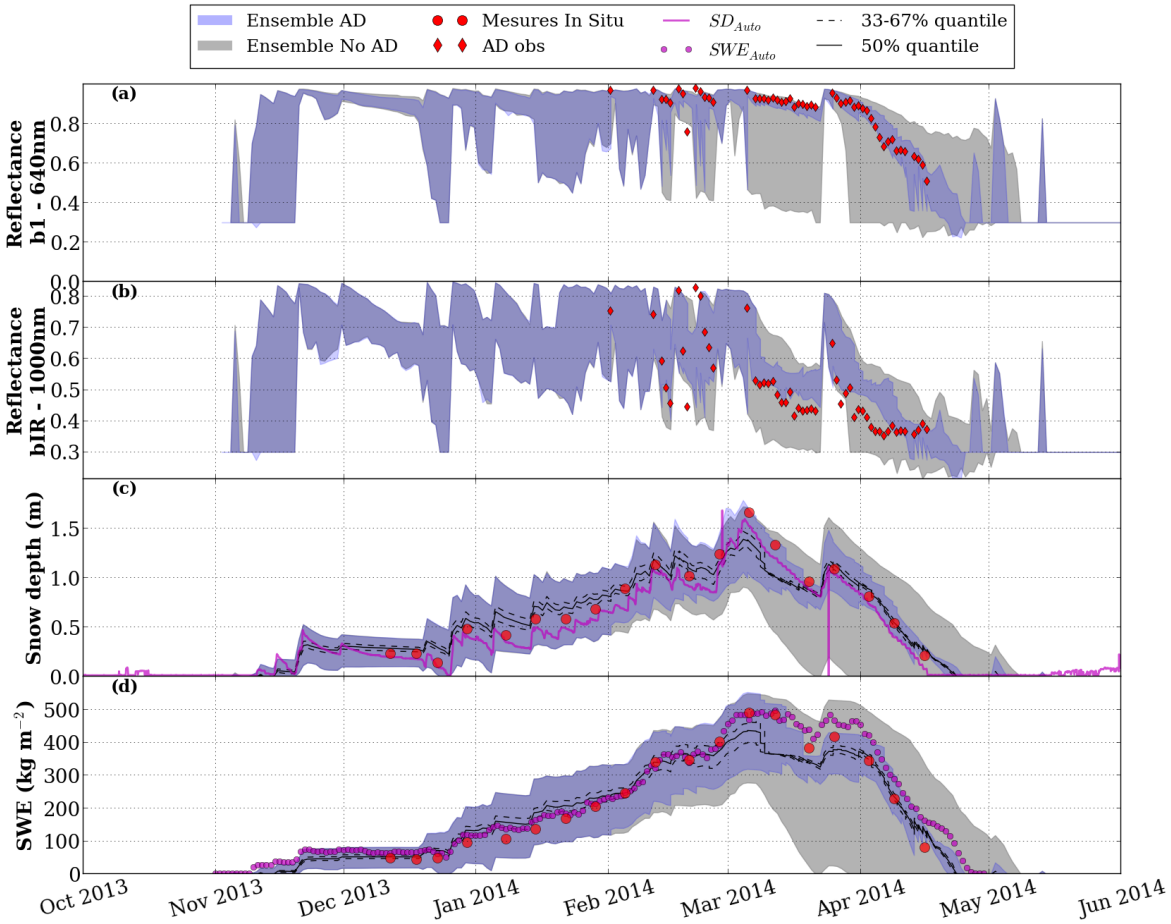

Figure 5.18: **Résultats de l'expérience de référence**. Évolution temporelle des ensembles Crocus au cours de la saison 2013/2014 en termes de (a) réflectances à 640 nm, (b) réflectances à 1000 nm, (c) SD et (d) SWE. L'ensemble assimilant les réflectances Autosolexs est représenté par les enveloppes bleues et, celles en gris correspondent à l'ensemble sans assimilation (rapportées de la Figure 5.16). Sur les graphiques (a) et (b), les losanges rouges montrent les observations assimilées. La courbe violette sur le graphique (c) et les points violets sur le graphique (d) indiquent les mesures automatiques SD_{auto} et SWE_{auto}, respectivement. Les points rouges (graphiques c et d) représentent les mesures réalisées chaque semaine par l'observateur Météo France. Sur ces mêmes graphiques, la ligne noire représente le quantile 50 % (médiane de l'ensemble) et les lignes en pointillés noirs les quantiles 33 % et 67 %.

Les ensembles évoluent de novembre à février uniquement selon les forçages météorologiques perturbés. L'assimilation débute le 1er février induisant une faible diminution de la dispersion des différents ensembles. 10 jours séparent cette première assimilation des suivantes, durant cette période on constate que les ensembles de réflectances (graphiques (a) et (b), enveloppes bleues) retrouvent rapidement la même dispersion que l'expérience sans assimilation (enveloppes grises). Les ensembles SD et SWE (graphiques (c) et (d), enveloppes bleues) maintiennent quant à eux une dispersion plus faible. Le 19 février (la 8^{ieme} observation), on remarque une mesure de réflectance qui n'est pas incluse dans les enveloppes grises, et qui semble refléter des valeurs plus faibles que ne le laisse supposer l'ensemble Crocus ou l'évolution des valeurs de réflectances mesurées juste avant ou juste après cette date. *Il n'est pas non plus improbable que ce soit l'inverse, c'est-à-dire que l'ensemble Crocus surestime les valeurs de réflectances à cette date.* Quoi qu'il en soit, l'assimilation de cette observation "contradictoire" aux valeurs de l'ensemble, n'implique aucun comportement inadapté ou extrême du filtre.

Le manteau neigeux est à son extension maximum début mars (entre le 4 selon les mesures SD_{auto} et le 12 mars selon les mesures SWE_{auto}). A cette date, une dispersion

de ΔSWE_{AD} ≈200 kg m^{-2} caractérise l'ensemble SWE. Bien que les ensembles SD et SWE incluent les mesures nivologiques du CdP, la comparaison de ces mesures aux quantiles des ensembles assimilés (courbes noires) démontre une sous-estimation des variables du manteau neigeux par le système d'assimilation.

Le premier épisode de fonte du manteau neigeux (selon SWE$_{auto}$ du 12 au 21 mars) conduit à une très forte augmentation de la dispersion de l'ensemble sans assimilation (le 21 mars ΔSWE_{AD} ≈480 kg m^{-2}).

Durant cette période, l'assimilation a des répercussions différentes sur les ensembles de réflectances. Pour la bande visible (640 nm), la dispersion de l'ensemble est considérablement diminuée mais néanmoins les observations y sont intégrées. L'ensemble de réflectances à 1000 nm montre une dispersion équivalente (attention, l'échelle de l'axe y est différente). Cependant, l'ensemble surestime les réflectances qui ne sont plus comprises dans l'enveloppe. Le filtre accorde plus d'importance à la bande visible qu'à la bande infrarouge. Le nombre de 4 bandes visibles comparé à 1 seule dans l'infrarouge peut expliquer ce phénomène.

L'action de l'assimilation sur les ensembles SD et SWE pour cette période (du 12 au 21 mars) est très efficace. Une réduction progressive mais importante est réalisée sur leurs ensembles. D'environ ΔSWE_{AD} ≈200 kg m^{-2} le 12 mars, la dispersion de l'ensemble SWE diminue jusqu'à Δ SWE_{AD} <100 kg m^{-2} le 21 mars. L'ensemble Crocus qui sous-estimait les variables SD et SWE montre désormais un bon accord avec les mesures *in situ*. Les localisations différentes entre les mesures Autosolexs et les acquisitions automatiques de SD et SWE doivent être à l'origine des écarts entre ces mesures et les ensembles Crocus.

Le couvert nival connaît ensuite un nouvel épisode de chutes de neige s'étalant sur 4 jours avant de fondre entièrement le 18 avril selon les SD_{auto} (28 avril selon les SWE_{auto}). De la même manière que pour la fonte précédente, les réflectances visibles sont comprises dans l'ensemble assimilé alors que celles à 1000 nm ne le sont pas. Pour les variables SD et SWE, on constate une fois encore une diminution progressive de la dispersion des ensembles. Bien que relativement étroits, ΔSWE_{AD} ≈100 kg m^{-2}, ces ensembles intègrent désormais les mesures *in situ*. La date de fonte totale est bien estimée. L'intervalle de temps entre le premier et le dernier membre à disparaitre le manteau neigeux est d'environ 5 jours.

La Figure 5.19 montre l'évolution temporelle des RMSEs des ensembles de l'expérience de référence (courbes rouges) comparées aux RMSEs des ensembles non assimilés (courbes bleues). Ces RMSEs sont calculées à partir des mesures automatiques du CdP et chaque membre de l'ensemble.

Concernant les réflectances, les RMSEs de l'ensemble avec assimilation sont toujours inférieures aux RMSEs sans assimilation, attestant des bonnes capacités du filtre sur la variable de contrôle. La comparaison entre les RMSEs de la bande visible (graphique a) et les RMSEs de la bande infrarouge (graphique b) reflète le constat observé auparavant, c'est-à-dire de meilleures performances pour les réflectances de la première bande MODIS.

L'impact de l'assimilation sur les RMSEs des variables SD et SWE est bien visible à partir du mois de mars, c'est-à-dire dès le début de la période de fonte. Jusqu'à la disparition du manteau neigeux les RMSEs restent inférieures à celles de l'expérience sans assimilation. Pour la variable SD, les moins bons résultats observés en fin de saison peuvent être dus à la date de fonte mesurée via SD_{auto} qui semble sous-estimée par rapport à la tendance des mesures *in situ*.

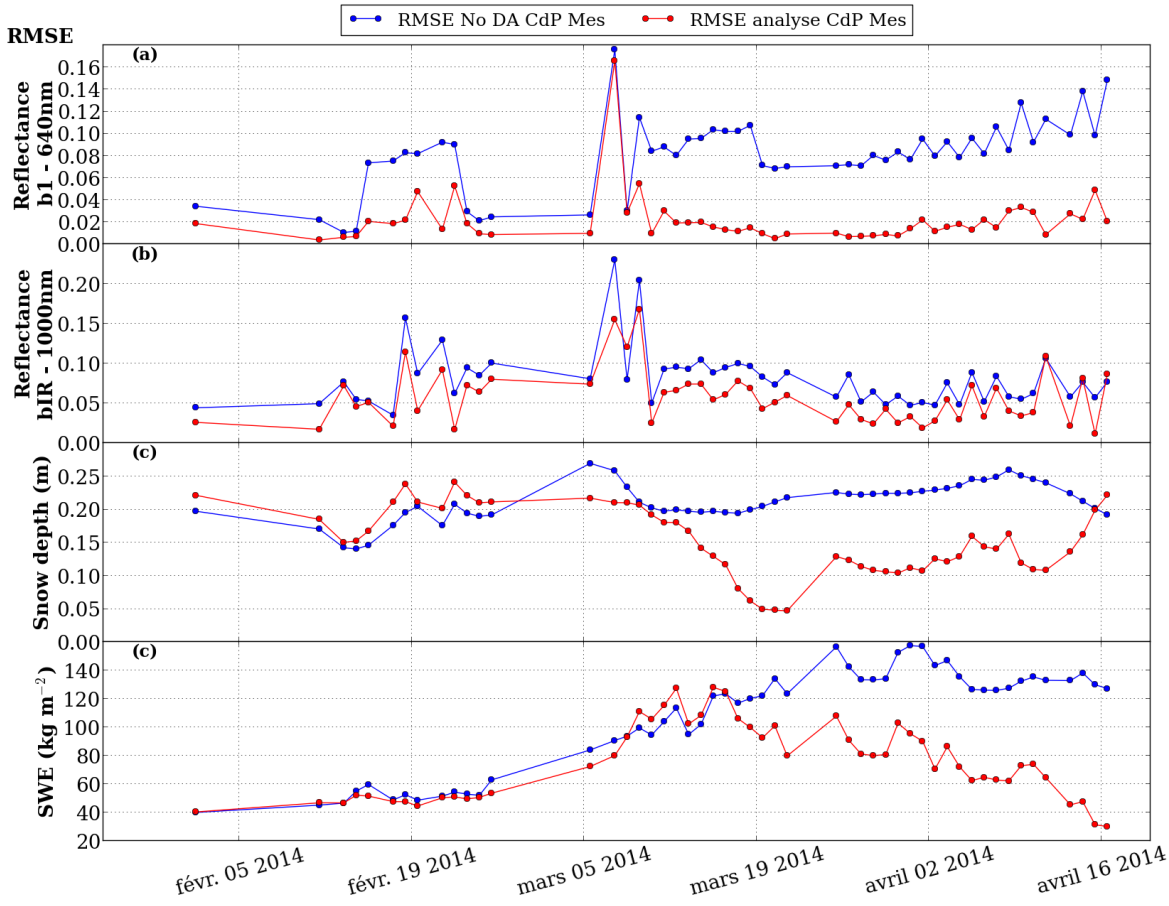

Figure 5.19: Évolution temporelle des RMSEs calculées au cours de la période d'assimilation (1 février au 16 avril 2014) au CdP pour les ensembles en termes de (a) réflectances à 640 nm, (b) réflectances à 1000 nm, (c) SD et (d) SWE. Les RMSEs sont calculées entre les mesures automatiques du CdP (Figure 5.18, Autosolexs (AD obs), SD_{auto} et SWE_{auto}) et chaque membre de l'ensemble. Les courbes bleues correspondent aux RMSEs de l'expérience sans assimilation, et les courbes rouges aux RMSEs de l'expérience de référence après l'analyse. Les points indiquent les différentes dates d'analyse (la disponibilité des observations Autosolexs).

Il est intéressant de constater qu'en diminuant la matrice de covariance des erreurs des réflectances assimilées (les RMSEs sont mises au carré), les résultats de l'assimilation montrent une réduction drastique de la dispersion des ensembles (Figure 5.20). En particulier, la première analyse contraint très fortement les ensembles SD et SWE, ce qui n'était pas le cas dans l'expérience précédente. L'ensemble SD, désormais très sous-dispersif, évolue de façon très cohérente comparées aux mesures *in situ* de SD. A la différence de l'expérience de référence, l'assimilation montre ici un impact significatif durant la période d'accumulation. Cette expérience met en avant que l'information contenue dans les réflectances reflète correctement les caractéristiques du manteau neigeux et que dans ces conditions, le système d'assimilation est en mesure d'estimer avec justesse l'évolution du couvert nival uniquement à partir d'informations de surface. En pratique, sans la possibilité d'un tel niveau de connaissance du système, l'objectif d'une approche ensembliste n'est pas de proposer un résultat si peu dispersif. L'équilibre entre la qualité des observations et la caractérisation de leurs erreurs est une fois encore montré décisif dans les performances de l'assimilation.

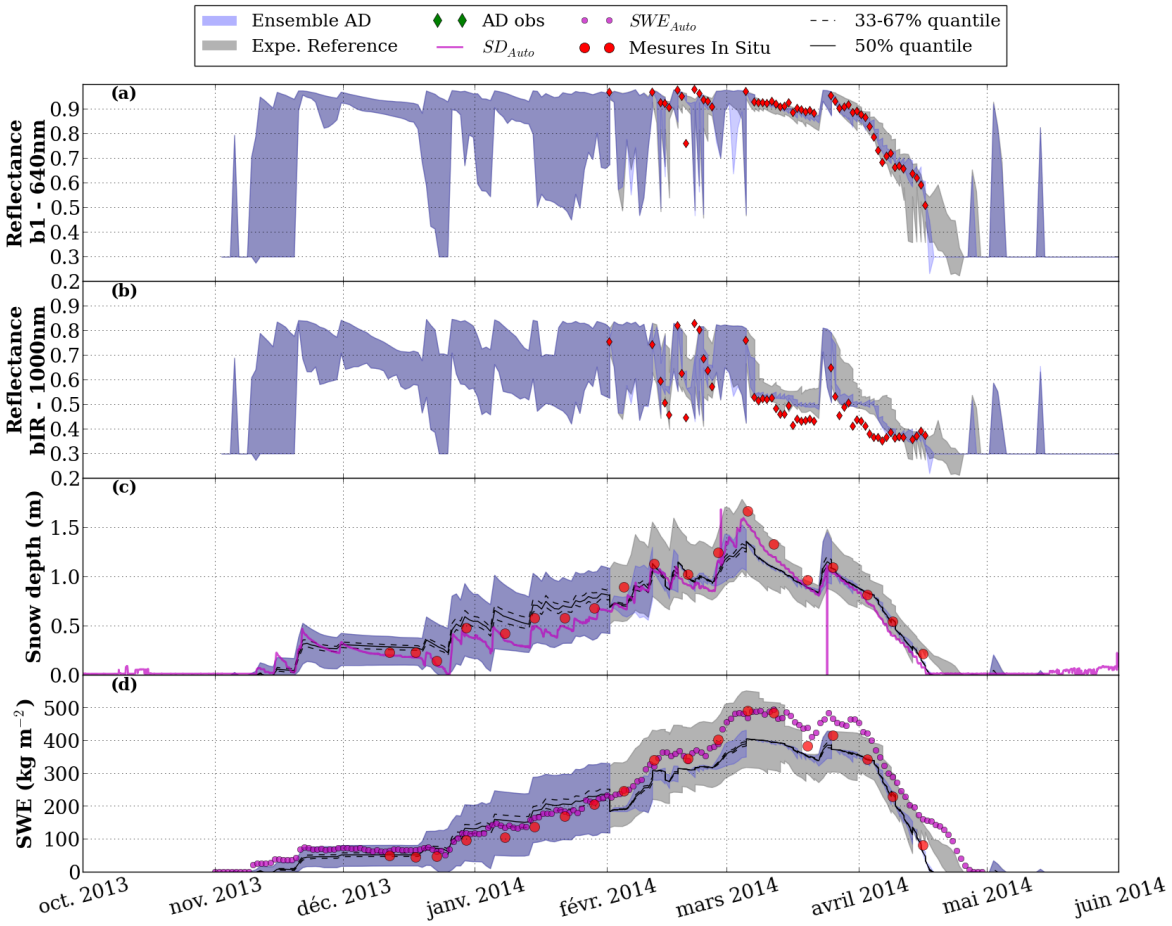

Figure 5.20: Graphique similaire à la Figure 5.18 où cette fois les enveloppes bleues correspondent à l'assimilation des mesures Autosolexs avec une matrice de covariance diminuée et les enveloppes grises représentent les résultats de l'assimilation de référence au CdP (rapportées de la Figure 5.18).

En conclusion, le système d'assimilation contraint par des données précises de l'état de surface du manteau neigeux est en mesure de représenter l'évolution des estimations de la hauteur de neige et son équivalent en eau. Les comparaisons réalisées à partir des observations mesurées sur ce site démontrent les bonnes performances du filtre dans la réduction de la dispersion des ensembles Crocus incluant la plupart du temps les observations nivologiques *in situ*. Les différences obtenues en termes de RMSE entre les ensembles avec et sans assimilation confirment ces bons résultats. Contrairement à ce que nous avions pu observer au CdL, cette expérience démontre que l'utilisation de réflectances optiques améliore la prévision de fonte du couvert nival. La disponibilité des mesures Autosolexs ne permet pas, hélas, d'étudier l'impact de l'assimilation sur la saison entière. En se basant sur cette expérience de référence, des tests supplémentaires vont pouvoir nous informer sur la sensibilité du système face à la qualité des observations. Ces tests sont présentés dans la section suivante.

5.2.3.2 Qualité des données assimilées

La qualité et la précision des mesures à assimiler s'avèrent être des éléments-clés dans l'efficacité du système d'assimilation. Les expériences d'assimilation au CdL (section 5.1) ont montré certaines limites dont les causes sont liées aux incertitudes des observations MODIS (traitement MODImLAB, représentativité spatiale). L'utilisation de mesures précises de réflectances *in situ* a en effet montré des bonnes estimations du manteau neigeux. Pour les observations télédétectées, entre les soucis instrumentaux, le traitement du signal et la résolution spatiale du pixel, de nombreuses erreurs peuvent affecter la qualité des observations.

De nouvelles expériences sont réalisées pour se rendre compte de ces effets et évaluer dans quelle mesure l'incertitude sur les données assimilées impacte les résultats de l'assimilation.

- Dans un premier temps, toutes les réflectances spectrales fournies par Autosolexs (c'est-à-dire sans les sélectionner selon leur valeur de RMSE) sont assimilées.
- Dans un second temps, les données d'Autosolexs filtrées sont perturbées avant d'être assimilées. Les perturbations sont appliquées à l'ensemble des observations sous forme d'un biais ou d'un bruit blanc. On cherche de cette manière à rendre compte des possibles erreurs affectant les données satellitaires.

Les perturbations des différentes expériences sont récapitulées dans le Tableau 5.3 :

Nom légende Figure 5.22	type de perturbation pour chaque date	gamme de % de la perturbation	bandes affectées
All Autosolexs	mesures Autosolexs non filtées	/	Les 5 bandes
bruit 5% ALL	un bruit aléatoire	$\in (-5, +5\%)$	
bruit 10% ALL	par bande	$\in (-10, +10\%)$	Les 5 bandes
biais +5% VIS			Visibles: b1-b3-b4
biais +5% IR	biais par bande	$\in (0, +5\%)$	Infrarouges: b2-bIR
biais +5% ALL			Les 5 bandes
biais -5% VIS			Visibles: b1-b3-b4
biais -5% IR	biais par bande	$\in (-5, 0\%)$	Infrarouges: b2-bIR
biais -5% ALL			Les 5 bandes
biais +10% VIS			Visibles: b1-b3-b4
biais +10% IR	biais par bande	$\in (0, +10\%)$	Infrarouges: b2-bIR
biais +10% ALL			Les 5 bandes
biais -10% VIS			Visibles: b1-b3-b4
biais -10% IR	biais par bande	$\in (-10, 0\%)$	Infrarouges: b2-bIR
biais -10% ALL			Les 5 bandes

Tableau 5.3: Synthèse des différentes perturbations appliquées aux réflectances spectrales Autosolexs.

Le résultat de l'assimilation des mesures Autosolexs non filtrées est présenté dans la Figure 5.21. Sur cette Figure, les enveloppes bleues correspondent aux ensembles assimilant toutes les mesures Autosolexs et les enveloppes grises représentent les ensembles de l'expérience de référence. L'évolution temporelle des réflectances Autosolexs de la première bande (graphique a, losanges rouges) ne montre pas une grande variabilité comparée à la bande infrarouge (graphique b, losanges rouges). C'est également vrai pour les autres bandes visibles (Figure 5.17). Malgré cela, les estimations des variables SD et SWE n'en sont pas significativement affectées. Malgré une légère surestimation par rapport aux résultats de l'expérience de référence, l'ensemble Crocus montre une bonne corrélation avec les observations *in situ*.

Par comparaison avec l'expérience de référence (assimilant les mesures Autosolexs filtrées), ces résultats démontrent que les erreurs des observations assimilées sont correctement prises en compte par le système d'assimilation. Une bonne caractérisation des erreurs permet de limiter l'impact des observations de moins bonne qualité.

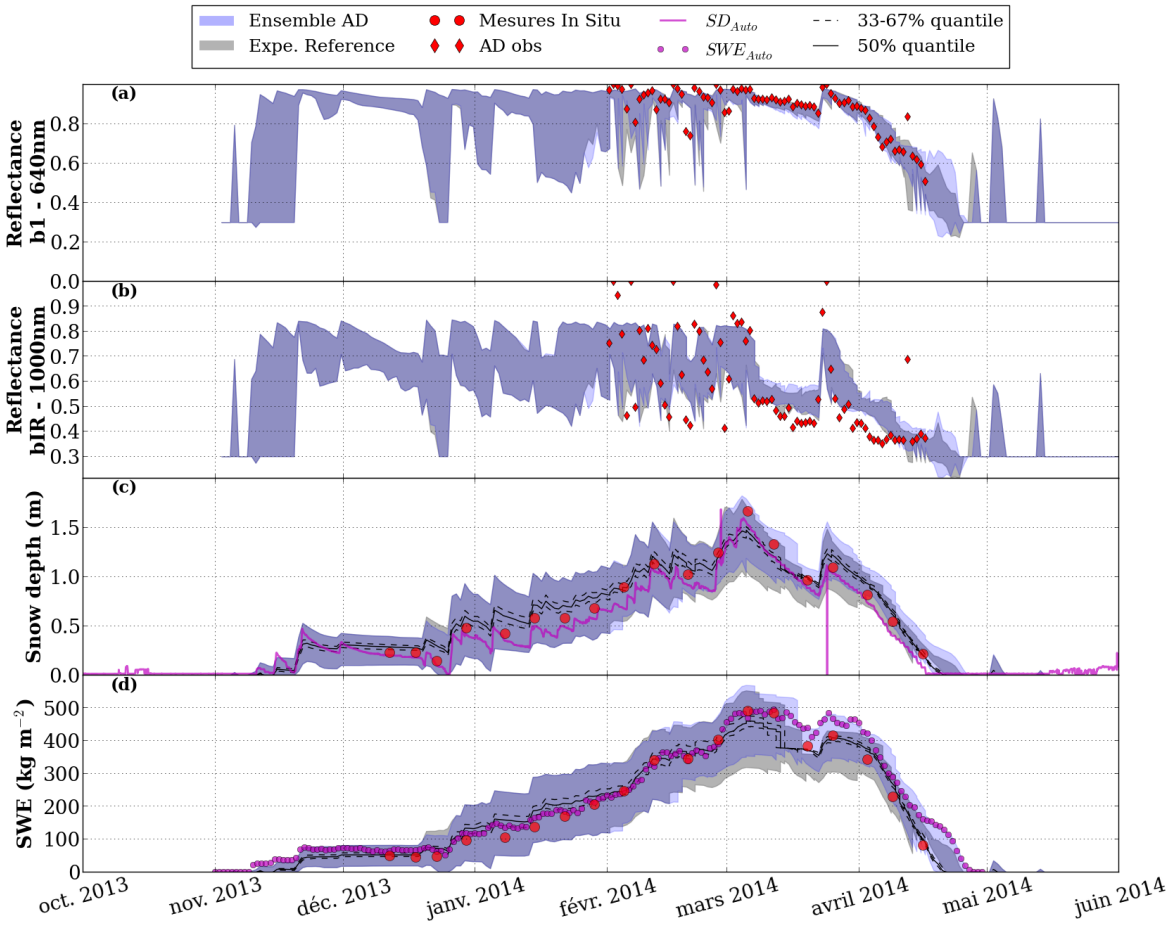

Figure 5.21: Graphique similaire à la Figure 5.18 où cette fois les enveloppes bleues correspondent à l'assimilation des mesures Autosolexs non triées et les enveloppes grises représentent les résultats de l'assimilation de référence au CdP (rapportées de la Figure 5.18).

Nous allons maintenant tenter d'évaluer l'impact de ces possibles erreurs d'observation sur les résultats de l'assimilation. Toutes les expériences présentées dans le Tableau 5.3 sont évaluées en comparant entre elles les RMSEs saisonnières obtenues après assimilation des observations bruitées ou biaisées (Figure 5.22). Ces RMSEs sont calculées pour les ensembles SD et SWE par rapport aux mesures *in situ* du CdP (1 observation / semaine) et moyennées sur la période d'assimilation.

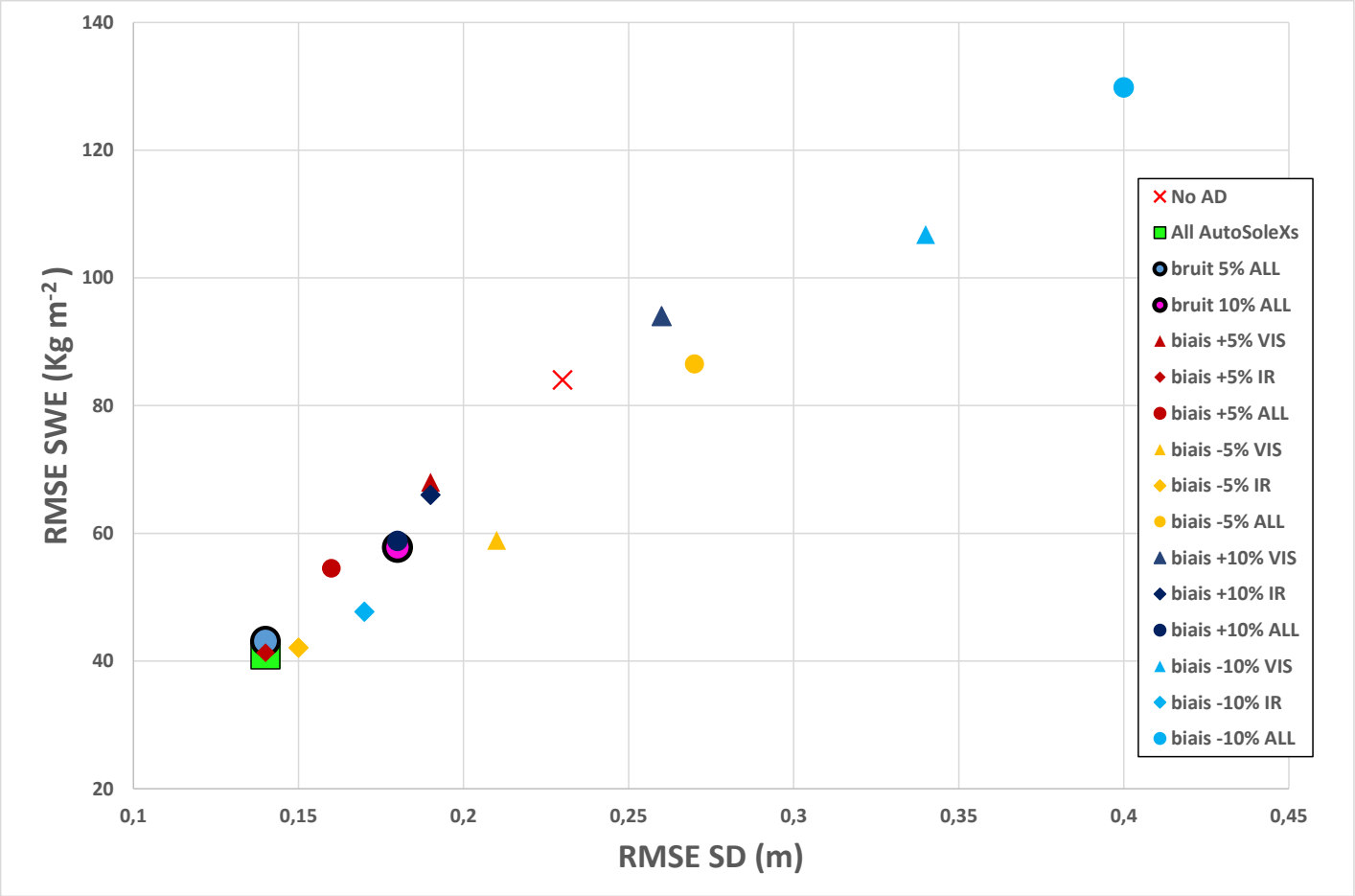

Figure 5.22: Représentation graphique des RMSEs de l'ensemble SWE en fonction des RMSEs de l'ensemble SD issues de chaque expérience d'assimilation des mesures Autosolexs étudiant l'impact de bruits ou de biais sur ces observations. Les détails sur ces expériences sont fournis dans le Tableau 5.3. La croix rouge correspond au résultat de l'expérience sans assimilation.

Le résultat de la précédente expérience assimilant toutes les mesures Autosolexs ainsi que l'ensemble sans assimilation sont utilisés dans cette étude comme élément de comparaison. Sur la Figure 5.22, ces résultats sont respectivement indiqués par le carré vert et la croix rouge.

Les perturbations appliquées aux valeurs de réflectances spectrales sous la forme d'un bruit additif affectent peu la performance du filtre. On constate qu'une incertitude de ±5% sur les mesures de réflectances (bruit 5% ALL) produit les mêmes scores d'assimilation que l'expérience sans perturbation. Lorsque l'on élève le bruit à ±10% (bruit 10% ALL), les RMSEs saisonnières augmentent légèrement mais restent néanmoins très inférieures à celles sans assimilation.

Le biais dans les bandes infrarouges n'induit pas de fortes dégradations des scores. L'application d'un biais compris entre ±5% de la valeur spectrale (biais +5% IR et biais -5% IR) montre des résultats similaires à l'expérience sans perturbation. Pour un biais de ±10%, c'est principalement la perturbation positive qui augmente les valeurs de RMSE (biais +10% IR). Les RMSEs saisonnières restent très inférieures à celles de l'expérience sans assimilation.

Lorsque l'on biaise les réflectances spectrales du domaine visible, on constate facilement une différence importante entre un biais de ±5% et un biais de ±10%. A ±5%, les RMSEs restent inférieures à l'expérience sans assimilation, en revanche, à ±10% les scores sont fortement dégradés. Nous l'avions déjà constaté précédemment, les réflectances visibles impactent

davantage les estimations du manteau neigeux. Ce caractère peut néanmoins être accentué en raison de la période d'assimilation principalement durant la fonte du manteau neigeux saisonnier lorsque les impuretés ont un effet majeur. Les biais appliqués à l'ensemble des réflectances spectrales induisent de plus fortes dégradations des scores pour des biais négatifs, ce qui n'est pas le cas avec des biais positifs. Cette étude est très concordante avec ce que nous avions observé au CdL quant aux faibles résultats de l'assimilation des réflectances $MODImLAB_{New}$. Relativement à $MODImLAB_{Old}$, qui a su montrer des bonnes performances de filtrage, nous avions constaté un biais négatif de 10% sur les réflectances $MODImLAB_{New}$.

En conclusion, le filtre est capable de mieux gérer des mesures bruitées que biaisées. Un bruit compris entre ±10% de la valeur de la réflectance spectrale ne dégrade pas sensiblement la RMSE saisonnière, celles-ci restent toujours plus faibles que les RMSEs sans assimilation. Dans cette expérience, les biais ajoutés aux réflectances visibles conduisent à augmenter les RMSEs plus fortement que dans le cas des réflectances infrarouges.

Cette étude est un bon moyen d'examiner l'influence des incertitudes sur les résultats de l'assimilation mais elle mérite d'être approfondie pour tirer des conclusions objectives et systématiques. Ces expériences n'étant réalisées que pour le CdP et sur la moitié d'une saison hivernale ne délivrent que les premières impressions de l'influence de la qualité des mesures. Il serait par ailleurs judicieux de refaire ces résultats en pouvant compter sur un nombre supérieur de bandes infrarouges. Néanmoins, on peut affirmer que l'efficacité démontrée du système d'assimilation sous couvert d'observation de qualité est facilement mise à mal dans le cas de mesures biaisées.

Ces résultats soutiennent les conclusions des travaux de la section 5.1 quant à l'utilité de se munir d'une méthode de contrôle qualité performante.

5.2.3.3 Sensibilités du nombre de bandes spectrales

Au cours de ces travaux de thèse, le nombre de bandes spectrales utilisé dans l'analyse est passé de 7 (pour les données MODIS) à 5 (pour l'instrument Autosolexs), nous questionnant naturellement sur les conséquences de la configuration spectrale du système d'assimilation. Pour tenter de comprendre l'impact de la distribution en nombre et en fréquence de ces bandes spectrales, une série d'expériences est menée en jouant sur la répartition de ces dernières.

Comme pour l'expérience de référence, les réflectances assimilées dans cette étude sont fournies par Autosolexs les jours de ciel clair et sélectionnées selon leur valeur de RMSE. 28 expériences sont réalisées au cours desquelles tous les arrangements spectraux ont pu être considérés. A noter que pour ces expériences, la matrice d'erreur des observations n'est pas rigoureusement la même que dans l'expérience de référence ce qui explique les écarts dans les valeurs de RMSEs.

La Figure 5.23 présente les résultats de cette étude en comparant les RMSEs saisonnières des ensembles SD et SWE. Sur cette Figure, les couleurs correspondent au nombre de bandes spectrales utilisées; rouge = 1 bande, violet = 2 bandes, jaune = 4 bandes et vert = 5 bandes. Les différents symboles démarquent les expériences assimilant:

- uniquement des bandes visibles (triangles)
- uniquement des bandes infrarouges (losanges)
- ou l'utilisation combinée de ces deux domaines spectraux (ronds).

Directement sur le graphique est précisée à côté de chaque résultat la sélection de(s) bande(s) spectrale(s) ayant servi dans l'expérience. Les bandes sont numérotées de 1 à 4 pour les 4 premières bandes MODIS. La bande infrarouge à 1000 nm est indiquée par le numéro 8 (pour ne pas interférer avec les 7 bandes MODIS). Pour rappel, les bandes 1, 3 et 4 sont comprises dans le domaine visible tandis que les bandes 2 et 8 sont considérées comme infrarouges.

D'après cette Figure on constate que l'assimilation d'une seule bande spectrale (triangles et losanges rouges) ne fournit jamais de meilleurs résultats que l'expérience assimilant toutes les

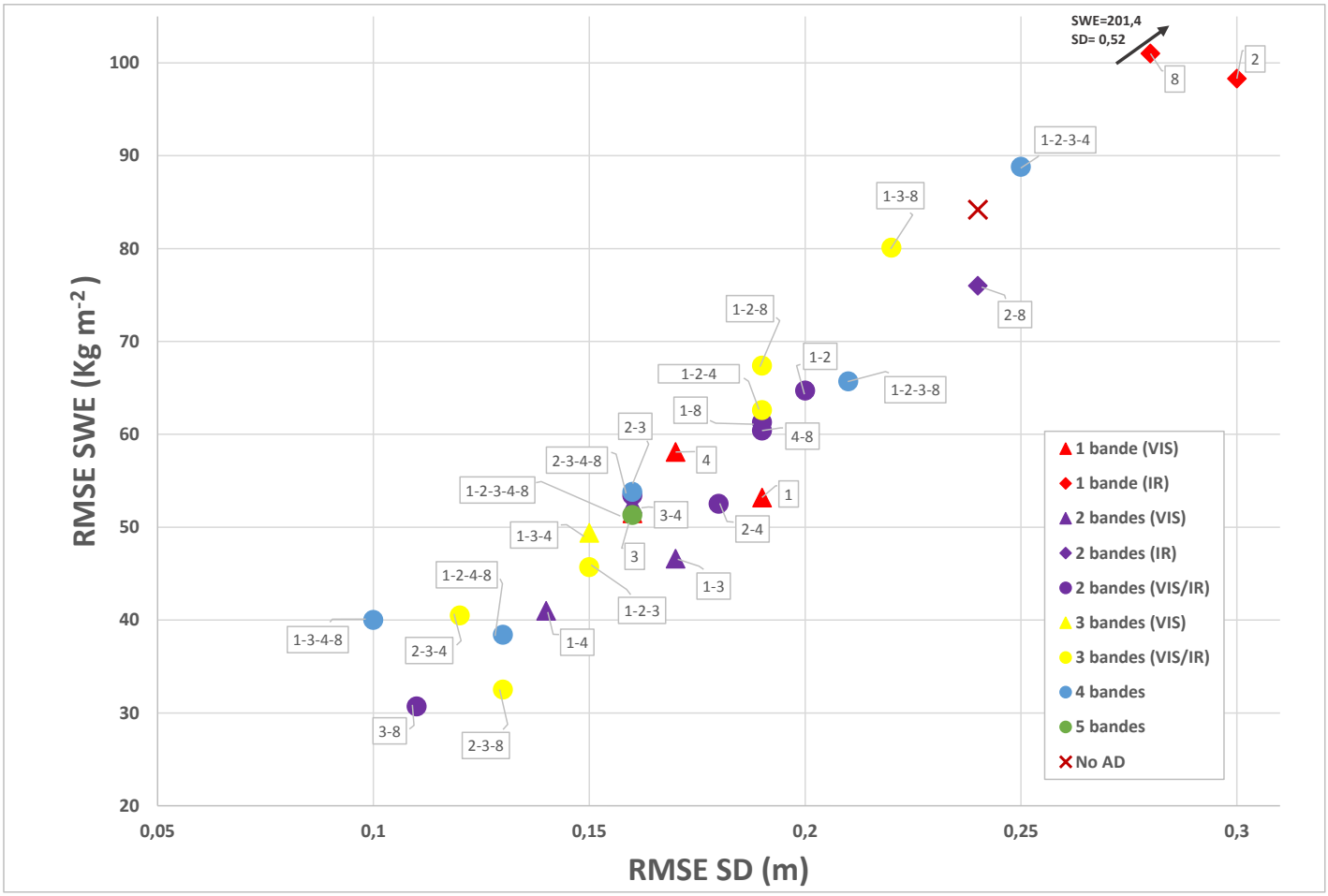

Figure 5.23: Représentation graphique des RMSEs de l'ensemble SWE en fonction des RMSEs de l'ensemble SD issues de chaque expérience d'assimilation étudiant l'impact du nombre et de la répartition des bandes spectrales. Les différentes couleurs correspondent au nombre de bandes spectrales utilisées dans l'analyse. Pour un même nombre de bandes (donc pour une même couleur), les triangles indiquent l'utilisation de bandes visibles seules (1 et/ou 3 et/ou 4), les losanges de bandes infrarouges seules (2 et/ou 8) et les ronds indiquent la combinaison de bandes visibles et infrarouges. Le numéro 8 est utilisé pour indiquer la bande infrarouge à 1000 nm. Pour cibler sur la zone d'intérêt, les RMSEs de l'expérience assimilant uniquement la bande IR 1000nm (RMSE SWE= 201.4 kg m^{-2} et RMSE SD = 0.52 m) sont juste indiquées par la flèche noire.

bandes. Les expériences assimilant individuellement les bandes infrarouges (losanges rouges) montrent les moins bons résultats suivies de près par l'assimilation des 2 bandes infrarouges. La dominance des bandes visibles est clairement montrée. Pour le reste, il est moins facile de dégager des tendances claires. A partir de deux bandes spectrales minimum, le nombre de bandes n'apparaît plus comme un facteur influençant les capacités de l'assimilation.

C'est l'expérience assimilant les bandes 3 et 8 qui réduit le plus les RMSEs. Ce résultat est particulièrement intéressant puisque ces deux bandes sont les plus sensibles aux propriétés du manteau neigeux dans leur domaine spectral. La bande 3 (la bande de plus faibles longueurs d'onde, 450 nm) est la plus fortement influencée par le contenu en impuretés et la bande 8 par les variations de SSA. Dans le cadre de cette expérience, on peut affirmer que le système est suffisamment renseigné à partir de deux bandes informant sensiblement sur les propriétés du manteau neigeux plutôt qu'un nombre supérieur de bandes moins précises.

Étant donné la diversité de ces résultats, renforcés par ce que nous avions constaté dans les expériences au CdL (section 5.1.5), une connaissance encore approfondie des effets de la distribution spectrale des bandes dans l'analyse est nécessaire pour quantifier et qualifier ces variations spectrales dans les performances de l'assimilation. Ces résultats sont uniquement valables pour la deuxième partie de la saison 2013/2014 et basés seulement sur des expériences en un point. Leurs conclusions sont donc limitées. Il serait bien évidemment intéressant de refaire ces expériences en étudiant à la fois l'évolution temporelle et spatiale de ces résultats.

Par ailleurs, aucune méthode de sélection des réflectances spectrales n'a été appliquée dans ces expériences alors que leurs utilisations sont, elles aussi, des éléments impactant l'efficacité du filtre. Une compréhension affinée des effets spectraux serait susceptible d'aider dans le développement d'une méthode de sélection pertinente des observations et éventuellement évolutive au fil de la saison.

5.2.3.4 Assimilation d'autres données neige

Pour finir ces tests de sensibilité, une dernière série d'expériences est conçue pour analyser l'effet de l'assimilation de différents types de données disponibles au CdP. Inspirée des tests en expériences jumelles du CdL, une première étude est menée à travers l'assimilation des données de SD mesurées hebdomadairement par l'observateur de Météo France. Une seconde expérience repose ensuite sur l'assimilation des températures de surface du manteau neigeux. Ces données sont mesurées à partir d'un capteur infrarouge. Comparées aux mesures Autosolexs, ces autres observations sont disponibles pour la saison entière nous permettant d'évaluer le système d'assimilation aussi bien durant la période de fonte que d'accumulation. Ces expériences sont réalisées conformément aux précédentes, respectant un cadre d'assimilation identique. De ce fait, nous pourrons également examiner la réponse de l'assimilation en termes de réflectances et comparer les résultats aux données Autosolexs.

Hauteur de neige

Pour la première expérience, 19 observations *in situ* de SD sont assimilées en considérant un écart type pour cette variable égal à 8.2 cm, incertitude calculée en comparant les mesures automatiques avec les observations *in situ* pour la saison étudiée au CdP.

En s'intéressant à l'effet de l'assimilation sur les ensembles SD et SWE (Figure 5.24 graphiques c et d), on constate une réduction de la dispersion des ensembles seulement à partir de la troisième observation assimilée. La faible dispersion de l'ensemble SD avant cette date est tenue responsable de ce comportement. Le 30 décembre, lorsque la dispersion de l'ensemble SD atteint ΔSD_{AD} ≈70 cm, l'assimilation d'une observation de SD induit une réduction significative à la fois de l'ensemble SD mais également de l'ensemble SWE.

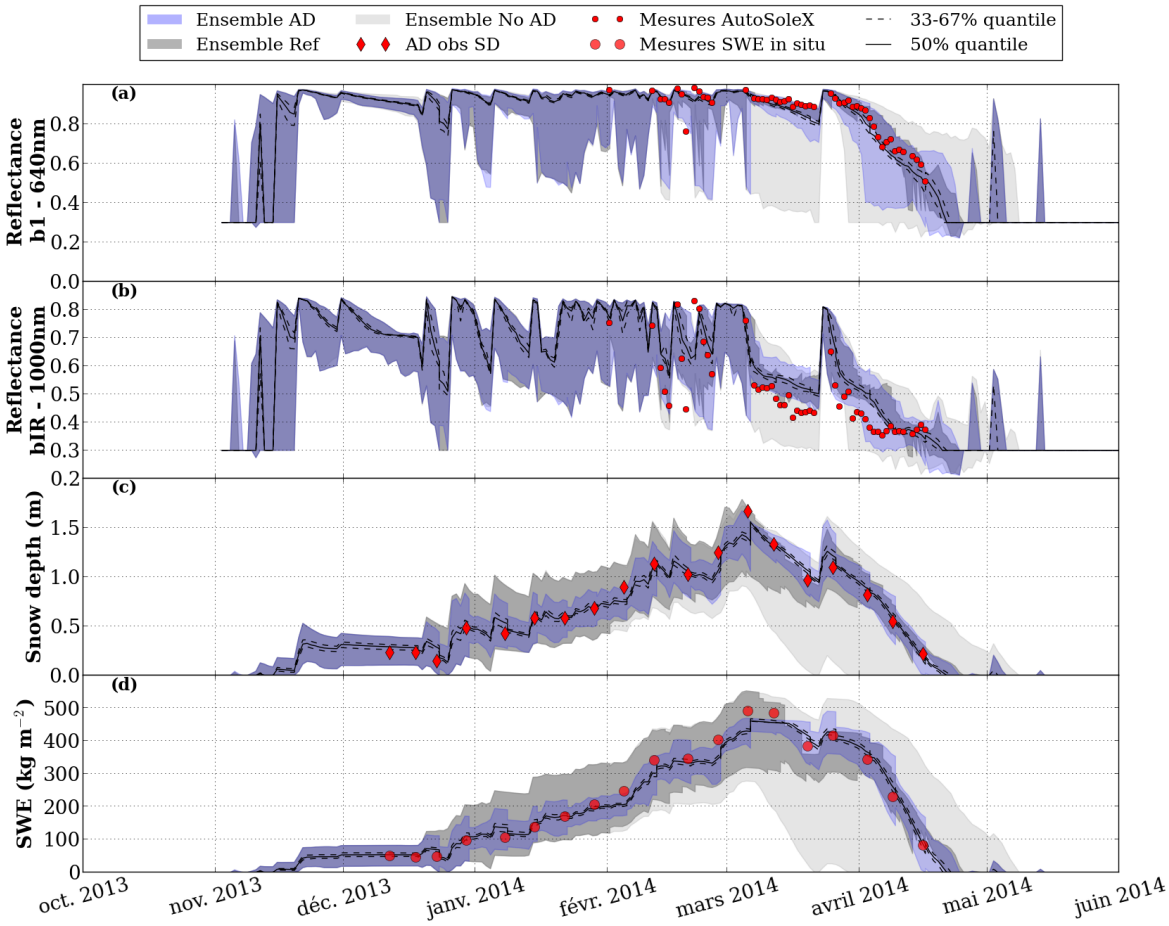

Figure 5.24: Graphique similaire à la Figure 5.18 où cette fois les enveloppes bleues correspondent à l'assimilation des mesures de SD, les enveloppes gris foncé représentent les résultats de l'assimilation de référence au CdP (rapportées de la Figure 5.18) et les enveloppes gris clair aux résultats de l'ensemble sans assimilation (rapportées de la Figure 5.16). Les mesures de SD assimilées sont indiquées sur le graphique c par les losanges rouges.

Dans la suite de la saison, la succession des chutes de neige et des assimilations hebdomadaires maintient une dispersion d'environ $\Delta SD_{AD} \approx$30 cm jusqu'au maximum du manteau neigeux le 4 mars (graphique b, enveloppe bleue). Dans la deuxième partie de saison, c'est la fonte du manteau neigeux qui tend à augmenter la dispersion de l'ensemble SD, celle-ci se voit limitée par l'assimilation des 7 observations de SD entre mars et mai. Excepté pour le sondage du 6 mars, toutes les observations de SD sont incluses dans l'ensemble. Une superposition, presque parfaite, est d'ailleurs constatée entre les mesures SD et les quantiles de l'ensemble.

Les conséquences en termes de SWE sont à quelques exceptions près les mêmes. La comparaison des résultats de cette expérience (enveloppes bleues) avec celle de référence (enveloppes gris foncé) permet d'apprécier les bons résultats de l'assimilation des réflectances puisque, en fin de saison, les ensembles SD et SWE de ces deux expériences évoluent identiquement.

Nous avions déjà remarqué dans l'expérience assimilant des SD virtuelles au CdL un impact mineur de l'assimilation sur l'ensemble de réflectances (section 4.2.2.3). Ici encore, de novembre à mars l'assimilation de SD ne modifie que très ponctuellement et très faiblement la dispersion des ensembles de réflectances (graphiques a et b, enveloppes bleues). Les propriétés internes et de surface du manteau neigeux ne sont pas impactées par l'assimilation de ce type de données. Cette hypothèse émise suite aux résultats des expériences jumelles s'avère cependant valable uniquement pour la période d'accumulation. L'assimilation montre en effet un impact marqué sur les ensembles de réflectances pour la période de fonte. L'assimilation du 6 mars réduit d'un seul coup la dispersion de ces ensembles de façon impressionnante

(graphiques a et b). Dès lors, ces ensembles ne retrouveront plus une dispersion identique aux ensembles sans assimilation (enveloppes gris clair) et montrent des évolutions ressemblantes aux résultats de l'expérience de référence (enveloppes gris foncé). L'ensemble de la première bande MODIS est en bon accord avec les données Autosolexs. Malgré une meilleure cohérence constatée pour les réflectances à 1000 nm, Crocus surestime une fois de plus leur valeur. Cela laisse à penser qu'il y a un souci dans le modèle ou dans les observations. Des données et simulations supplémentaires sont nécessaires pour le diagnostiquer.

Les relations observées entre les variations des ensembles de SD et de réflectances démontrent bien que les processus de fonte du manteau neigeux sont intimement liés à ses caractéristiques de surface, que Crocus est bien à même de représenter.

Température de surface

Nous avons également testé l'assimilation de mesures automatiques de température de surface (TS) du manteau neigeux. L'idée de cette étude est d'analyser si, comme pour les réflectances spectrales, des données uniquement informatives de la surface du couvert nival parviennent à corriger les estimations des SD et SWE. Cette expérience a du sens puisque Fréville et al. (2014) ont montré que l'amplitude diurne des TS mesurées par MODIS pouvait être reliée à la densité de surface du manteau neigeux.

L'assimilation est effectuée tous les 3 jours à 12h00 et 00h00 pour renseigner sur le cycle diurne du manteau neigeux. Au total 100 observations sont utilisées en considérant une erreur de 0.5°C. Le manque d'évaluation pour cette étude ne nous permet pas de présenter ces résultats prématurés. Les premiers essais montrent de légères améliorations en début de saison. En revanche, lorsque le manteau neigeux fond, la température de l'air et l'ensoleillement induisent pour tous les membres de l'ensemble une température de surface de 0°C. Dans ce cas, le filtre ne montre bien évidemment aucune analyse efficace. Pour quantifier l'assimilation des TS, cette expérience doit être reprise plus en détail et notamment étendue à d'autres sites d'étude plus froids.

5.3 SYNTHÈSE

Ce dernier chapitre évalue le système d'assimilation contraint par des observations réelles.

Les incertitudes dans les données MODIS ne permettent pas à l'assimilation d'estimer correctement les variables SD et SWE au Col du Lautaret. Ces incertitudes peuvent provenir des corrections atmosphériques de l'algorithme MODImLAB introduisant un fort biais négatif dans les bandes visibles. L'inégalité dans la représentativité des mesures assimilées et des observations *in situ* est un facteur à prendre en compte dans l'évaluation des résultats. L'assimilation de mesures *in situ* sur le même site d'étude révèle par ailleurs certaines limites de notre méthode de perturbations.

La cohérence entre les bandes spectrales de MODIS n'est pas toujours assurée. Cela se traduit notamment par de fortes disparités entre les erreurs des bandes visibles et infrarouges. L'application de **méthodes de sélection des réflectances spectrales** a montré une amélioration dans les résultats de l'assimilation. Un contrôle qualité pertinent des mesures satellitaires est recommandé pour pallier cette difficulté.

Le potentiel du système d'assimilation en conditions réelles a été démontré à l'aide de mesures *in situ* de réflectances optiques au Col de Porte. Le filtre est capable d'efficacement réduire la dispersion des ensembles Crocus et d'inclure dans leurs enveloppes les observations *in situ*.

L'impact des incertitudes des observations assimilées a pu être analysé. Un bruit inférieur à ±10% des valeurs des réflectances spectrales n'entraîne pas de pertes dans les

performances de filtrage. En revanche, le biais des mesures provoque plus facilement la dégradation des résultats du système d'assimilation. La précision des bandes visibles semble être particulièrement cruciale dans l'étape d'analyse.

L'effet de la répartition spectrale des réflectances assimilées révèle l'intérêt de se servir d'un minimum de deux bandes, une dans chaque domaine spectral visible et infrarouge. Les meilleurs résultats sont obtenus pour les bandes ayant les maximums de sensibilité au contenu en impuretés et SSA de la surface du manteau neigeux.

Tous ces résultats se basent sur des expériences isolées spatialement et limitées temporellement. Pour une connaissance approfondie de ces sensibilités, des tests supplémentaires sont donc nécessaires.

Pour finir, par comparaison aux très bonnes performances de l'assimilation de données de hauteur de neige (1 observation / semaine), les réflectances spectrales (presque 1 observation / jour) contraignent efficacement le modèle Crocus. Cette expérience a été l'occasion de démontrer l'existence d'un biais entre les réflectances modélisées et mesurées dans l'infrarouge dont la cause n'a pas été identifiée.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Le sujet de cette thèse s'inscrit dans un cadre scientifique désireux de réunir, au sein d'une même application, les avantages des méthodes d'assimilation de données les avancées réalisées dans la modélisation du manteau neigeux. Depuis sa création, le CEN développe un modèle de manteau neigeux, nommé Crocus, précieux pour la prévision du risque avalanche. Inévitablement, les modèles numériques d'évolution du couvert nival sont soumis à certaines incertitudes dont les principales sont la plupart du temps attribué aux forçages météorologiques. En raison de la mémoire du manteau neigeux, l'irruption d'une incertitude sera propagée par le modèle d'évolution tout au long de la saison.

De son côté, l'assimilation de données a pour objectif de guider un modèle d'évolution à partir d'observations du système étudié. Son application avec le modèle Crocus est attendue pour améliorer ses simulations. Ces travaux de thèse s'appuient sur les compétences de l'équipe MEOM du LGGE qui, depuis près de 25 ans, développe les méthodes d'assimilation de données en océanographie.

Parmi les observations du manteau neigeux, les réflectances multi-spectrales optiques n'ont jamais été utilisées dans un cadre d'assimilation. Définies simplement pour une longueur d'onde donnée comme le ratio d'énergie réfléchie par la surface sur l'énergie incidente, ces réflectances sont sensibles à certaines propriétés physiques du couvert nival. De nombreux satellites, tel que MODIS, permettent de les mesurer avec de bonnes résolutions spatiales et temporelles. Les réflectances visibles et infrarouges sont ainsi adaptées pour des applications en zones de montagne. Le nouveau schéma radiatif de Crocus est capable de simuler ces mêmes grandeurs rendant possible leur assimilation.

Les travaux de cette thèse cherchent ainsi à évaluer la synergie de tous ces outils et méthodes dans un objectif commun : l'amélioration des estimations du manteau neigeux saisonnier par l'assimilation de réflectances optiques dans le modèle Crocus. Pour y parvenir, nous nous sommes appliqués à répondre à deux questions essentielles :

– Les réflectances optiques satellitaires possèdent-elles un contenu informatif capable de contraindre efficacement le modèle Crocus ?

– Quels sont les obstacles à surmonter pour parvenir à l'assimilation effective des réflectances optiques mesurées par satellites ?

Nous revenons, ci-dessous, sur les principaux éléments de réponse que ce travail de thèse a apporté au dit questionnement.

- **L'assimilation des réflectances optiques permet d'améliorer les estimations du manteau neigeux.**

Cette conclusion a été démontrée en assimilant dans Crocus des données virtuelles dans un premier temps, puis des données réelles dans un second temps. Pour s'adapter aux caractéristiques spécifiques du problème, le système d'assimilation a mis en jeu un filtre particulaire pour l'analyse et une méthode de perturbations stochastiques des forçages météorologiques pour simuler l'incertitude de modélisation.

- **La distribution temporelle des observations est un élément-clé pour l'efficacité de l'assimilation.**

D'une part, la disponibilité des observations MODIS est dépendante des jours de ciel clair et, d'autre part, leur contenu en informations est fortement diminué après une chute de neige fraîche induisant de fortes valeurs de réflectances et masquant la neige sous-jacente.

- **Le nombre de bandes n'apparaît pas comme un facteur décisif, mais deux bandes au minimum sont nécessaires.**

Sans surprise, l'assimilation combinée de réflectances dans les domaines visible et infrarouge permet une meilleure estimation du manteau neigeux. L'augmentation du nombre de bandes utilisées n'améliore pas sensiblement les résultats.

- **La qualité des estimations du manteau neigeux est dépendante des caractéristiques des erreurs dans les observations assimilées.**

Une mauvaise caractérisation des erreurs et la présence de biais dans les observations sont deux facteurs de fortes détériorations des estimations du manteau neigeux. Un contrôle qualité des observations assimilées doit être effectué pour réduire l'utilisation d'observations de mauvaise qualité et/ou d'information redondante dans les différentes réflectances d'un même domaine spectral.

Limites et perspectives

Vers un diagnostic du risque avalancheux

Une perspective à court terme est de s'intéresser à l'impact de l'assimilation des réflectances sur les propriétés internes du manteau neigeux. L'information physique contenue dans les réflectances reflète les caractéristiques du manteau neigeux sur ses premiers centimètres. L'assimilation régulière dans le temps devrait pouvoir améliorer non seulement les estimations de la profondeur et de la masse du manteau neigeux mais également ses propriétés internes conduisant donc potentiellement à l'amélioration de la prévision de la stabilité du manteau neigeux.

Toutefois, l'analyse d'un ensemble de profils Crocus par les nivologues n'est pas triviale. Ces profils peuvent contenir les mêmes horizons stratigraphiques mais l'épaisseur des strates peut varier. Pour répondre à cette difficulté, une méthode est développée au CEN pour synthétiser automatiquement plusieurs profils en un profil représentatif (Hagenmuller and Pilloix, 2016). Cette approche pourrait ainsi être utilisée pour dégager de l'ensemble une information exploitable au diagnostic du risque.

Les erreurs modèle

Notre étude repose sur l'hypothèse que la seule source d'incertitudes de Crocus est liée aux forçages météorologiques en entrée du modèle. Pour représenter ces erreurs, nous nous servons d'une méthode de perturbations stochastiques. La possibilité d'améliorer les estimations du manteau neigeux à l'aide de réflectances optiques étant vérifiée, il serait désormais judicieux de travailler sur ces deux sujets en vue d'améliorer l'efficacité de l'assimilation.

Premièrement, il convient de considérer les incertitudes dérivées de la physique du modèle. Pour cela, un ensemble multi-physique est en cours de développement au CEN. Pour chaque processus physique de Crocus (dépôt de neige fraîche, métamorphisme, sublimation, tassement, conductivité, bilan radiatif ...), l'usage des différentes paramétrisations déjà présentes au

sein du modèle et/ou l'implémentation de nouvelles options physiques permet de représenter ce type d'erreur.

Deuxièmement, l'utilisation d'ensembles météorologiques issus de modèles atmosphériques est à envisager pour améliorer la représentation des incertitudes sur ces forçages. Pour cela, nous pourrions nous appuyer sur les outils développés et utilisés par Météo France tels que les modèles atmosphériques AROME ou ARPEGE. Des prévisions d'ensemble sont disponibles pour ces deux modèles. La prévision d'ensemble ARPEGE (PE-ARP) fournit un ensemble de 35 membres à une résolution spatiale de 7.5 km. Cet ensemble a déjà été utilisé avec Crocus pour évaluer l'apport sur la prévision du risque avalancheux (Vernay et al., 2015). La PE-AROME comprend 12 membres à une résolution de 2.5 km. Pour une utilisation avec Crocus, des méthodes de descentes d'échelle devront être employées.

Des modèles de chimie-transport sont également nécessaires pour considérer le dépôt sec et humide des impuretés comme un forçage à part entière. Le modèle MOCAGE, décrivant l'évolution de la composition chimique de l'atmosphère, peut, à ce titre, être couplé aux modèles météorologiques pour modéliser ces processus. Le schéma d'impuretés de Crocus doit être lui-aussi amélioré afin de modéliser correctement leur évolution au sein du manteau neigeux. C'est le sujet d'une thèse débutée cet automne au CEN.

La combinaison des ensembles météorologiques et multi-physiques devrait être en mesure de représenter plus précisément les erreurs des simulations Crocus. Pour une utilisation avec un filtre particulaire, le nombre de membres nécessaires devra être examiné pour trouver un équilibre entre les coûts de calculs et l'efficacité du filtre.

Assimilation distribuée

L'assimilation spatialisée est évidemment un travail à mener à court terme. Analyser le système d'assimilation en un point est une approche méthodique pour évaluer les résultats de l'assimilation mais c'est également se limiter à des conditions uniques. Il est possible que pour le pixel considéré dans nos travaux des facteurs non présagés perturbent les analyses. Cependant, l'assimilation distribuée est un vrai défi étant donné la diversité dans les données comparées. Les données météorologiques sont à l'échelle du massif (voire plus encore), les simulations Crocus caractérisent une pente, une altitude et une orientation et les observations satellitaires informent sur la dimension du pixel.

Une modélisation de l'information intra-pixellaire sera nécessaire pour espérer considérer l'hétérogénéité spatiale du manteau neigeux (e.g. effets topographiques, transport de neige). Sur un domaine 2D, il faudra être en mesure de combiner un ensemble représentant les incertitudes Crocus (ensemble multi-physiques et météorologiques), les modèles TARTES/Crocus et des données de réflectances. La couverture nuageuse impactant la répartition spatiale des pixels disponibles sera évidemment un élément à analyser en premier lieu.

Le réseau de mesures *in situ* nivo-météorologiques et Nivôse de Météo France serviront à évaluer les résultats de l'assimilation.

Les données assimilées

Les incertitudes dans les données MODIS ne permettent pas encore leur assimilation effective dans Crocus. La conversion par l'algorithme MODImLAB de réflectances TOA en réflectances de surface semble introduire ces erreurs. Suite à ces résultats, nos efforts partagés avec P. Sirguey (le développeur de MODImLAB) ont mené à l'ajustement de certains paramètres du code MODImLAB entraînant l'amélioration de la dernière mise à jour. Il serait nécessaire d'approfondir ce travail de manière à déterminer l'origine des erreurs dans le traitement atmosphérique de l'algorithme. Dès lors, de nouveaux essais d'assimilation des données MODIS devront être réalisés pour démontrer la possibilité de parvenir à de meilleures estimations du manteau neigeux à l'aide de données satellitaires.

L'imageur MODIS a largement dépassé son espérance de vie estimée et d'autres mesures de réflectances sont maintenant accessibles. Le système d'assimilation développé dans ces travaux permet sans difficulté de tester différents jeux de données. Les mesures des récents capteurs embarqués tels que VIIRS (satellite : Suomi NPP) ou MSI (satellite : Sentinel-2) sont disponibles depuis peu avec des propriétés intéressantes pour l'étude du couvert nival. MODImLAB sera d'ailleurs bientôt adapté pour ces mesures. Toutefois, il serait également pertinent de réaliser les corrections atmosphériques en se basant sur les modèles de prévisions numériques du temps.

L'assimilation d'autres données de natures différentes devrait permettre, au minimum, de pallier les limites principales des données optiques (mesure en ciel clair et de jour uniquement). En particulier, les données micro-ondes actives ont la capacité de mesurer de jour comme de nuit et à travers les nuages. Deux satellites, Sentinel-1A et Sentinel-1B, sont désormais en orbite embarquant chacun un radar C-SAR. La résolution spatiale de ce capteur peut atteindre 5 m et la configuration opérationnelle de ces deux satellites offrira l'observation d'une même zone tous les 6 jours. Pour permettre leur utilisation, il faudra cependant compter sur un modèle électromagnétique de rétrodiffusion de bonne qualité. Le modèle communautaire SMRT, actuellement en cours de développement, couplé à Crocus pourrait être une piste intéressante pour réaliser ce type d'assimilation.

Les mesures de hauteur de neige réalisées quotidiennement dans les Alpes pourraient être utilisées comme données assimilées. Néanmoins, la couverture *in situ* ne sera jamais suffisante pour contraindre Crocus à l'échelle d'un massif. Ces données devront donc être exploitées en parallèle de l'assimilation de réflectances satellitaires. La propagation horizontale de l'information délivrée par les mesures *in situ* sera alors à étudier. Une alternative est également envisageable à partir des nouvelles perspectives dans l'acquisition de cartes satellitaires de hauteurs de neige (Marti et al., 2016).

Encore peu étudiées dans un cadre d'assimilation, des observations par satellites de la température de surface ont peut-être le potentiel pour améliorer les estimations du manteau neigeux. Des expériences sont à réaliser pour le vérifier et dans le cas positif, il serait envisageable de les combiner à l'assimilation des réflectances optiques.

Enfin, comme évoqué dans ces travaux, des méthodes de contrôle qualité sont nécessaires pour améliorer la précision des estimations Crocus en filtrant les données assimilées. C'est à mon avis une priorité dans les perspectives à court terme de la poursuite de ces travaux.

A long terme, en fonction des avancées sur toutes ces possibilités, nous pouvons envisager avec confiance le développement d'une plate-forme d'assimilation où un grand nombre d'observations pourraient être recueillies, analysées, filtrées et assimilées de façons combinées pour profiter du maximum d'informations et contraindre Crocus. Dans un objectif de réduction du risque d'avalanche, cette plate-forme pourrait également intégrer des mesures *in situ* réalisées par les pratiquants de la montagne. Et, dans un objectif de prévention du risque avalanche, elle pourrait également fournir un temps réel, selon la localisation géographique du demandeur, une estimation du manteau neigeux et de son risque possible de déstabilisation à l'échelle d'un massif.

Il reste encore beaucoup de travail à accomplir avant une mise en opérationnel pour les besoins de Météo France. Il me semble néanmoins que les résultats obtenus ainsi que les enseignements tirés de ces travaux répondent sans aucun doute aux attentes de Météo France sur le potentiel de l'assimilation de réflectances satellitaires. Les efforts et ressources à déployer pour parvenir à un tel objectif sont dorénavant justifiés et garantis de succès. Que ce soit dans l'amélioration des prévisions du risque avalancheux, des connaissances scientifiques ou par ses besoins d'interactions de différentes équipes de recherche, ce sujet tient un bel avenir devant lui.

Bibliographie

Anderson, E. A.: A point energy and mass balance model of a snow cover, Tech. rep., office of Hydrology – National Weather Service, 1976. 48

Anderson, E. A.: National Weather Service river forecast system: Snow accumulation and ablation model, vol. 17, US Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Weather Service, 1973. 48, 70, 91

Andreadis, K. M. and Lettenmaier, D. P.: Assimilating remotely sensed snow observations into a macroscale hydrology model, Advances in Water Resources, 29, 872–886, doi:10.1016/j.advwatres.2005.08.004, 2006. 76, 77, 79, 82, 83, 84, 116, 239

Andreadis, K. M., Liang, D., Tsang, L., Lettenmaier, D. P., and Josberger, E. G.: Characterization of errors in a coupled snow hydrology-microwave emission model, Journal of Hydrometeorology, 9, 149–164, 2008. 87

Aoki, T., Hachikubo, A., and Hori, M.: Effects of snow physical parameters on shortwave broadband albedos, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 108, n/a–n/a, doi:10.1029/2003JD003506, URL http://dx.doi.org/10.1029/2003JD003506, 4616, 2003. 80

Armstrong, R. L. and Brun, E.: Snow and climate: physical processes, surface energy exchange and modeling, Cambridge University Press, 2008. 21, 80

Arsenault, K. R., Houser, P. R., De Lannoy, G. J., and Dirmeyer, P. A.: Impacts of snow cover fraction data assimilation on modeled energy and moisture budgets, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 118, 7489–7504, 2013. 76, 78, 79, 80

Bamler, R. and Hartl, P.: Synthetic aperture radar interferometry, Inverse Problems, 14, R1, URL http://stacks.iop.org/0266-5611/14/i=4/a=001, 1998. 88

Barnes, W. L., Pagano, T. S., and Salomonson, V. V.: Prelaunch characteristics of the moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) on EOS-AM1, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 36, 1088–1100, 1998. 24, 42

Barrett, A. P.: National operational hydrologic remote sensing center snow data assimilation system (SNODAS) products at NSIDC, National Snow and Ice Data Center, Cooperative Institute for Research in Environmental Sciences, doi:http://dx.doi.org/10.7265/N5TB14TC, 2003. 71, 74

Bartelt, P. and Lehning, M.: A physical SNOWPACK model for the Swiss avalanche warning: Part I: numerical model, Cold Regions Science and Technology, 35, 123–145, doi:10.1016/S0165-232X(02)00074-5, 2002. 49

Bazile, E., El Haiti, M., Bogatchev, A., and Spiridonov, V.: Improvement of the snow parametrisation in ARPEGE/ALADIN, in: Proceedings of SRNWP/HIRLAM Workshop on surface processes, turbulence and mountain effects, 22-24 October 2001, Madrid, HIRLAM 5 Project,14-19, 2002. 48

Bengtsson, T., Snyder, C., and Nychka, D.: Toward a nonlinear ensemble filter for high-dimensional systems, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 108, 2003. 95

Bergman, M. and Delleur, J.: KALMAN FILTER ESTIMATION AND PREDICTION OF DAILY STREAM FLOWS: I. REVIEW, ALGORITHM, AND SIMULATION EXPERIMENTS1, 1985. 70

Bertino, L., Evensen, G., and Wackernagel, H.: Sequential data assimilation techniques in oceanography, International Statistical Review, 71, 223–241, 2003. 70

Best, M. J., Pryor, M., Clark, D. B., Rooney, G. G., Essery, R. L. H., Ménard, C. B., Edwards, J. M., Hendry, M. A., Porson, A., Gedney, N., Mercado, L. M., Sitch, S., Blyth, E., Boucher, O., Cox, P. M., Grimmond, C. S. B., and Harding, R. J.: The Joint UK Land Environment Simulator (JULES), model description â€“ Part 1: Energy and water fluxes, Geoscientific Model Development, 4, 677–699, doi:10.5194/gmd-4-677-2011, URL http://www.geosci-model-dev.net/4/677/2011/, 2011. 48

Blöschl, G.: Scaling issues in snow hydrology, Hydrological Processes, 13, 2149–2175, doi:10.1002/(SICI)1099-1085(199910)13:14/15<2149::AID-HYP847>3.0.CO;2-8, URL http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1099-1085(199910)13:14/15<2149::AID-HYP847>3.0.CO;2-8, 1999. 72

Bocquet, M.: Introduction to the principles and methods of data assimilation in geosciences, lecture notes, 14 January 2014 - 17 February 2014, ENSTA ParisTech et École des Ponts ParisTech, Revision 0.19, 2016. 65, 239

Bocquet, M., Pires, C. A., and Wu, L.: Beyond Gaussian Statistical Modeling in Geophysical Data Assimilation, Monthly Weather Review, 138, 2997–3023, doi:10.1175/2010MWR3164.1, 2010. 68

Bolzern, P., Ferrario, M., and Fronza, G.: Adaptive real-time forecast of river flow-rates from rainfall data, Journal of Hydrology, 47, 251–267, 1980. 70

Bonan, G. B., Oleson, K. W., Vertenstein, M., Levis, S., Zeng, X., Dai, Y., Dickinson, R. E., and Yang, Z.-L.: The land surface climatology of the community land model coupled to the NCAR community climate model*, Journal of climate, 15, 3123–3149, 2002. 48, 70, 78

Boone, A.: Modélisation des processus hydrologiques dans le schéma de surface ISBA: Inclusion d'un réservoir hydrologique, inclusion du gel et modélisation de la neige, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier, Toulouse, 2000. 48, 54

Boone, A. and Etchevers, P.: An intercomparison of three snow schemes of varying complexity coupled to the same land surface model: Local-scale evaluation at an Alpine site, Journal of Hydrometeorology, 2, 374–394, doi:http://dx.doi.org/10.1175/1525-7541(2001)002<0374:AIOTSS>2.0.CO;2, 2001. 48

Brankart, J.-M., Cosme, E., Testut, C.-E., Brasseur, P., and Verron, J.: Efficient adaptive error parameterizations for square root or ensemble Kalman filters: application to the control of ocean mesoscale signals, Monthly Weather Review, 138, 932–950, 2010. 70

Bras, R. L. and Rodríguez-Iturbe, I.: Network design for the estimation of areal mean of rainfall events, Water Resources Research, 12, 1185–1195, 1976. 70

Brasnett, B.: A global analysis of snow depth for numerical weather prediction, Journal of Applied Meteorology, 38, 726–740, 1999. 71, 74

Brasseur, P. and Verron, J.: The SEEK filter method for data assimilation in oceanography: a synthesis, Ocean Dynamics, 56, 650–661, 2006. 70

Brazil, L.: Multilevel calibration strategy for complex hydrologic simulation models, US Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Weather Service, Office of Hydrology, 1989. 70

Brown, R., Bartlett, P., MacKay, M., and Verseghy, D.: Evaluation of snow cover in CLASS for SnowMIP, Atmosphere-Ocean, 44, 223–238, doi:10.3137/ao.440302, URL http://dx.doi.org/10.3137/ao.440302, 2006. 48

Brown, R. D., Brasnett, B., and Robinson, D.: Gridded North American monthly snow depth and snow water equivalent for GCM evaluation, Atmosphere-Ocean, 41, 1–14, 2003. 74

Brubaker, K. L., Jasinski, M., Chang, A. T., and Josberger, E.: Interpolating sparse surface measurements for calibration and validation of satellite-derived snow water equivalent in Russian Siberia, IAHS PUBLICATION, pp. 93–98, 2001. 24

Brun, E., Martin, E., Simon, V., Gendre, C., and Coléou, C.: An energy and mass model of snow cover suitable for operational avalanche forecasting, J. Glaciol., 35, 333 – 342, 1989. 21, 49

Brun, E., David, P., Sudul, M., and Brunot, G.: A numerical model to simulate snow-cover stratigraphy for operational avalanche forecasting, J. Glaciol., 38, 13 – 22, URL http://refhub.elsevier.com/S0165-232X(14)00138-4/rf0155, 1992. 21, 49, 51, 109

Buehner, M.: Ensemble-derived stationary and flow-dependent background-error covariances: Evaluation in a quasi-operational NWP setting, Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 131, 1013–1043, doi:10.1256/qj.04.15, URL http://dx.doi.org/10.1256/qj.04.15, 2005. 68

Bühler, Y., Marty, M., Egli, L., Veitinger, J., Jonas, T., Thee, P., and Ginzler, C.: Snow depth mapping in high-alpine catchments using digital photogrammetry, The Cryosphere, 9, 229–243, doi:10.5194/tc-9-229-2015, URL http://www.the-cryosphere.net/9/229/2015/, 2015. 125

Burn, D. H. and McBean, E. A.: River flow forecasting model for Sturgeon River, Journal of Hydraulic Engineering, 111, 316–333, 1985. 70

Calonne, N., Flin, F., Morin, S., Lesaffre, B., du Roscoat, S. R., and Geindreau, C.: Numerical and experimental investigations of the effective thermal conductivity of snow, Geophysical Research Letters, 38, n/a–n/a, doi:10.1029/2011GL049234, URL http://dx.doi.org/10.1029/2011GL049234, l23501, 2011. 31

Campbell, J. B. and Wynne, R. H.: Introduction to remote sensing, Guilford Press, 2011. 26

Carlson, R. F., Norton, W., and McDougall, J.: Modeling snowmelt runoff in an arctic coastal plain, Tech. rep., University of Alaska, Institute of Water Resources, 1974. 70

Carmagnola, C. M., Domine, F., Dumont, M., Wright, P., Strellis, B., Bergin, M., Dibb, J., Picard, G., Libois, Q., Arnaud, L., and Morin, S.: Snow spectral albedo at Summit, Greenland: measurements and numerical simulations based on physical and chemical properties of the snowpack, The Cryosphere, 7, 1139–1160, doi:10.5194/tc-7-1139-2013, URL http://www.the-cryosphere.net/7/1139/2013/, 2013. 37

Carmagnola, C. M., Morin, S., Lafaysse, M., Domine, F., Lesaffre, B., Lejeune, Y., Picard, G., and Arnaud, L.: Implementation and evaluation of prognostic representations of the optical diameter of snow in the SURFEX/ISBA-Crocus detailed snowpack model, The Cryosphere, 8, 417–437, doi:10.5194/tc-8-417-2014, URL http://www.the-cryosphere.net/8/417/2014/, 2014. 50, 54

Carroll, T., Cline, D., Olheiser, C., Rost, A., Nilsson, A., Fall, G., Bovitz, C., and Li, L.: NOAA's national snow analyses, in: Proceedings of the 74th Annual Meeting of the Western Snow Conference, vol. 74, p. 13, 2006. 71, 74

Carroll, T. R.: A procedure to incorporate snow course data into the National Weather Service River Forecast System, in: Proceedings of the Workshop on Modelling of Snow Cover Runoff, 1978. 70

Chang, A., Foster, J., Hall, D., Rango, A., and Hartline, B.: Snow water equivalent estimation by microwave radiometry, Cold Regions Science and Technology, 5, 259 – 267, doi:http://dx.doi.org/10.1016/0165-232X(82)90019-2, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0165232X82900192, 1982. 81

Charrois, L., Cosme, E., Dumont, M., Lafaysse, M., Morin, S., Libois, Q., and Picard, G.: On the assimilation of optical reflectances and snow depth observations into a detailed snowpack model, The Cryosphere, 10, 1021–1038, doi:10.5194/tc-10-1021-2016, URL http://www.the-cryosphere.net/10/1021/2016/, 2016. 103

Che, T., Li, X., Jin, R., and Huang, C.: Assimilating passive microwave remote sensing data into a land surface model to improve the estimation of snow depth, Remote Sensing of Environment, 143, 54 – 63, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.009, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425713004495, 2014. 88, 90, 93, 115

Cherkauer, K. A., Bowling, L. C., and Lettenmaier, D. P.: Variable infiltration capacity cold land process model updates, Global and Planetary Change, 38, 151 – 159, doi:http://dx.doi.org/10.1016/S0921-8181(03)00025-0, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921818103000250, project for Intercomparison of Land-surface Parameterization Schemes, Phase 2(e), 2003. 70, 76

Chiu, C.-L.: Applications of Kalman filter to hydrology, hydraulics, and water resources: proceedings of AGU Chapman Conference, held at University of Pittsburgh, Pittsburgh, Pennsylvania, USA, May 22-24, 1978., in: American Geophysical Union (USA). American Geophysical Union Chapman Conference on Applications of Kalman Filtering Theory and Technique to Hydrology, Hydraulics, and Water Resources. University of Pittsburgh (USA). 22-24 May 1978., 1978. 70

Christopherson, R. W.: Geosystem: An Introduction to Physical Geography, Prentice Hall PTR, 2000. 35, 237

Clark, M. P., Slater, A. G., Barrett, A. P., Hay, L. E., McCabe, G. J., Rajagopalan, B., and Leavesley, G. H.: Assimilation of snow covered area information into hydrologic and land-surface models, Advances in water resources, 29, 1209–1221, 2006. 77

Cooper, D. M. and Wood, E. F.: Identification of multivariate time series and multivariate input-output models, Water Resources Research, 18, 937–946, 1982. 70

Cordisco, E., Prigent, C., and Aires, F.: Snow characterization at a global scale with passive microwave satellite observations, Journal of Geophysical Research: Atmospheres (1984–2012), 111, doi:10.1029/2005JD006773, 2006. 24, 82

Cosme, E., Brankart, J.-M., Verron, J., Brasseur, P., and Krysta, M.: Implementation of a reduced rank square-root smoother for high resolution ocean data assimilation, Ocean Modelling, 33, 87–100, 2010. 70

Daley, R.: Atmospheric data analysis, 2, Cambridge university press, 1993. 69

Day, G. N.: A methodology for updating a conceptual snow model with snow measurements, US Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Weather Service, Office of Hydrology, 1990. 71

De Lannoy, G. J. M., Reichle, R. H., Arsenault, K. R., Houser, P. R., Kumar, S., Verhoest, N. E. C., and Pauwels, V. R. N.: Multiscale assimilation of Advanced Microwave Scanning Radiometer–EOS snow water equivalent and Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer snow cover fraction observations in northern Colorado, Water Resources Research, 48, doi:10.1029/2011WR010588, URL http://dx.doi.org/10.1029/2011WR010588, w01522, 2012. 78, 79, 83, 84, 85, 86, 87

de Rosnay, P., Balsamo, G., Albergel, C., Muñoz-Sabater, J., and Isaksen, L.: Initialisation of land surface variables for numerical weather prediction, Surveys in Geophysics, 35, 607–621, doi:10.1007/s10712-012-9207-x, 2012. 91

Dechant, C. and Moradkhani, H.: Radiance data assimilation for operational snow and streamflow forecasting, Advances in Water Resources, 34, 351–364, doi:10.1016/j.advwatres.2010.12.009, 2011. 88, 90, 91, 92

Decharme, B., Brun, E., Boone, A., Delire, C., Le Moigne, P., and Morin, S.: Impacts of snow and organic soils parameterization on northern Eurasian soil temperature profiles simulated by the ISBA land surface model, The Cryosphere, 10, 853–877, doi:10.5194/tc-10-853-2016, URL http://www.the-cryosphere.net/10/853/2016/, 2016. 48

Deodatis, G. and Shinozuka, M.: Auto-regressive model for nonstationary stochastic processes, Journal of Engineering Mechanics, 114, 1995–2012, doi:http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(1988)114:11(1995), 1988. 106

Derksen, C., Walker, A., LeDrew, E., and Goodison, B.: Combining SMMR and SSM/I Data for Time Series Analysis of Central North American Snow Water Equivalent, Journal of Hydrometeorology, 4, 304–316, doi:10.1175/1525-7541(2003)4<304:CSAIDF>2.0.CO;2, URL http://dx.doi.org/10.1175/1525-7541(2003)4<304:CSAIDF>2.0.CO;2, 2003. 84

Doherty, S. J., Grenfell, T. C., Forsström, S., Hegg, D. L., Brandt, R. E., and Warren, S. G.: Observed vertical redistribution of black carbon and other insoluble light-absorbing particles in melting snow, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 118, 5553–5569, doi:10.1002/jgrd.50235, URL http://dx.doi.org/10.1002/jgrd.50235, 2013. 33

Domine, F., Salvatori, R., Legagneux, L., Salzano, R., Fily, M., and Casacchia, R.: Correlation between the specific surface area and the short wave infrared (SWIR) reflectance of snow, Cold Regions Science and Technology, 46, 60–68, 2006. 32

Dong, J., Walker, J. P., and Houser, P. R.: Factors affecting remotely sensed snow water equivalent uncertainty, Remote Sensing of Environment, 97, 68–82, doi:10.1016/j.rse.2005.04.010, 2005. 31, 82

Dong, J., Walker, J. P., Houser, P. R., and Sun, C.: Scanning multichannel microwave radiometer snow water equivalent assimilation, Journal of Geophysical Research: Atmospheres (1984–2012), 112, doi:10.1029/2006JD007209, 2007. 24, 82, 83

Douville, H., Royer, J. F., and Mahfouf, J. F.: A new snow parameterization for the Météo-France climate model, Climate Dynamics, 12, 21–35, doi:10.1007/BF00208760, URL http://dx.doi.org/10.1007/BF00208760, 1995. 48

Drusch, M., Vasiljevic, D., and Viterbo, P.: ECMWF's global snow analysis: Assessment and revision based on satellite observations, Journal of Applied Meteorology, 43, 1282–1294, doi:10.1175/1520-0450(2004)043<1282:EGSAAA>2.0.CO;2, 2004. 71, 74

Dumont, M.: Détermination de l'albédo des surfaces enneigées par télédétection: application à la reconstruction du bilan de masse du glacier de Saint Sorlin, Ph.D. thesis, Université Paris-Est, 2010. 39

Dumont, M., Brissaud, O., Picard, G., Schmitt, B., Gallet, J.-C., and Arnaud, Y.: High-accuracy measurements of snow Bidirectional Reflectance Distribution Function at visible and NIR wavelengths – comparison with modelling results, Atmospheric Chemistry and Physics, 10, 2507–2520, doi:10.5194/acp-10-2507-2010, URL http://www.atmos-chem-phys.net/10/2507/2010/, 2010. 46

Dumont, M., Sirguey, P., Arnaud, Y., and Six, D.: Monitoring spatial and temporal variations of surface albedo on Saint Sorlin Glacier (French Alps) using terrestrial photography, The Cryosphere, 5, 759–771, doi:10.5194/tc-5-759-2011, URL http://www.the-cryosphere.net/5/759/2011/, 2011. 26, 46

Dumont, M., Durand, Y., Arnaud, Y., and Six, D.: Variational assimilation of albedo in a snowpack model and reconstruction of the spatial mass-balance distribution of an alpine glacier, J. Glaciol., 58(207), 151 – 164, doi:10.3189/2012JoG11J163, 2012a. 26, 46, 80, 81, 114

Dumont, M., Gardelle, J., Sirguey, P., Guillot, A., Six, D., Rabatel, A., and Arnaud, Y.: Linking glacier annual mass balance and glacier albedo retrieved from MODIS data, The Cryosphere, 6, 1527–1539, doi:10.5194/tc-6-1527-2012, URL http://www.the-cryosphere.net/6/1527/2012/, 2012b. 45, 47, 134

Dumont, M., Brun, E., Picard, G., Michou, M., Libois, Q., Petit, J., Geyer, M., Morin, S., and Josse, B.: Contribution of light-absorbing impurities in snow to Greenland/'s darkening since 2009, Nature Geoscience, 7, 509–512, doi:10.1038/ngeo2180, 2014. 33

Dumont, M., Arnaud, L., Picard, G., Libois, Q., Lejeune, Y., Nabat, P., Voisin, D., and Morin, S.: In situ continuous spectroscopy of an alpine snowpack, unpublished, 2016. 151

Durand, M. and Liu, D.: The need for prior information in characterizing snow water equivalent from microwave brightness temperatures, Remote Sensing of Environment, 126, 248–257, doi:10.1016/j.rse.2011.10.015, 2012. 89

Durand, M. and Margulis, S. A.: Feasibility test of multifrequency radiometric data assimilation to estimate snow water equivalent, Journal of Hydrometeorology, 7, 443–457, doi:10.1175/JHM502.1, 2006. 87, 90

Durand, M. and Margulis, S. A.: Correcting first-order errors in snow water equivalent estimates using a multifrequency, multiscale radiometric data assimilation scheme, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 112, doi:10.1029/2006JD008067, 2007. 89, 90

Durand, M. and Margulis, S. A.: Effects of uncertainty magnitude and accuracy on assimilation of multiscale measurements for snowpack characterization, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 113, doi:10.1029/2007JD008662, 2008. 88, 89, 90

Durand, M., Kim, E. J., and Margulis, S. A.: Radiance assimilation shows promise for snowpack characterization, Geophysical Research Letters, 36, doi:10.1029/2008GL035214, 2009. 87, 88, 89, 90, 93, 106

Durand, M., Kim, E. J., Margulis, S. A., and Molotch, N. P.: A first-order characterization of errors from neglecting stratigraphy in forward and inverse passive microwave modeling of snow, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 8, 730–734, doi:10.1109/LGRS.2011.2105243, 2011. 89

Durand, Y., Brun, E., Mérindol, L., Guyomarc'h, G., Lesaffre, B., and Martin, E.: A meteorological estimation of relevant parameters for snow models, Annals of Glaciology, 18, 65–71, doi:doi:10.3198/1993AoG18-1-65-71, URL http://www.igsoc.org/annals/18/igs_annals_vol18_year1993_pg65-71.html, 1993. 54

Eggleston, K. O., Israelsen, E. K., and Riley, J. P.: Hybrid computer simulation of the accumulation and melt processes in a snowpack, 1971. 70

Ek, M., Mitchell, K., Lin, Y., Rogers, E., Grunmann, P., Koren, V., Gayno, G., and Tarpley, J.: Implementation of Noah land surface model advances in the National Centers for Environmental Prediction operational mesoscale Eta model, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 108, doi:10.1029/2002JD003296, 2003. 70

Essery, R. and Pomeroy, J.: Implications of spatial distributions of snow mass and melt rate for snow-cover depletion: theoretical considerations, Annals of Glaciology, 38, 261–265, doi:doi:10.3189/172756404781815275, 2004. 76, 77

Essery, R., Morin, S., Lejeune, Y., and Menard, C. B.: A comparison of 1701 snow models using observations from an alpine site, Advances in water resources, 55, 131–148, doi:10.1016/j.advwatres.2012.07.013, 2013. 21, 22, 54, 94, 103

Etchevers, P., Golaz, C., Habets, F., and Noilhan, J.: Impact of a climate change on the Rhone river catchment hydrology, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 107, ACL 6–1–ACL 6–18, doi:10.1029/2001JD000490, 2002. 21

Etchevers, P., Martin, E., Brown, R., Fierz, C., Lejeune, Y., Bazile, E., Boone, A., Dai, Y.-J., Essery, R., Fernandez, A., Gusev, Y., Jordan, R., Koren, V., Kowalczyk, E., Nasonova, N. O., Pyles, R. D., Schlosser, A., Shmakin, A. B., Smirnova, T. G., Strasser, U., Verseghy, D., Yamazaki, T., and Yang, Z.-L.: Validation of the energy budget of an alpine snowpack simulated by several snow models (SnowMIP project), Annals of Glaciology, 38, 150–158, doi:doi:10.3189/172756404781814825, URL http://www.ingentaconnect.com/content/igsoc/agl/2004/00000038/00000001/art00026, 2004. 49

Evensen, G.: Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics, Journal of Geophysical Research: Oceans, 99, 10 143–10 162, doi:10.1029/94JC00572, 1994. 67

Fierz, C., Armstrong, R. L., Durand, Y., Etchevers, P., Greene, E., McClung, D. M., Nishimura, K., Satyawali, P. K., and Sokratov, S. A.: The international classification for seasonal snow on the ground, vol. 25, UNESCO/IHP Paris, 2009. 18

Flanner, M. G., Zender, C. S., Hess, P. G., Mahowald, N. M., Painter, T. H., Ramanathan, V., and Rasch, P. J.: Springtime warming and reduced snow cover from carbonaceous particles, Atmospheric Chemistry and Physics, 9, 2481–2497, doi:10.5194/acp-9-2481-2009, URL http://www.atmos-chem-phys.net/9/2481/2009/, 2009. 33

Flanner, M. G., Liu, X., Zhou, C., Penner, J. E., and Jiao, C.: Enhanced solar energy absorption by internally-mixed black carbon in snow grains, Atmospheric Chemistry and Physics, 12, 4699–4721, doi:10.5194/acp-12-4699-2012, URL http://www.atmos-chem-phys.net/12/4699/2012/, 2012. 33

Fletcher, S. J., Liston, G. E., Hiemstra, C. A., and Miller, S. D.: Assimilating MODIS and AMSR-E Snow Observations in a Snow Evolution Model, Journal of Hydrometeorology, 13, 1475–1492, doi:10.1175/JHM-D-11-082.1, URL http://dx.doi.org/10.1175/JHM-D-11-082.1, 2012. 79, 83, 84, 86

Fortin, V., Abaza, M., Anctil, F., and Turcotte, R.: Why should ensemble spread match the RMSE of the ensemble mean, Journal of Hydrometeorology, 15, 1708–1713, doi:http://dx.doi.org/10.1175/JHM-D-14-0008.1, 2014. 111

Foster, J., Chang, A., and Hall, D.: Comparison of snow mass estimates from a prototype passive microwave snow algorithm, a revised algorithm and a snow depth climatology, Remote Sensing of Environment, 62, 132 – 142, doi:http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00085-0, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425797000850, 1997. 31

Foster, J. et al.: Snow cover conditions in the northern hemisphere during the winter of 1981, Journal of Climatology, 2, 171–183, doi:10.1002/joc.3370020207, 1982. 17

Foster, J. L., Sun, C., Walker, J. P., Kelly, R., Chang, A., Dong, J., and Powell, H.: Quantifying the uncertainty in passive microwave snow water equivalent observations, Remote Sensing of environment, 94, 187–203, doi:10.1016/j.rse.2004.09.012, 2005. 24, 31, 82

Franz, K. J., Hogue, T. S., Barik, M., and He, M.: Assessment of SWE data assimilation for ensemble streamflow predictions, Journal of Hydrology, 519, Part D, 2737 – 2746, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.07.008, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169414005253, 2014. 71, 74

Fréville, H., Brun, E., Picard, G., Tatarinova, N., Arnaud, L., Lanconelli, C., Reijmer, C., and van den Broeke, M.: Using MODIS land surface temperatures and the Crocus snow model to understand the warm bias of ERA-Interim reanalyses at the surface in Antarctica, The Cryosphere, 8, 1361–1373, doi:10.5194/tc-8-1361-2014, URL http://www.the-cryosphere.net/8/1361/2014/, 2014. 168

Gallet, J.-C., Domine, F., Zender, C. S., and Picard, G.: Measurement of the specific surface area of snow using infrared reflectance in an integrating sphere at 1310 and 1550 nm, The Cryosphere, 3, 167–182, doi:10.5194/tc-3-167-2009, URL http://www.the-cryosphere.net/3/167/2009/, 2009. 32, 39, 40, 132, 238

Gallet, J.-C., Domine, F., Savarino, J., Dumont, M., and Brun, E.: The growth of sublimation crystals and surface hoar on the Antarctic plateau, The Cryosphere, 8, 1205–1215, doi:10.5194/tc-8-1205-2014, URL http://www.the-cryosphere.net/8/1205/2014/, 2014. 21

Georgakakos, K. P., Rajaram, H., and Li, S.: On improved operational hydrologic forecasting of streamflows, Department of Civil and Environmental Engineering and Iowa Institute of Hydraulic Research, the University of Iowa, 1988. 70

Giraud, G.: MEPRA: an expert system for avalanche risk forecasting, in: International Snow Science Workshop, Breckenridge, CO, pp. 97–104, 1992. 26

Gordon, N. J., Salmond, D. J., and Smith, A. F.: Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation, in: IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing), vol. 140, pp. 107–113, IET, 1993. 67, 95, 96

Gottardi, F., Carrier, P., Paquet, E., Laval, M.-T., Gailhard, J., and Garçon, R.: LE NRC: UNE DÉCENNIE DE MESURES DE L'ÉQUIVALENT EN EAU DU MANTEAU NEIGEUX DANS LES MASSIFS MONTAGNEUX FRANÇAIS A decade of snow water equivalent monitoring in the French Mountain ranges, in: Proceedings of International Snow Science Workshop Grenoble – October 07-11, 2013 - Chamonix Mont-Blanc, 2013. 151

Grenfell, T. C. and Warren, S. G.: Representation of a nonspherical ice particle by a collection of independent spheres for scattering and absorption of radiation, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 104, 31 697–31 709, 1999. 32

Grünewald, T., Schirmer, M., Mott, R., and Lehning, M.: Spatial and temporal variability of snow depth and ablation rates in a small mountain catchment, The Cryosphere, 4, 215–225, doi:10.5194/tc-4-215-2010, URL http://www.the-cryosphere.net/4/215/2010/, 2010. 72

Guo, J., Tsang, L., Josberger, E. G., Wood, A. W., Hwang, J.-N., and Lettenmaier, D. P.: Mapping the spatial distribution and time evolution of snow water equivalent with passive microwave measurements, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 41, 612–621, doi:10.1109/TGRS.2003.808907, 2003. 90

Hagenmuller, P. and Pilloix, T.: A new method for comparing and matching snow profiles, application for profiles measured by penetrometers, Frontiers in Earth Science, 4, 52, doi:10.3389/feart.2016.00052, 2016. 172

Hall, D. K. and Riggs, G. A.: Accuracy assessment of the MODIS snow products, Hydrological Processes, 21, 1534–1547, doi:10.1002/hyp.6715, 2007. 44, 84, 104

Hall, D. K., Riggs, G. A., Salomonson, V. V., DiGirolamo, N. E., and Bayr, K. J.: MODIS snow-cover products, Remote sensing of Environment, 83, 181–194, doi:10.1016/S0034-4257(02)00095-0, 2002. 75

Hall, D. K., Riggs, G. A., Foster, J. L., and Kumar, S. V.: Development and evaluation of a cloud-gap-filled {MODIS} daily snow-cover product, Remote Sensing of Environment, 114, 496 – 503, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.007, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425709003162, 2010. 75, 76, 79

Handschin, J. E. and Mayne, D.: Monte Carlo techniques to estimate the conditional expectation in multi-stage non-linear filtering, International Journal of Control, 9, 547–559, doi:10.1080/00207176908905777, URL http://dx.doi.org/10.1080/00207176908905777, 1969. 67

Hansen, J. and Nazarenko, L.: Soot climate forcing via snow and ice albedos, Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 101, 423–428, doi:10.1073/pnas.2237157100, URL http://www.pnas.org/content/101/2/423.abstract, 2004. 33

He, M., Hogue, T. S., Margulis, S. A., and Franz, K. J.: An integrated uncertainty and ensemble-based data assimilation approach for improved operational streamflow predictions, Hydrology and Earth System Sciences, 16, 815–831, doi:10.5194/hess-16-815-2012, URL http://www.hydrol-earth-syst-sci.net/16/815/2012/, 2012. 71, 74

Hino, M.: On-line prediction of hydrologic system, in: Proc., XV Congress of the International Association of Hydraulic Engineering and Research, 1973. 70

Jacobson, M. Z.: 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, n/a–n/a, doi:10.1029/2004JD004945, URL http://dx.doi.org/10.1029/2004JD004945, d21201, 2004. 33

Jordan, R.: A One-Dimensional Temperature Model for a Snow Cover: Technical Documentation for SNTHERM. 89., Tech. rep., Cold Regions Research and Engineering Lab. Hanover NH, 1991. 49

Kalman, R. E.: A new approach to linear filtering and prediction problems, Journal of basic Engineering, 82, 35–45, doi:10.1115/1.3662552, 1960. 65

Kawanishi, T., Sezai, T., Ito, Y., Imaoka, K., Takeshima, T., Ishido, Y., Shibata, A., Miura, M., Inahata, H., and Spencer, R. W.: The Advanced Microwave Scanning Radiometer for the Earth Observing System (AMSR-E), NASDA's contribution to the EOS for global energy and water cycle studies, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41, 184–194, doi:10.1109/TGRS.2002.808331, 2003. 24

Kelly, R. E., Chang, A. T., Tsang, L., and Foster, J. L.: A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 41, 230–242, doi:10.1109/TGRS.2003.809118, 2003. 31, 82

Keshava, N.: A survey of spectral unmixing algorithms, Lincoln Laboratory Journal, 14, 55–78, 2003. 46

Kitagawa, G.: Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models, Journal of computational and graphical statistics, 5, 1–25, URL http://www.jstor.org/stable/1390750, 1996. 67, 95, 98

Kitanidis, P. K. and Bras, R. L.: Real-time forecasting with a conceptual hydrologic model: 2. Applications and results, Water Resources Research, 16, 1034–1044, doi:10.1029/WR016i006p01034, 1980. 70

Klein, A. G. and Stroeve, J.: Development and validation of a snow albedo algorithm for the MODIS instrument, Annals of Glaciology, 34, 45–52, doi:doi:10.3189/172756402781817662, URL http://www.ingentaconnect.com/content/igsoc/agl/2002/00000034/00000001/art00007, 2002. 44

Kolberg, S., Rue, H., and Gottschalk, L.: A Bayesian spatial assimilation scheme for snow coverage observations in a gridded snow model, Hydrology and Earth System Sciences, 10, 369–381, doi:10.5194/hess-10-369-2006, URL http://www.hydrol-earth-syst-sci.net/10/369/2006/, 2006. 77, 79

Koster, R. D., Suarez, M. J., Ducharne, A., Stieglitz, M., and Kumar, P.: A Catchment-Based Approach to Modeling Land Surface Processes in a GCM. Part 1; Model Structure, 2000. 70

Krinner, G., Viovy, N., de Noblet-Ducoudré, N., Ogée, J., Polcher, J., Friedlingstein, P., Ciais, P., Sitch, S., and Prentice, I. C.: A dynamic global vegetation model for studies of the coupled atmosphere-biosphere system, Global Biogeochemical Cycles, 19, doi:10.1029/2003GB002199, URL http://dx.doi.org/10.1029/2003GB002199, 2005. 70

Kuchment, L., Romanov, P., Gelfan, A., and Demidov, V.: Use of satellite-derived data for characterization of snow cover and simulation of snowmelt runoff through a distributed physically based model of runoff generation, Hydrology and Earth System Sciences, 14, 339–350, doi:10.5194/hess-14-339-2010, 2010. 83, 86

Kumar, S. V., Reichle, R. H., Peters-Lidard, C. D., Koster, R. D., Zhan, X., Crow, W. T., Eylander, J. B., and Houser, P. R.: A land surface data assimilation framework using the land information system: Description and applications, Advances in Water Resources, 31, 1419–1432, doi:10.1016/j.advwatres.2008.01.013, 2008. 75, 79, 82, 83, 84, 86

Lafaysse, M., Morin, S., Coléou, C., Vernay, M., Serça, D., Besson, F., Willemet, J.-M., Giraud, G., and Durand, Y.: Towards a new chain of models for avalanche hazard forecasting in French mountain ranges, including low altitude mountains, in: Proceedings of International Snow Science Workshop Grenoble – October 07-11, 2013 - Chamonix Mont-Blanc, pp. 162–166, 2013. 21

Lahoz, W. A. and Schneider, P.: Data assimilation: making sense of Earth Observation, Frontiers in Environmental Science, 2, 16, doi:10.3389/fenvs.2014.00016, URL http://dx.doi.org/10.3389/fenvs.2014.00016, 2014. 64, 239

Lannoy, G. J. M. D., Reichle, R. H., Houser, P. R., Arsenault, K. R., Verhoest, N. E. C., and Pauwels, V. R. N.: Satellite-Scale Snow Water Equivalent Assimilation into a High-Resolution Land Surface Model, Journal of Hydrometeorology, 11, 352–369, doi:10.1175/2009JHM1192.1, URL http://dx.doi.org/10.1175/2009JHM1192.1, 2010. 82, 83

Laurent, J., Cohard, J., Biron, R., Delbart, F., Aubert, S., and Choler, P.: «FLUXALP»: Un projet de développement d'une station de mesures éco-climatiques au Col Du Lautaret, Hautes-Alpes, France, 2012. 132

Lauvernet, C., Brankart, J.-M., Castruccio, F., Broquet, G., Brasseur, P., and Verron, J.: A truncated Gaussian filter for data assimilation with inequality constraints: Application to the hydrostatic stability condition in ocean models, Ocean Modelling, 27, 1–17, doi:10.1016/j.ocemod.2008.10.007, 2009. 70

Leaf, C. F., Brink, G. E., Forest, R. M., and Range Experiment Station (Fort Collins, C.: Computer simulation of snowmelt within a Colorado subalpine watershed /, vol. no.99, Fort Collins, Colo. :Rocky Mountain Forest and Range Experiment Station, Forest Service, U.S. Dept. of Agriculture,, URL http://www.biodiversitylibrary.org/item/178069, http://www.biodiversitylibrary.org/bibliography/99199 — "February 1973.", 1973. 70

Leisenring, M. and Moradkhani, H.: Snow water equivalent prediction using Bayesian data assimilation methods, Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 25, 253–270, doi:10.1007/s00477-010-0445-5, 2011. 71, 74, 91

Lettenmaier, D. P. and Burges, S. J.: Use of state estimation techniques in water resource system modeling, JAWRA Journal of the American Water Resources Association, 12, 83–99, doi:10.1111/j.1752-1688.1976.tb02640.x, 1976. 70

Leu, C.-H.: Evaluation of Spatially-Distributed snowpack estimation using pattern recognition, Ph.D. thesis, Utah State University, URL http://digitalcommons.usu.edu/etd/4847, 1988. 71

Libois, Q.: Evolution des propriétés physiques de neige de surface sur le plateau Antarctique. Observations et modélisation du transfert radiatif et du métamorphisme, Ph.D. thesis, Grenoble, 2014. 25, 32, 52, 53, 237, 238

Libois, Q., Picard, G., France, J., Arnaud, L., Dumont, M., Carmagnola, C., and King, M.: Influence of grain shape on light penetration in snow, The Cryosphere, 7, 1803–1818, doi:10.5194/tc-7-1803-2013, 2013. 21

Libois, Q., Picard, G., Dumont, M., Arnaud, L., Sergent, C., Pougatch, E., Sudul, M., and Vial, D.: Experimental determination of the absorption enhancement parameter of snow, Journal of Glaciology, 60, 714–724, doi:10.1002/2014JD022361, 2014. 21, 52

Libois, Q., Picard, G., Arnaud, L., Dumont, M., Lafaysse, M., Morin, S., and Lefebvre, E.: Summertime evolution of snow specific surface area close to the surface on the Antarctic Plateau, The Cryosphere, 9, 2383–2398, doi:10.5194/tc-9-2383-2015, URL http://www.the-cryosphere.net/9/2383/2015/, 2015. 21

Liston, G. E. and Hiemstra, C. A.: A simple data assimilation system for complex snow distributions (SnowAssim), Journal of Hydrometeorology, 9, 989–1004, doi:10.1175/2008JHM871.1, 2008. 74

Liu, C., Xiao, Q., and Wang, B.: An Ensemble-Based Four-Dimensional Variational Data Assimilation Scheme. Part I: Technical Formulation and Preliminary Test, Monthly Weather Review, 136, 3363–3373, doi:10.1175/2008MWR2312.1, URL http://dx.doi.org/10.1175/2008MWR2312.1, 2008. 68

Liu, Y., Peters-Lidard, C. D., Kumar, S., Foster, J. L., Shaw, M., Tian, Y., and Fall, G. M.: Assimilating satellite-based snow depth and snow cover products for improving snow predictions in Alaska, Advances in Water Resources, 54, 208–227, doi:10.1016/j.advwatres.2013.02.005, 2013. 76, 79, 82, 83, 84, 86, 104, 115, 126

Liu, Y., Peters-Lidard, C. D., Kumar, S. V., Arsenault, K. R., and Mocko, D. M.: Blending satellite-based snow depth products with in situ observations for streamflow predictions in the Upper Colorado River Basin, Water Resources Research, 51, 1182–1202, doi:10.1002/2014WR016606, URL http://dx.doi.org/10.1002/2014WR016606, 2015. 82, 83

Longepe, N., Allain, S., Ferro-Famil, L., Pottier, E., and Durand, Y.: Snowpack Characterization in Mountainous Regions Using C-Band SAR Data and a Meteorological Model, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 47, 406–418, doi:10.1109/TGRS.2008.2006048, 2009. 88

López-Moreno, J. I., Fassnacht, S. R., Beguería, S., and Latron, J. B. P.: Variability of snow depth at the plot scale: implications for mean depth estimation and sampling strategies, The Cryosphere, 5, 617–629, doi:10.5194/tc-5-617-2011, URL http://www.the-cryosphere.net/5/617/2011/, 2011. 125

Magnusson, J., Gustafsson, D., Hüsler, F., and Jonas, T.: Assimilation of point SWE data into a distributed snow cover model comparing two contrasting methods, Water resources research, 50, 7816–7835, doi:10.1002/2014WR015302, 2014. 73, 74

Magnusson, J., Wever, N., Essery, R., Helbig, N., Winstral, A., and Jonas, T.: Evaluating snow models with varying process representations for hydrological applications, Water Resources Research, 51, 2707–2723, doi:10.1002/2014WR016498, URL http://dx.doi.org/10.1002/2014WR016498, 2015. 22, 54, 94

Malik, M. J., van der Velde, R., Vekerdy, Z., and Su, Z.: Assimilation of Satellite-Observed Snow Albedo in a Land Surface Model, Journal of Hydrometeorology, 13, 1119–1130, doi:10.1175/JHM-D-11-0125.1, URL http://dx.doi.org/10.1175/JHM-D-11-0125.1, 2012. 80, 81

Marti, R., Gascoin, S., Berthier, E., de Pinel, M., Houet, T., and Laffly, D.: Mapping snow depth in open alpine terrain from stereo satellite imagery, The Cryosphere, 10, 1361–1380, doi:10.5194/tc-10-1361-2016, URL http://www.the-cryosphere.net/10/1361/2016/, 2016. 31, 105, 174

Masson, V., Le Moigne, P., Martin, E., Faroux, S., Alias, A., Alkama, R., Belamari, S., Barbu, A., Boone, A., Bouyssel, F., Brousseau, P., Brun, E., Calvet, J.-C., Carrer, D., Decharme, B., Delire, C., Donier, S., Essaouini, K., Gibelin, A.-L., Giordani, H., Habets, F., Jidane, M., Kerdraon, G., Kourzeneva, E., Lafaysse, M., Lafont, S., Lebeaupin Brossier, C., Lemonsu, A., Mahfouf, J.-F., Marguinaud, P., Mokhtari, M., Morin, S., Pigeon, G., Salgado, R., Seity, Y., Taillefer, F., Tanguy, G., Tulet, P., Vincendon, B., Vionnet, V., and Voldoire, A.: The SURFEXv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes, Geoscientific Model Development, 6, 929–960, doi:10.5194/gmd-6-929-2013, URL http://www.geosci-model-dev.net/6/929/2013/, 2013. 54

Mathieu, P.-P. and O'Neill, A.: Data assimilation: From photon counts to Earth System forecasts, Remote Sensing of Environment, 112, 1258 – 1267, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.02.040, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425707003240, remote Sensing Data Assimilation Special Issue, 2008. 87

Mätzler, C. and Wiesmann, A.: Extension of the microwave emission model of layered snowpacks to coarse-grained snow, Remote Sensing of Environment, 70, 317–325, doi:http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00047-4, URL ttp://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425799000474, 1999. 87

McGuire, M., Wood, A. W., Hamlet, A. F., and Lettenmaier, D. P.: Use of Satellite Data for Streamflow and Reservoir Storage Forecasts in the Snake River Basin, Journal of Water Resources Planning and Management, 132, 97–110, doi:10.1061/(ASCE)0733-9496(2006)132:2(97), URL http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2006)132:2(97), 2006. 79

Metref, S., Cosme, E., Snyder, C., and Brasseur, P.: A non-Gaussian analysis scheme using rank histograms for ensemble data assimilation, Nonlinear Processes in Geophysics, 21, 869–885, doi:10.5194/npg-21-869-2014, URL http://www.nonlin-processes-geophys.net/21/869/2014/, 2014. 70

Mizumura, K. and Chiu, C.-L.: Prediction of Combined Snowmelt and Rainfall Runoff, Journal of Hydraulic Engineering, 111, 179–193, doi:10.1061/(ASCE)0733-9429(1985)111:2(179), URL http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1985)111:2(179), 1985. 70

Morin, S.: Observation and numerical modeling of snow on the ground : use of existing tools and contribution to ongoing developments, Habilitation à diriger des recherches, Université Joseph Fourier, Grenoble, URL https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01098576, 2014. 48, 104

Morin, S., Lejeune, Y., Lesaffre, B., Panel, J.-M., Poncet, D., David, P., and Sudul, M.: A 18-years long (1993 - 2011) snow and meteorological dataset from a mid-altitude mountain site (Col de Porte, France, 1325 m alt.) for driving and evaluating snowpack models, Earth Syst. Sci. Data, 4, 13–21, doi:10.5194/essd-4-13-2012, 2012. 21, 103, 105, 109

Morin, S., Lafaysse, M., Coleou, C., and Lejeune, Y.: Will There (Still) Be Snow for the Upcoming Winter Holidays? On the Conditional Predictability of Snow Conditions Several Weeks to Months in Advance, in: Proceedings of International Snow Science Workshop Grenoble – October 07-11, 2013 - Chamonix Mont-Blanc, 2013. 54

Mosbeux, C., Gillet-Chaulet, F., and Gagliardini, O.: Comparison of adjoint and nudging methods to initialise ice sheet model basal conditions, Geoscientific Model Development, 9, 2549–2562, doi:10.5194/gmd-9-2549-2016, URL http://www.geosci-model-dev.net/9/2549/2016/, 2016. 62

Naha, S., Thakur, P. K., and Aggarwal, S. P.: Hydrological Modelling and data assimilation of Satellite Snow Cover Area using a Land Surface Model, VIC, ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLI-B8, 353–360, doi:10.5194/isprs-archives-XLI-B8-353-2016, URL http://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/XLI-B8/353/2016/, 2016. 79

Navari, M., Margulis, S. A., Bateni, S. M., Tedesco, M., Alexander, P., and Fettweis, X.: Feasibility of improving a priori regional climate model estimates of Greenland ice sheet surface mass loss through assimilation of measured ice surface temperatures, The Cryosphere, 10, 103–120, doi:10.5194/tc-10-103-2016, URL http://www.the-cryosphere.net/10/103/2016/, 2016. 26, 80, 81

Noilhan, J. and Mahfouf, J.-F.: The ISBA land surface parameterisation scheme, Global and planetary Change, 13, 145–159, doi:10.1016/0921-8181(95)00043-7, 1996. 54

O'connell, P.: Real-time hydrological forecasting and control, Institute of Hydrology. Wallingford, Oxon, p. 264, 1980. 70

Oleson, K. W., Lawrence, D. M., Gordon, B., Flanner, M. G., Kluzek, E., Peter, J., Levis, S., Swenson, S. C., Thornton, E., Feddema, J., et al.: Technical description of version 4.0 of the Community Land Model (CLM), 2010. 48, 70, 78

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.: Impact of disturbed desert soils on duration of mountain snow cover, Geophysical Research Letters, 34, n/a–n/a, doi:10.1029/2007GL030284, URL http://dx.doi.org/10.1029/2007GL030284, l12502, 2007. 33

Painter, T. H., Deems, J. S., Belnap, J., Hamlet, A. F., Landry, C. C., and Udall, B.: Response of Colorado River runoff to dust radiative forcing in snow, Proceedings of the National Academy of Sciences, 107, 17 125–17 130, doi:10.1073/pnas.0913139107, URL http://www.pnas.org/content/107/40/17125.abstract, 2010. 33

Painter, T. H., Skiles, S. M., Deems, J. S., Bryant, A. C., and Landry, C. C.: 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, n/a–n/a, doi:10.1029/2012WR011985, URL http://dx.doi.org/10.1029/2012WR011985, w07521, 2012. 33

Pan, M., Wood, E. F., WÃ³jcik, R., and McCabe, M. F.: Estimation of regional terrestrial water cycle using multi-sensor remote sensing observations and data assimilation, Remote Sensing of Environment, 112, 1282 – 1294, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.02.039, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425707003367, remote Sensing Data Assimilation Special Issue, 2008. 91

Paquet, E. and Laval, M.-T.: Retour d'expérience et perspectives d'exploitation des Nivomètres à Rayonnement Cosmique d'EDF, La Houille Blanche, pp. 113–119, doi:10.1051/lhb:200602015, 2006. 151

Parajka, J. and Blöschl, G.: The value of {MODIS} snow cover data in validating and calibrating conceptual hydrologic models, Journal of Hydrology, 358, 240 – 258, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.06.006, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169408002862, 2008. 79

Peck, E. L.: Snow measurement predicament, Water Resources Research, 8, 244–248, doi:10.1029/WR008i001p00244, 1972. 23

Pham, D. T.: A singular evolutive interpolated Kalman filter for data assimilation in oceanography, Rapport technique RT, 163, 1996. 66

Pham, D. T., Verron, J., and Roubaud, M. C.: A singular evolutive extended Kalman filter for data assimilation in oceanography, Journal of Marine systems, 16, 323–340, doi:10.1016/S0924-7963(97)00109-7, 1998. 66, 70

Phan, X. V., Ferro-Famil, L., Gay, M., Durand, Y., Dumont, M., Morin, S., Allain, S., D'Urso, G., and Girard, A.: 1D-Var multilayer assimilation of X-band SAR data into a detailed snowpack model, The Cryosphere, 8, 1975–1987, doi:10.5194/tc-8-1975-2014, 2014. 24, 26, 88, 90

Picard, G., Arnaud, L., Domine, F., and Fily, M.: Determining snow specific surface area from near-infrared reflectance measurements: Numerical study of the influence of grain

shape, Cold Regions Science and Technology, 56, 10–17, doi:10.1016/j.coldregions.2008.10.001, 2009. 40

Picard, G., Libois, Q., Arnaud, L., Verin, G., and Dumont, M.: Development and calibration of an automatic spectral albedometer to estimate near-surface snow SSA time series, The Cryosphere, 10, 1297–1316, doi:10.5194/tc-10-1297-2016, URL http://www.the-cryosphere.net/10/1297/2016/, 2016. 37, 133, 150

Pomeroy, J. W., Gray, D. M., Shook, K. R., Toth, B., Essery, R. L. H., Pietroniro, A., and Hedstrom, N.: An evaluation of snow accumulation and ablation processes for land surface modelling, Hydrological Processes, 12, 2339–2367, doi:10.1002/(SICI)1099-1085(199812)12:15<2339::AID-HYP800>3.0.CO;2-L, URL http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1099-1085(199812)12:15<2339::AID-HYP800>3.0.CO;2-L, 1998. 77

Quintana Segui, P., Moigne, P. L., Durand, Y., Martin, E., Habets, F., Baillon, M., Canella, C., Franchisteguy, L., and Morel, S.: Analysis of near surface atmospheric variables : validation of the SAFRAN analysis over France, J. Appl. Meteor. Climat., 47(1), 92–107, doi:10.1175/2007JAMC1636.1, 2008. 106

Raleigh, M., Lundquist, J., and Clark, M.: Exploring the impact of forcing error characteristics on physically based snow simulations within a global sensitivity analysis framework, Hydrology and Earth System Sciences, 19, 3153–3179, doi:0.5194/hessd-11-13745-2014, 2015. 22, 54, 94, 105

Revuelto, J., Vionnet, V., López-Moreno, J.-I., Lafaysse, M., and Morin, S.: Combining snowpack modeling and terrestrial laser scanner observations improves the simulation of small scale snow dynamics, Journal of Hydrology, 533, 291–307, doi:10.1016/j.jhydrol.2015.12.015, 2016. 21

Rodell, M. and Houser, P.: Updating a land surface model with MODIS-derived snow cover, Journal of Hydrometeorology, 5, 1064–1075, doi:10.1175/JHM-395.1, 2004. 75, 76, 79

Roy, A., Royer, A., and Turcotte, R.: Improvement of springtime streamflow simulations in a boreal environment by incorporating snow-covered area derived from remote sensing data, Journal of hydrology, 390, 35–44, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.06.027, 2010. 76, 79

Salomonson, V. and Appel, I.: Estimating fractional snow cover from {MODIS} using the normalized difference snow index, Remote Sensing of Environment, 89, 351 – 360, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2003.10.016, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425703002864, 2004. 44

Savary, S., Fortin, J., Bernier, M., and Martin, E.: Modélisation de l'évolution du couvert nival, sur le sous-bassin LG4 de la rivière La Grande dans le nord du Québec, à l'aide du modèle français CROCUS, Revue des sciences de l'eau/Journal of Water Science, 17, 395–417, 2004. 21

Schaepman-Strub, G., Schaepman, M., Painter, T., Dangel, S., and Martonchik, J.: Reflectance quantities in optical remote sensing: Definitions and case studies, Remote sensing of environment, 103, 27–42, doi:10.1016/j.rse.2006.03.002, 2006. 38, 237

Shrestha, M., Wang, L., Koike, T., Xue, Y., and Hirabayashi, Y.: Improving the snow physics of WEB-DHM and its point evaluation at the SnowMIP sites, Hydrology and Earth System Sciences, 14, 2577–2594, doi:10.5194/hess-14-2577-2010, URL http://www.hydrol-earth-syst-sci.net/14/2577/2010/, 2010. 48

Sirguey, P., Mathieu, R., Arnaud, Y., Khan, M. M., and Chanussot, J.: Improving MODIS Spatial Resolution for Snow Mapping Using Wavelet Fusion and ARSIS Concept, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 5, 78–82, doi:10.1109/LGRS.2007.908884, 2008. 46

Sirguey, P., Mathieu, R., and 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 Sensing of Environment, 113, 160 – 181, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2008.09.008, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425708002757, 2009. 24, 26, 45, 46, 47, 113, 134, 136, 237, 238

Slater, A. G. and Clark, M. P.: Snow data assimilation via an ensemble Kalman filter, Journal of Hydrometeorology, 7, 478–493, doi:http://dx.doi.org/10.1175/JHM505.1, 2006. 71, 74, 91

Spandre, P., Morin, S., Lafaysse, M., Lejeune, Y., François, H., and George-Marcelpoil, E.: Integration of snow management processes into a detailed snowpack model, Cold Regions Science and Technology, 125, 48–64, doi:10.1016/j.coldregions.2016.01.002, 2016. 21

Stamnes, K., Tsay, S.-C., Wiscombe, W., and Jayaweera, K.: Numerically stable algorithm for discrete-ordinate-method radiative transfer in multiple scattering and emitting layered media, Applied optics, 27, 2502–2509, doi:10.1364/AO.27.002502, 1988. 39

Sturm, M., Holmgren, J., and Liston, G. E.: A Seasonal Snow Cover Classification System for Local to Global Applications, Journal of Climate, 8, 1261–1283, doi:10.1175/1520-0442(1995)008<1261:ASSCCS>2.0.CO;2, URL http://dx.doi.org/10.1175/1520-0442(1995)008<1261:ASSCCS>2.0.CO;2, 1995. 84

Su, H., Yang, Z.-L., Niu, G.-Y., and Dickinson, R. E.: Enhancing the estimation of continental-scale snow water equivalent by assimilating MODIS snow cover with the ensemble Kalman filter, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 113, doi:10.1029/2007JD009232, 2008. 77, 79

Su, H., Yang, Z.-L., Dickinson, R. E., Wilson, C. R., and Niu, G.-Y.: Multisensor snow data assimilation at the continental scale: The value of Gravity Recovery and Climate Experiment terrestrial water storage information, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 115, 2010. 77, 79

Su, H., Yang, Z.-L., Niu, G.-Y., and Wilson, C. R.: Parameter estimation in ensemble based snow data assimilation: A synthetic study, Advances in Water Resources, 34, 407 – 416, doi:10.1029/2009JD013035, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030917081000223X, 2011. 74

Sun, C., Walker, J. P., and Houser, P. R.: A methodology for snow data assimilation in a land surface model, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 109, n/a–n/a, doi:10.1029/2003JD003765, URL http://dx.doi.org/10.1029/2003JD003765, d08108, 2004. 82, 83

Szollosi-Nagy, A.: AN ADAPTIVE IDENTIFICATION AND PREDICTION ALGORITHM FOR THE REAL-TIME FORECASTING OF HYDROLOGICAL TIME SERIES/Un algorithme qui se montre adaptable aux exigences de l'identification et de la prévision en ce qui concerne la prévision en temps réel des séries hydrologiques, Hydrological Sciences Journal, 21, 163–176, doi:10.1080/02626667609491613, 1976. 70

Tang, Q. and Lettenmaier, D. P.: Use of satellite snow-cover data for streamflow prediction in the Feather River Basin, California, International Journal of Remote Sensing, 31, 3745–3762, doi:10.1080/01431161.2010.483493, 2010. 75, 79

Tedesco, M., Reichle, R., Löw, A., Markus, T., and Foster, J. L.: Dynamic approaches for snow depth retrieval from spaceborne microwave brightness temperature, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 48, 1955–1967, doi:10.1109/TGRS.2009.2036910, 2010. 24, 84

Tekeli, A. E., Şensoy, A., Şorman, A., Akyrek, Z., and Sorman, Ü.: Accuracy assessment of MODIS daily snow albedo retrievals with in situ measurements in Karasu basin, Turkey, Hydrological Processes, 20, 705–721, doi:10.1002/hyp.6114, URL http://dx.doi.org/10.1002/hyp.6114, 2006. 44

Thirel, G., Salamon, P., Burek, P., and Kalas, M.: Assimilation of MODIS snow cover area data in a distributed hydrological model, Hydrology and Earth System Sciences Discussions, 8, 1329–1364, doi:10.5194/hessd-8-1329-2011, URL http://www.hydrol-earth-syst-sci-discuss.net/8/1329/2011/, 2011. 91, 92

Thirel, G., Salamon, P., Burek, P., and Kalas, M.: Assimilation of MODIS Snow Cover Area Data in a Distributed Hydrological Model Using the Particle Filter, Remote Sensing, 5, 5825, doi:10.3390/rs5115825, URL http://www.mdpi.com/2072-4292/5/11/5825, 2013. 92

Thomson, R. E. and Emery, W. J.: Data analysis methods in physical oceanography, Newnes, 2014. 70

Trujillo, E., Ramírez, J. A., and Elder, K. J.: Topographic, meteorologic, and canopy controls on the scaling characteristics of the spatial distribution of snow depth fields, Water Resources Research, 43, n/a–n/a, doi:10.1029/2006WR005317, URL http://dx.doi.org/10.1029/2006WR005317, w07409, 2007. 72

Tsang, L., Pan, J., Liang, D., Li, Z., Cline, D. W., and Tan, Y.: Modeling Active Microwave Remote Sensing of Snow Using Dense Media Radiative Transfer (DMRT) Theory With Multiple-Scattering Effects, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 45, 990–1004, doi:10.1109/TGRS.2006.888854, 2007. 88

Van Leeuwen, P. J.: Particle filtering in geophysical systems, Monthly Weather Review, 137, 4089–4114, doi:http://dx.doi.org/10.1175/2009MWR2835.1, 2009. 96

Van Leeuwen, P. J.: Particle filters for the geosciences, Advanced Data Assimilation for Geosciences: Lecture Notes of the Les Houches School of Physics: Special Issue, June 2012, p. 291, doi:10.1093/acprof:oso/9780198723844.003.0013, 2014. 96, 240

Veitinger, J., Sovilla, B., and Purves, R. S.: Influence of snow depth distribution on surface roughness in alpine terrain: a multi-scale approach, The Cryosphere, 8, 547–569, doi:10.5194/tc-8-547-2014, URL http://www.the-cryosphere.net/8/547/2014/, 2014. 125

Verfaillie, D., Déqué, M., Morin, S., and Lafaysse, M.: The downscaling and adjustment method ADAMONT v1.0 for climate projections in mountainous regions applicable to energy balance land surface models, Geoscientific Model Development Discussions, 2016, 1–53, doi:10.5194/gmd-2016-168, URL http://www.geosci-model-dev-discuss.net/gmd-2016-168/, 2016. 21

Verlaan, M. and Heemink, A. W.: Nonlinearity in Data Assimilation Applications: A Practical Method for Analysis, Monthly Weather Review, 129, 1578–1589, doi:10.1175/1520-0493(2001)129<1578:NIDAAA>2.0.CO;2, 2001. 66

Vernay, M., Lafaysse, M., Mérindol, L., Giraud, G., and Morin, S.: Ensemble forecasting of snowpack conditions and avalanche hazard, Cold Regions Science and Technology, doi:10.1016/j.coldregions.2015.04.010, 2015. 21, 173

Vionnet, V., Brun, E., Morin, S., Boone, A., Martin, E., Faroux, S., Moigne, P. L., and Willemet, J.-M.: The detailed snowpack scheme Crocus and its implementation in SURFEX v7.2, Geosci. Model. Dev., 5, 773–791, doi:10.5194/gmd-5-773-2012, 2012. 48, 49, 51, 238

Vionnet, V., Martin, E., Masson, V., Guyomarc'h, G., Bouvet, F. N., Prokop, A., Durand, Y., and Lac, C.: Simulation of wind-induced snow transport and sublimation in alpine terrain using a fully coupled snowpack/atmosphere model, Cryosphere, 8, p–395, 2014. 21

Wang, T., Peng, S., Krinner, G., Ryder, J., Li, Y., Dantec-Nédélec, S., and Ottlé, C.: Impacts of Satellite-Based Snow Albedo Assimilation on Offline and Coupled Land Surface Model Simulations, PLOS ONE, 10, 1–19, doi:10.1371/journal.pone.0137275, 2015. 80, 81

Warren, S.: Optical properties of snow, Rev. Geophys., 20, 67–89, doi:10.1029/RG020i001p00067, 1982. 25, 26, 32, 33, 39, 40

Warren, S. G. and Brandt, R. E.: Optical constants of ice from the ultraviolet to the microwave: A revised compilation, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 113, doi:10.1029/2007JD009744, 2008. 36

Warren, S. G. and Clarke, A. D.: Soot in the atmosphere and snow surface of Antarctica, Journal of Geophysical Research: Atmospheres (1984–2012), 95, 1811–1816, doi:10.1029/JD095iD02p01811, 1990. 33

Wiesmann, A. and Mätzler, C.: Microwave Emission Model of Layered Snowpacks, Remote Sensing of Environment, 70, 307 – 316, doi:http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00046-2, URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425799000462, 1999. 87

Wiscombe, W. J. and Warren, S. G.: A model for the spectral albedo of snow. I: Pure snow, Journal of the Atmospheric Sciences, 37, 2712–2733, doi:10.1175/1520-0469(1980)037<2712:AMFTSA>2.0.CO;2, 1980. 36, 237

Wood, E. F. and Szöllösi-Nagy, A.: An adaptive algorithm for analyzing short-term structural and parameter changes in hydrologic prediction models, Water Resources Research, 14, 577–581, doi:10.1029/WR014i004p00577, 1978. 70

Wright, P., Bergin, M., Dibb, J., Lefer, B., Domine, F., Carman, T., Carmagnola, C. M., Dumont, M., Courville, Z., Schaaf, C., and Wang, Z.: Comparing MODIS daily snow albedo to spectral albedo field measurements in Central Greenland, Remote Sensing of Environment, 140, 118–129, doi:10.1016/j.rse.2013.08.044, 2014. 104, 140

Xu, J. and Shu, H.: Assimilating MODIS-based albedo and snow cover fraction into the Common Land Model to improve snow depth simulation with direct insertion and deterministic ensemble Kalman filter methods, Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 119, doi:10.1002/2014JD022012, 2014. 80, 81

Xu, J., Zhang, F., Zhao, Y., Shu, H., and Zhong, K.: Joint DEnKF-albedo assimilation scheme that considers the common land model subgrid heterogeneity and a snow density-based observation operator for improving snow depth simulations, Journal of Applied Remote Sensing, 10, 036 001–036 001, doi:10.1117/1.JRS.10.036001, 2016. 80, 81

Xu, X., Li, J., and Tolson, B. A.: Progress in integrating remote sensing data and hydrologic modeling, Progress in Physical Geography, p. 0309133314536583, doi:10.1177/0309133314536583, 2014. 70

Xue, Y., Sun, S., Kahan, D. S., and Jiao, Y.: Impact of parameterizations in snow physics and interface processes on the simulation of snow cover and runoff at several cold region sites,

Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 108, n/a–n/a, doi:10.1029/2002JD003174, URL http://dx.doi.org/10.1029/2002JD003174, 2003. 80

Zaitchik, B. F. and Rodell, M.: Forward-looking assimilation of MODIS-derived snow-covered area into a land surface model, Journal of Hydrometeorology, 10, 130–148, doi:10.1175/2008JHM1042.1, 2009. 76, 79

Zhou, Y., McLaughlin, D., and Entekhabi, D.: Assessing the performance of the ensemble Kalman filter for land surface data assimilation, Monthly Weather Review, 134, 2128–2142, doi:10.1175/MWR3153.1, 2006. 91, 92

Annexe A

International Snow Science Workshop Grenoble – Chamonix Mont-Blanc - 2013

Comparing different MODIS snow products with distributed simulation of the snowpack in the French Alps

Luc Charrois[1], Marie Dumont[1,*], Pascal Sirguey[2], Samuel Morin[1], Matthieu Lafaysse[1] and Fatima Karbou[1]
[1]Météo-France -CNRS, CNRM-GAME UMR 3589, CEN, Grenoble, France
[2] School of Surveying, University of Otago, P.O. Box 56, Dunedin, New Zealand

Comparing different MODIS snow products with distributed simulation of the snowpack in the French Alps

Luc Charrois[1], Marie Dumont[1,*], Pascal Sirguey[2], Samuel Morin[1], Matthieu Lafaysse[1] and Fatima Karbou[1]
[1]Météo-France -CNRS, CNRM-GAME UMR 3589, CEN, Grenoble, France
[2] School of Surveying, University of Otago, P.O. Box 56, Dunedin, New Zealand

ABSTRACT: Satellite images of the Earth surface are increasingly used to assist in the spatio-temporal assessment of ground conditions, including the presence of snow on the ground and its physical properties. Towards this end, MODIS multispectral imagers onboard both TERRA and AQUA platforms provides frequent images since 2000, that are relevant for snow monitoring as these sensors allow measurements of ground reflectance to be obtained in visible and near-infrared wavelengths. These data are closely linked to the physical properties of the snowpack, and thus allow properties of the snowpack to be retrieved, such as snow cover fraction, albedo, and grain size (optically equivalent grain radius). Over the French Alps, one image for each satellite is available per day at 500 m resolution for five reflective bands, as well as 250 m resolution in the red and near-infrared. The National Snow and Ice Data Center freely distributes the MOD10 snow products at 500 m resolution that include sub-pixel snow cover fraction and snow albedo. No correction is applied in these products to account for the complex topography of mountainous areas. Recently, we developed new post-processing algorithms for MODIS data generated at 250 m resolution specifically aimed at retrieval of snow information using a linear unmixing technique and addressing the effect of complex topography on the measured reflectance. This study reports on a comparison of the two products, namely MOD10 and MODImLab, over one domain in the French Alps centered on Chamonix-Mont-Blanc. The higher resolution products from MODImLab are also compared to distributed simulations of the snow cover performed at 250 m resolution using the detailed snowpack model SURFEX/ISBA-Crocus forced by the SAFRAN meteorological reanalysis. These comparisons demonstrate the performance of MODIS data and more generally remotely-sensed data to improve snowpack simulations and monitoring in mountainous regions through data assimilation.
.

KEYWORDS: remote sensing, seasonal snow cover, modelling

1 INTRODUCTION

Snowcover is very important for many human activities, both locally and regionally for issues such as water resources or avalanches. It is also fundamental in the climate system at global scale. Due to its very unique radiative and thermodynamic properties, the snowcover induces profound changes in the surface energy budget.

Snowcover is highly variable both spatially and temporally. This variability is thus not easily depicted by point measurements. Remotely sensing data are therefore a crucial source of information for the study of the snow cover. Multispectral optical satellite imagers such as MODIS onboard the TERRA and AQUA platforms are able to retrieve the physical properties of the snowcover, such as its fraction and its albedo [Dozier et al., 2009].

In this study, we first compare two algorithms to process MODIS data for snow monitoring. The first is the MOD10 snow product developed by the National Snow and Ice Data Center (NSIDC) referred to as MOD10 [Hall and Riggs, 2007]. The second, one, hereafter referred to as MODImLab, includes corrections for complex topographic effects in mountainous terrain [Sirguey et al., 2009 ; Dumont et al., 2012a]. MODIS data are finally compared to the output of the detailed snow model SURFEX/ISBA-Crocus [Vionnet et al., 2012] driven by the meteorological reanalysis SAFRAN [Durand et al., 2009].

2 DATA AND METHODS

2.1 MODIS data

MODIS is a multispectral imager onboard TERRA and AQUA platforms. MODIS has 36 spectral bands among which seven are placed in atmospheric windows of the solar spectrum and allow the snowcover to be studied using its specific optical properties. Five bands are provided at a spatial resolution of 500m, while the red and near-infrared bands have an enhanced resolution of 250 m. Above the Alps, at least one image is acquired per day since 2000.

Corresponding author address: Marie Dumont, email: marie.dumont@meteo.fr

2.2 MOD10 products

The National Snow and Ice Data Center (NSIDC) distributes freely the MOD10 MODIS products which provide information relevant for the snow cover. MOD10 products are initially generated with a 500 m spatial resolution and contain a binary mask of the snow cover, the snow cover fraction (percentage of snow with one 500 m pixel) and the snow albedo.

The snow cover detection and snow cover fraction are based on the Normalized Difference Snow Index (NDSI) algorithm [Salomonson and Appel, 2004; Hall and Riggs, 2007], taking advantage of the contrasting reflectance of snow in the visible and one short wave infrared bands. The snow albedo is estimated using a radiative transfer model [Klein and Barnett, 2003].

Several previous studies have evaluated the performance of these snow products with respect to field measurements showing less than 10% error for the snow presence [Hall and Riggs, 2007] and a 10% positive bias on the albedo values [Tekeli et al., 2006].

2.3 MODImLab processing

Sirguey et al. [2009] and Dumont et al. [2012a] have developed a new algorithm to process MODIS data for the study of the snow cover that is specifically aimed to address complexities encountered in moutaineous areas.

MODImLab products are processed at 250 m spatial resolution using a multispectral fusion technique. Among others variables, MODImLab provides an estimation of subpixel snow cover fraction and snow albedo.

The snow cover fraction within 250-m pixels is computed using a linear unmixing technique, i.e. taking into account the effect of rock, snow and vegetation within a pixel. The radiometric corrections of ground reflectance is adapted to mountainous terrain and addresses the effect of local illumination and multiple reflections over surrounding slopes. As for the MOD10 products, the albedo is estimated using a radiative transfer model although it is based on corrected ground spectral reflectance and a different account of the anisotropic reflectance of snow targets.

MODImLab products have been evaluated in terms of snow cover fraction and albedo. The snow cover fraction in 250-m pixels have an error smaller than 10% with respect to high resolution imagery [Sirguey et al., 2009]. The broadband albedo exhibited a Root Mean Square Deviation (RMSD) of 0.05 with respect to field measurements obtained over two summers on a French Alps glacier [Dumont et al., 2012a].

2.4 Crocus simulations

Crocus is a one-dimensional detailed snow model which computes a full expression of the snow energy budget [Brun et al., 1992]. It has been widely used in France to support the forecast of the avalanche risk. Crocus is now embedded into the more comprehensive surface scheme SURFEX [Vionnet et al., 2012].

Simulations of the snowpack evolution in Crocus require numerous meteorological variables, i.e. temperature, wind speed, humidity, precipitation amount and phase, shortwave and longwave incoming radiations. In this study, the meteorological analysis system SAFRAN [Durand et al., 1993] was used to generate input data for Crocus. Snow simulations were generated at 250 m resolution to be compared to MODIS data.

3 STUDY SITE AND DATES

The comparisons were conducted over the Mont Blanc area located around Chamonix Mont Blanc in the French Alps (45.92°N, 6.86°E). The domain covers an area of 550 km² with elevation ranging from 900 m to 4810 m.

The comparisons have been performed over five winter seasons (from November to June) selected for their contrasted meteorological conditions as shown in Figure 1.

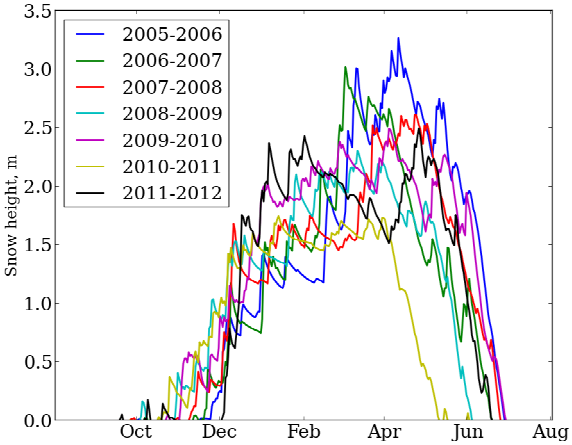

Figure 1 – Snow water height in m simulated by SAFRAN-Crocus at 2400 m elevation in the Mont Blanc massif, illustrating the wide range of snow conditions during the snow seasons.

4 RESULTS AND DISCUSSIONS

First, both MOD10 and MODImLab sub-pixel snow fraction were compared. Then MODImLab products were compared to simulated data from Crocus. A systematic comparison of all the variables was performed although only one variable in each case is presented here for clarity.

4.1 MOD10 vs MODImLab

Due to the difference in spatial resolution of the two MODIS products, MODImLab products were first aggregated to 500 m resolution. To allow a rigorous comparison, the comparison was performed only on pixels identified as cloud-free by both in MOD10 and MODImLab.

We present here the results in terms of snow cover fraction. Figure 2 presents an example of MOD10 and MODimLab snow cover products over the Mont Blanc massif.

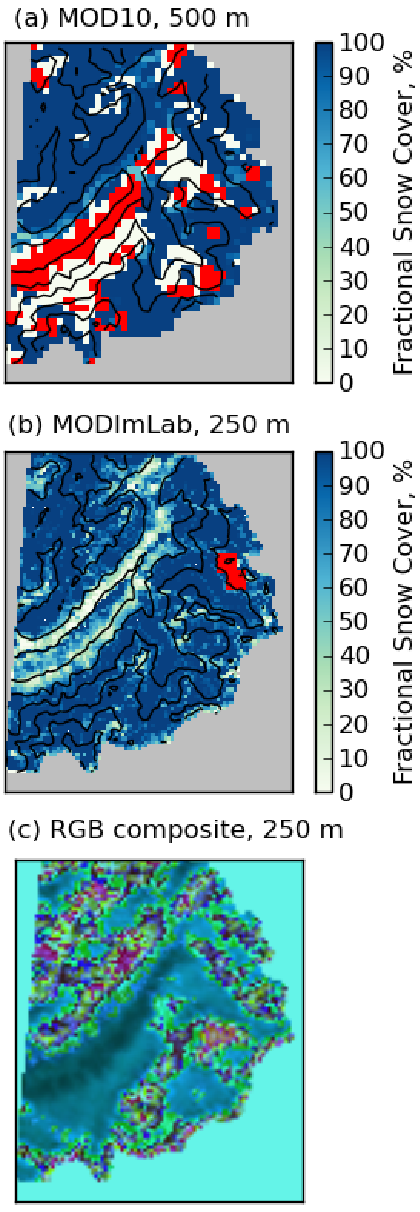

Figure 2 – Fractional snow cover retrieved using MOD10 products (a) and MODImLab (b) on 2006-01-24. Contour lines are indicated in black. Clouds are indicated in red. The last plot (c) shows the RGB composite of the MODIS reflectance bands 1, 3 and 4.

Over all seasons the bias between MOD10 and MODImLab subpixel snow fraction over the whole domain is less than 1% thus suggesting a good agreement between both algorithms overall. Nevertheless, the RMSD reaches 35% and indicates that, on a daily basis, the spatial representation of the snow cover fraction greatly contrasts between both algorithms as illustrated in Figure 2.

One difference is illustrated in Figure 3 that shows the bias between both products as a function of pixel aspect and reveals that the two variables are correlated.

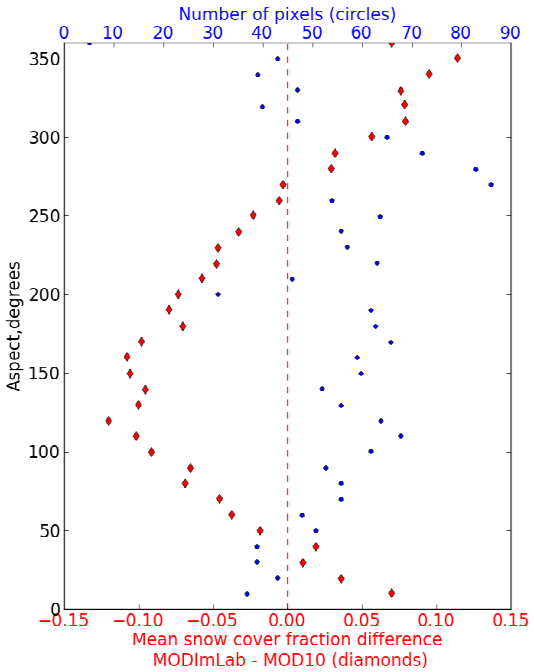

Figure 3 – Mean snow cover fraction difference between MODImLab and MOD10 as a function of the aspect for the winter season 2006/2007. North aspect is 0°.

The correlation between the deviation and the aspect may be explained by the fact that topographic corrections are applied in MODImLab but not in the MOD10 products. For example, for south aspect pixels, which are largely illuminated by the sun, the part of re-illumination by surrounding slopes is not negligible. Since this re-illumination is taken into account in MODimLab and not in MOD10, MOD10 tends to overestimates the snow cover fraction for these pixels. The use on an NDSI relationship to derive snow cover fraction in the MOD10 products might also be a explanation for this deviation.

Additional results obtained for snow albedo suggest that the topographic correction implemented in MODImLab is more appropriate for the study of snow cover in mountainous areas even if no field measurements were used in this

study. In the following, only the outputs from MODImLab were compared with Crocus simulations.

4.2 MODImLab vs Crocus

In this section, we choose to present the results of the comparison only in terms of broadband albedo.

Prior to comparison, every pixel classified as cloudy by the MODImLab algorithm or as no snow by MODImLab or Crocus were removed from the dataset.

Figure 4 shows as an example the Snow Water Equivalent (SWE) simulated by Crocus on 2006-01-24 as in Figure 2.

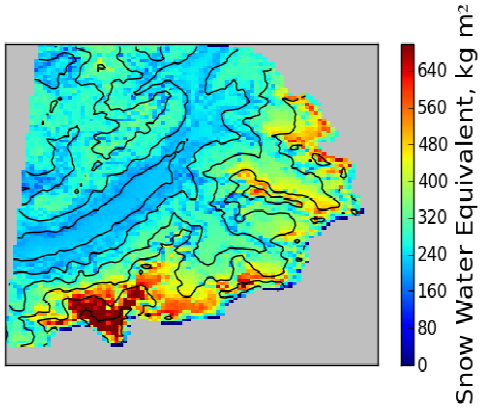

Figure 4 – Snow Water Equivalent simulated by SAFRAN-Crocus in kg m^{-2} on 2006-01-24. The gray areas are outside the studied zone. The iso-elevation lines are plotted in black.

Over all seasons and pixels, the bias (Crocus - MODImLab) in albedo is between 0.05 and 0.10 while the RMSD is 0.18. It shows that Crocus tends to overestimate the albedo with respect to MODIS.

To investigate the possible sources of discrepancies between the two datasets, Figure 5 shows the albedo bias for winter 2010/2011 as a function of the elevation.

Figure 5 shows that the bias is minimal for elevation higher than 1700 m which corresponds to forest free areas. Below 1700 m, trees are numerous. Their effect is taken into account in the MODImLab algorithm via the spectral unmixing. Nevertheless, snow-vegetation interactions are not taken into account in the Crocus simulations which might explained the high bias at lower elevations.

In the absence of trees, the albedo bias between MODIS and Crocus is positive. This positive bias has been confirmed by comparing Crocus simulated albedo with field measured values at Col de Porte. A possible explanation of this overestimation is the underestimation of the albedo decrease due to the increase of light absorbing impurity in the snowpack as snow ages [Warren, 1982].

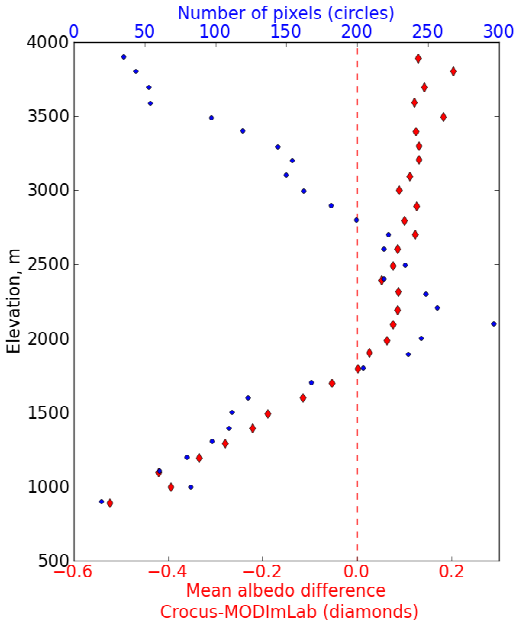

Figure 5 – Mean albedo difference between Crocus and MODImLab as a function of the elevation for winter season 2010/2011 for the Mont Blanc massif.

5 CONCLUSIONS

This study has first shown that despite an average good agreement between MOD10 products and MODImLab products overall, MODImLab products seems to provide a more accurate description of the snow cover distribution in mountainous areas. This improved accuracy may be attributed to the use of a more rigorous topographic correction in the processing of MODIS data.

Secondly, a systematic comparison framework has been built to allow the evaluation of Crocus simulated snow cover with respect to MODIS data. The comparisons between the two datasets shows an average good agreement but some discrepancies still exist. These discrepancies suggest that the implementation of snow-vegetation interactions and a better treatment of light absorbing impurities in the model would improve the snow cover simulations. This framework will allow evaluation of future versions of the Crocus model.

Furthermore, the discrepancies between the simulated and the remotely sensed data suggest that the assimilation of remotely sensed data in the modelling framework has the potential to improve model simulations [Dumont et al., 2012b].

6 REFERENCES

Brun, E., David, P., Sudul, M., and Brunot, G., 1992. A numerical model to simulate snow-cover stratigraphy for operational avalanche forecasting. J. Glaciol., 38:13–22.

Dozier, J., Green, R., Nolin, A., and Painter, T., 2009. Interpretation of snow properties from imaging spectrometry, Remote Sens. Env., 113:S25–S37.

Dumont, M., Gardelle, J., Sirguey, P., Guillot, A., Six, D., Rabatel, A., and Arnaud, Y., 2012a. Linking glacier annual mass balance and glacier albedo retrieved from modis data. The Cryosphere, 6(6):1527–1539.

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

Durand, Y., Brun, E., Merindol, L., Guyomarc'h, G., Lesaffre, B., and Martin, E., 1993. A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. Ann. Glaciol., 18:65–71.

Durand, Y., Laternser, M., Giraud, G., Etchevers, P., Lesaffre, B., & Mérindol, L., 2009. Reanalysis of 44 Yr of climate in the French Alps (1958-2002): methodology, model validation, climatology, and trends for air temperature and precipitation. *J. Appli. Meteorol. Clim.*, *48*(3):429-449.

Hall, D. K. and Riggs, G. A., 2007. Accuracy assessment of the MODIS snow products. Hydrol. Process., 21(12):1534–1547.

Klein, A. G. and Barnett, A. C., 2003. Validation of daily modis snow cover maps of the upper rio grande river basin for the 2000–2001 snow year. Remote Sens. Env., 86(2):162–176.

Salomonson, V. and Appel, I., 2004. Estimating fractional snow cover from modis using the normalized difference snow index. Remote Sens. Env., 89(3):351–360.

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 Sens. Env., 113(1):160–181.

Tekeli, A. E., Şensoy, A., Şorman, A., Akyürek, Z., and Şorman, Ü., 2006. Accuracy assessment of MODIS daily snow albedo retrievals with in situ measurements in Karasu basin, Turkey. Hydrol. Process., *20*(4):705-721.

Vionnet, V., Brun, E., Morin, S., Boone, A., Faroux, S., Le Moigne, P., Martin, E., and Willemet, J.-M., 2012. The detailed snowpack scheme Crocus and its implementation in SURFEX v7.2, Geosci. Model Dev., 5:773-791.

Warren, S. G., 1982. Optical properties of snow. Reviews of Geophysics, 20(1):67–89.

Annexe B

The Cryosphere, 10, 1021–1038, 2016
www.the-cryosphere.net/10/1021/2016/
doi:10.5194/tc-10-1021-2016
© Author(s) 2016. CC Attribution 3.0 License.

The Cryosphere Open Access EGU

On the assimilation of optical reflectances and snow depth observations into a detailed snowpack model

Luc Charrois[1,2], Emmanuel Cosme[1], Marie Dumont[2], Matthieu Lafaysse[2], Samuel Morin[2], Quentin Libois[1], and Ghislain Picard[1]

[1]Université Grenoble Alpes-CNRS, LGGE, UMR 5183, Grenoble, France
[2]Météo-France/CNRS, CNRM UMR 3589, CEN, Grenoble, France

Correspondence to: Luc Charrois (luc.charrois@meteo.fr)

Received: 20 October 2015 – Published in The Cryosphere Discuss.: 14 December 2015
Revised: 7 April 2016 – Accepted: 25 April 2016 – Published: 13 May 2016

The Cryosphere, 10, 1021–1038, 2016
www.the-cryosphere.net/10/1021/2016/
doi:10.5194/tc-10-1021-2016
© Author(s) 2016. CC Attribution 3.0 License.

The Cryosphere Open Access EGU

On the assimilation of optical reflectances and snow depth observations into a detailed snowpack model

Luc Charrois[1,2], Emmanuel Cosme[1], Marie Dumont[2], Matthieu Lafaysse[2], Samuel Morin[2], Quentin Libois[1], and Ghislain Picard[1]

[1]Université Grenoble Alpes-CNRS, LGGE, UMR 5183, Grenoble, France
[2]Météo-France/CNRS, CNRM UMR 3589, CEN, Grenoble, France

Correspondence to: Luc Charrois (luc.charrois@meteo.fr)

Received: 20 October 2015 – Published in The Cryosphere Discuss.: 14 December 2015
Revised: 7 April 2016 – Accepted: 25 April 2016 – Published: 13 May 2016

Abstract. This paper examines the ability of optical reflectance data assimilation to improve snow depth and snow water equivalent simulations from a chain of models with the SAFRAN meteorological model driving the detailed multi-layer snowpack model Crocus now including a two-stream radiative transfer model for snow, TARTES. The direct use of reflectance data, allowed by TARTES, instead of higher level snow products, mitigates uncertainties due to commonly used retrieval algorithms.

Data assimilation is performed with an ensemble-based method, the Sequential Importance Resampling Particle filter, to represent simulation uncertainties. In snowpack modeling, uncertainties of simulations are primarily assigned to meteorological forcings. Here, a method of stochastic perturbation based on an autoregressive model is implemented to explicitly simulate the consequences of these uncertainties on the snowpack estimates.

Through twin experiments, the assimilation of synthetic spectral reflectances matching the MODerate resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) spectral bands is examined over five seasons at the Col du Lautaret, located in the French Alps. Overall, the assimilation of MODIS-like data reduces by 45 % the root mean square errors (RMSE) on snow depth and snow water equivalent. At this study site, the lack of MODIS data on cloudy days does not affect the assimilation performance significantly. The combined assimilation of MODIS-like reflectances and a few snow depth measurements throughout the 2010/2011 season further reduces RMSEs by roughly 70 %. This work suggests that the assimilation of optical reflectances has the potential to become an essential component of spatialized snowpack simulation and forecast systems. The assimilation of real MODIS data will be investigated in future works.

1 Introduction

Seasonal snowpack modeling is a crucial issue for a large range of applications, including the forecast of natural hazards such as avalanches or floods, or the study of climate change (e.g., Durand et al., 1999; Lehning et al., 2006; Bavay et al., 2013). The most sophisticated detailed snowpack models represent the evolution of snow microstructure and the layering of snow physical properties (Brun et al., 1989, 1992; Jordan, 1991; Bartelt and Lehning, 2002; Vionnet et al., 2012) in response to meteorological conditions. Despite constant efforts to improve these models, large uncertainties remain in the representation of the snow physics, as well as in the meteorological forcings (Carpenter and Georgakakos, 2004; Essery et al., 2013; Raleigh et al., 2015). These uncertainties are highly amplified when propagated to avalanche hazard models (Vernay et al., 2015). For operational applications, the assimilation of observations can help reduce the impact of the model and forcing uncertainties in the snowpack simulations (e.g., Dechant and Moradkhani, 2011).

Satellite observations are becoming an essential component of snow modeling and forecasting systems. In situ measurements are the most detailed and accurate observations of the snowpack, but their spatial distribution is far too scarce to capture the high spatial variability of the seasonal snowpack properties and improve snowpack simulations through

their assimilation. For this reason, the assimilation of satellite observations of snow is an active area of research.

Snow remote sensing is primarily performed in the microwave (passive and active), visible and near-infrared spectra. Since the direct assimilation of such data requires the use of radiative transfer models, a common and simple approach consists in using satellite-based snow products. In particular, the assimilation of snow cover fraction (SCF) estimates derived from optical sensors (such as MODIS) and snow water equivalent (SWE) or snow depth (SD) estimates derived from passive microwave sensors (such as AMSR-E) has been investigated extensively (Sun et al., 2004; Andreadis and Lettenmaier, 2006; Clark et al., 2006; Dong et al., 2007; De Lannoy et al., 2012; Liu et al., 2013).

These studies have suggested that, most of the time, assimilating snow observations may be useful to improve snowpack estimation. SWE or SD assimilation generally outperforms the assimilation of SCF only, except from Andreadis and Lettenmaier (2006) because of large errors in the AMSR-E SWE products. The assimilation of both combined revealed larger benefit by mitigating sensors limitations. Recently, Navari et al. (2016) investigated the assimilation of (synthetic) ice surface temperature while Dumont et al. (2012) also experimented the assimilation of albedo retrievals, both from optical sensors. Dumont et al. (2012) obtained a mass balance RMSE decrease of up to 40 % assimilating albedo data. However, satellite snow products are derived using retrieval algorithms which are not perfect and, perhaps more importantly, not physically consistent with the snowpack model used for the data assimilation. For this reason, and as advocated by Durand et al. (2009) who tested the assimilation of in situ microwave radiance observations, assimilating the original satellite radiance data should be preferred when possible.

The potential of assimilating passive microwave radiances (in the form of brightness temperature) collected by AMSR-E satellite have been examined by Dechant and Moradkhani (2011) and Che et al. (2014). Significant improvements in the SWE/SD predictions occurred but only during the accumulation period. Though the melt period, when the snowpack is wet, liquid water alters the microwave signal resulting in a lower performance of the assimilation. Moreover, for small-scale applications in mountainous areas, the coarse spatial resolution of these data considerably reduces their usefulness (Foster et al., 2005; Cordisco et al., 2006; Dong et al., 2007; Tedesco et al., 2010). As for active microwave measurements, several tests have been conducted to assimilate the satellite signal (e.g., Stankov et al., 2008; Phan et al., 2014). These tests were however limited by the accuracy of the forward electromagnetic models and by the current lack of satellite data at a daily or even weekly time frequency.

Visible and near-infrared reflectances from satellite observations have never been assimilated into snowpack models despite their great sensitivity to the snowpack properties (Warren, 1982). Even if cloud cover might limit their utility, medium and high spatial resolution data are available at daily resolution from several optical sensors (e.g., MODerate resolution Imaging Spectrometer, Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) and seem to be quite suitable for complex topography (Sirguey et al., 2009). In particular, the MODIS sensor, onboard the TERRA and AQUA satellites, offers a daily coverage and provides reflectance measurements in seven bands distributed in the visible (at 250 to 500 m spatial resolution), near and shortwave infrared wavelengths. Surface bi-hemispherical reflectances corrected from complex topographic effects in mountainous areas can be computed (Sirguey et al., 2009) and have been evaluated and used in several rugged areas (Dumont et al., 2012; Brun et al., 2015).

The work presented in this article examines the possibility, the relevance and the limitations of assimilating visible and near-infrared satellite reflectances into a multilayer snowpack model. A convenient approach, known as twin experiment, uses synthetic data in the same spectral bands than the real data, to examine the content of information of the observations, and the impacts we can expect from their assimilation. In twin experiments, the model used to create the synthetic data is the same as the model used for the assimilation. The synthetic observations are extracted from a member of the ensemble considered as the true state. Twin experiments are preferred in this first study in order to focus on the information content of the observations and to avoid the problem of observational biases. Data assimilation is performed with a particle filter and a Sequential Importance Resampling (SIR) algorithm (Gordon et al., 1993; Van Leeuwen, 2009, 2014). The particle filter is easy to implement, free of hypotheses about the nature of the model and the observations, and provides uncertainties in the estimation of the snowpack state.

For a comprehensive snow simulation evaluation, as recommended by Essery et al. (2013), our study is based on five hydrological seasons (2005/2006, 2006/2007, 2009/2010, 2010/2011, 2011/2012) which represent a wide range of possible snow cover conditions in the Alpine area. Moreover, two experimental sites were used in this work in virtue of a long, continuous time series of meteorological data and an area suitable for remote sensing measurements. The Col de Porte (CdP) area, located in the Chartreuse area, near Grenoble, France (1325 m a.s.l.) provides a data set from 1993 to present (Morin et al., 2012) from which meteorological statistics can be estimated, but the instrumentation and surrounding forest at this site may affect satellite measurements. For this reason, assimilation experiments are carried out at the Col du Lautaret (CdL) located (2058 m a.s.l.) in the Ecrins area, France, which exhibits a large flat open area, above treeline, more suitable for remote sensing. Consequently, an ensemble of perturbed forcing was generated in order to represent the range of possible weather conditions at the CdL area. To this end, we developed a stochastic

method using a first-order autoregressive model based on the estimated meteorological uncertainty.

In Sect. 2, the SURFEX/ISBA – Crocus snowpack model used in this study is described with an emphasis on the characteristics that affect the implementation of the data assimilation method. In particular, we consider the meteorological forcings as the only source of uncertainties. Section 3 presents in detail how these forcings are perturbed to take the uncertainties into account in the design of the ensemble simulations. The experimental setup and the data assimilation implementation are presented in Sect. 4. The results of the reference assimilation experiment (baseline experiment) using synthetic reflectance observations at one point are presented and discussed in Sect. 5. In close relation to this baseline experiment, results of different sensitivity tests are addressed in Sect. 6.

2 SURFEX/ISBA – Crocus

2.1 A brief overview

The unidimensional detailed multilayer snowpack model Crocus (Brun et al., 1989, 1992) simulates the evolution of the snowpack physical and microstructural properties driven by near-surface meteorology and includes a representation of snow metamorphism. A detailed description of Crocus is provided by Vionnet et al. (2012); here we only emphasize aspects that are key to data assimilation. The snowpack is vertically discretized into snow layers with different physical properties and a dynamic layering scheme handles its evolution (see details in Sect. 2.2). The evolution of the snow cover is a function of energy and mass transfer between the snowpack, the atmosphere and the ground. The model simulates the major physical processes of snowpack evolution such as heat conduction, light penetration, water percolation and refreezing, settlement and snow metamorphism.

Crocus has been run operationally at Météo-France in support of avalanche risk forecasting over the last 20 years (Durand et al., 1999). It has been also successfully used for various applications such as climate studies or hydrology (e.g., Etchevers et al., 2001; Castebrunet et al., 2014). Recently, Crocus has been integrated into the SURFEX externalized surface modeling system (Masson et al., 2013) as one of the snow schemes within the Interactions between Soil, Biosphere and Atmosphere (ISBA) land surface model (Noilhan and Planton, 1989). Thus the integrated system simulates the energy fluxes between the snow cover and the multilayer soil component of the land surface model (ISBA-DIF, Boone and Etchevers, 2001).

2.2 Layering

In Crocus, the snowpack is vertically discretized in order to realistically simulate the time evolution of a stratified snowpack. The layering scheme is dynamic in order to preserve snowpack history and maintain the possible thin and weak snow layers within the snowpack. The number of layers ranges from 0 (bare soil) to a maximum of 50, typically. Layering is updated at the beginning of each time step. It consists in adding, removing, or merging layers depending on their physical properties and thicknesses. The procedure basically follows this set of rules:

- For a snowfall on an existing snowpack, fresh snow is incorporated into the top layer if (i) snow microstructure characteristics are similar, (ii) the top layer is thinner than 1 cm and (iii) the snowfall intensity is inferior to $0.03\,\mathrm{kg\,m^{-2}\,h^{-1}}$. If one of these criteria is not met or change during the time step, a new top layer is created.
- A snowfall on bare soil forms a snowpack with a set of identical layers, the number of which depends on the quantity of fallen snow.
- In absence of snowfall, the model first seeks to merge two thin and adjacent layers with similar microstructure characteristics, or inversely, split the thick ones. When the number of layers has reached a maximum of 50, layers that are too small relative to a prescribed optimal vertical profile are aggregated with adjacent ones. This idealized thickness profile depends on the current snow depth and on the user-defined maximal number of layers. To reach the optimal vertical profile, the model first seeks to thin the top layers, most subject to the exchange of energy, and then to keep an appropriate thickness ratio between adjacent snow layers to prevent numerical instabilities in the resolution of the heat diffusion equation through the snowpack.
- Most of the time, compaction makes layers thinner without grid resizing.

Dynamic layering adds an extra challenge in the assimilation of observations with Crocus. Data assimilation methods commonly used in geophysics are well designed for fixed-grid models. For example, the Ensemble Kalman filter involves the averaging of different snow profiles. This specificity of Crocus largely determines our data assimilation method, as it will be discussed in Sect. 4.3.

2.3 Penetration of solar light in the snowpack

Given that satellite observations indirectly relate to the quantities of interest, an observation operator is required to link the satellite observation and the model state variables (Reichle, 2008). This operator transforms the model variables into diagnostic variables to allow a direct comparison with satellite observations, preserving the physical consistency of the satellite signal with the snow model.

To this end, a new radiative transfer model was recently implemented in Crocus to calculate spectral reflectances that can be used for the comparison and the assimilation

of satellite observations data such as MODIS data. This model, named TARTES (Two-streAm Radiative TransfEr in Snow, Libois et al., 2013, 2014), simulates the absorption of solar radiation within the stratified snowpack using the δ-Eddington approximation, with a spectral resolution of 20nm. This contrasts with the original version of Crocus, where albedo was computed for three large spectral bands only and from the properties of the first two layers (Brun et al., 1992; Vionnet et al., 2012).

TARTES is implemented as an optional module to be called instead of the original Crocus albedo scheme. This implementation has no significant impact on the model structure but increases the computation time of roughly a factor 10 depending on the number of snow layers and the snow depth. TARTES makes use of four Crocus prognostic variables (specific surface area – SSA, density, snow layer thickness, impurity content) and the angular and spectral characteristics of the incident radiance (e.g., the solar zenith angle and the presence of cloud cover). The computation of SSA has recently been implemented by Carmagnola et al. (2014).

The use of a full radiative transfer model embedded within the snowpack model enables the assimilation of the satellite reflectance data, therefore avoiding the introduction of uncertainties from an external retrieval algorithm. And beyond its use for the assimilation of reflectances, TARTES also provides a more accurate calculation of light absorption parameters, leading to better simulations of the snowpack.

2.4 Snow impurities

Snow surface reflectance in the visible spectrum depends on the content of light-absorbing impurities in the snowpack (Warren, 1982). The impurity content can have a major impact on the snowpack simulations (Dumont et al., 2014). Despite efforts to improve the knowledge and the modeling of impurities in snow (e.g., Warren and Clarke, 1990; Domine et al., 2004; Painter et al., 2007; Doherty et al., 2013), snow impurity deposition and evolution remain poorly quantified.

Currently implemented in a version of SURFEX/ISBA – Crocus, the radiative model TARTES (introduced in Sect. 2.3) calculates the impurity content as an equivalent black carbon content (Doherty et al., 2013; Gabbi et al., 2015). This impurity content evolves according to (i) the impurity content in fresh snow, c_0, (ii) the time of exposure of the layer at the surface and (iii) the dry deposition flux of impurity, τ_{dry} as described in the equation below.

$$c(t+\Delta t) = c(t) + \Delta t\, \tau_{\mathrm{dry}} e^{-D/h_{\mathrm{ref}}}, \quad (1)$$

where $c(t)$ is the impurity content at time t, D is the depth of the middle of the considered snow layer and $h_{\mathrm{ref}} = 5\,\mathrm{cm}$ is the e-folding of the exponential decay rate for the deposition of snow impurities ensuring that only the top layers are influenced by dry deposition.

2.5 Atmospheric forcings

The snowpack evolution strongly depends on near-surface meteorological forcings. These forcings are provided by the meteorological downscaling and analysis tool SAFRAN (Système d' Analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques à la Neige; Durand et al., 1993). SAFRAN is used to drive snowpack simulations in the French mountains because it is designed to operate at the geographical scale of meteorologically homogeneous mountain ranges, varying from 400 to 2000 km^2. The model combines vertical profile estimates from the ERA-40 re-analysis with observed weather data from the automatic surface observations network at different elevations, the French Snow/Weather network, rain radars, and rain gauges. As outputs, SAFRAN provides meteorological data to the snowpack model with an hourly time step for all slopes and aspects, and a 300 m-elevation step.

3 Design of Crocus ensemble simulations

3.1 General strategy

In view of assimilating observations to reduce snowpack simulation uncertainties, we first need to represent them. As shown in Raleigh et al. (2015), the meteorological forcings are the major source of uncertainty in snowpack simulations (when a meteorological model is used to drive the snow model). In the present study, air temperature, wind speed, snowfall and rainfall rates, shortwave and longwave radiative fluxes, and the deposition rate of impurities will thus be considered as the only sources of uncertainty. Snowpack model errors introduced by metamorphism and other parameterizations of physical laws are not taken into account here. The characterization and representation of these errors, notably in the perspective of real data assimilation, will be addressed in a future and dedicated work. An identified option is to use multi-physics ensemble simulations.

We implement an ensemble method to represent the uncertainties in the forcings and their impact on snowpack simulations. An ensemble of possible realizations of the atmospheric forcings is formed and used to compute an ensemble of snow profiles representing the probability distribution of the model simulation. The following section describes the construction of the ensemble of meteorological forcings and the response of the model to this source of uncertainty, without assimilation.

3.2 Quantification of meteorological forcing uncertainties

To quantify and calibrate the meteorological forcing uncertainties, we compare 18 years of surface meteorology from SAFRAN reanalysis with in situ observations at the CdP site. A long time-series from 1993 to present (Morin et al., 2012)

being available at this site, uncertainties in the SAFRAN meteorological reanalysis can be estimated.

Table 1 (left column) reports the bias and the standard deviation (STD) of the difference between SAFRAN and the observations carried out at the CdP site, for each meteorological variable (values in brackets and the right column report other data discussed later). The table reflects differences between SAFRAN and in situ observations, resulting, from the different spatial representativities of both sources, the intrinsic errors of the analysis system and measurement errors.

As highlighted by Quintana Segui et al. (2008) who conducted an extended evaluation of SAFRAN reanalysis but over a shorter period (one year), the large discrepancies between the model and the observations can be explained by local effects due to orography and vegetation and, for the precipitation and wind speed, by the time interpolation necessary to obtain hourly forcing fields from the daily analysis. For example, the precipitation analysis is performed on a daily basis in order to include in the analysis the numerous rain gauges observations. Radiation fluxes uncertainty might be attributed to biases in cloud coverage and altitude estimates, effects of vegetation and surrounding slopes that are not taken into account for longwave estimates. Finally, the shading mask for shortwave radiation does not account for vegetation evolution that can also lead to shortwave flux discrepancies. Durand et al. (2009) carried out, only on a limited set of variables, a more systematic evaluation of SAFRAN for the 1958–2002 period using 43 sites in the French Alps. Averaged over all locations, the RMSE on air temperature are similar to the one computed in our study. However, their results also highlight the spatial variability of SAFRAN performance (site RMSE ranges from -0.8 to $+1.5\,^{\circ}$C). Nevertheless, this will not have a strong impact in this study since it is based on twin experiments.

3.3 Building the ensemble of meteorological forcings

The sample of meteorological forcings is formed by perturbing the original SAFRAN reanalysis with a random noise commensurate with the actual uncertainty. We thus build an ensemble of meteorological forcings with a negligible bias with respect to the SAFRAN reanalysis and a standard deviation close to the one computed from CdP statistics (Table 1, left column).

To keep the procedure simple and preserve physically consistent time variations of the forcings, the random perturbations are computed using a first-order autoregressive – AR(1) – model (Deodatis and Shinozuka, 1988) for each variable:

$$X_{\mathrm{t}} = \varphi X_{\mathrm{t\text{-}1}} + \epsilon_{\mathrm{t}}, \tag{2}$$

with X being the perturbation value at time t and $t-1$. φ is the AR(1) model parameter and can be written $\varphi = e^{\frac{-\Delta t}{\tau}}$, Δt being the time step and τ the decorrelation time. Parameter τ is adjusted for each variable, so that the perturbed variable exhibits the same frequency of temporal variations than the original variable (Fig. S1 bottom, in the Supplement, in blue).

The amplitudes of the meteorological uncertainties are introduced with ϵ_{t}, a white noise process with zero mean and constant variance σ^2. Variance σ^2 is computed from each standard deviation of the residuals between the reanalysis and observations at CdP (σ_{CdP}: Table 1, left column) following this equation:

$$\sigma^2 = \sigma_{\mathrm{CdP}} \times (1-\varphi^2). \tag{3}$$

Finally, for each meteorological variable, the selection of an additive or multiplicative perturbation method is driven by (i) the nature of the variable (ii) the dependency of the model–measurement difference to the measured values as detailed below.

For precipitation rates, shortwave radiation and wind speed, the choice of a multiplicative method is motivated by the following reasons:

- SAFRAN reanalysis effectively captures the occurrence of precipitation (since it assimilates surface observation network) but are more subject to errors in the amount of precipitation;
- Regarding shortwave flux and wind speed, the model biases exhibit a linear dependency to the value of the variable (not shown). Consequently, a multiplicative method was selected.

For longwave radiation and air temperature, given that there is no dependency between the model biases and the field values, an addition method is chosen.

At every time step the perturbation X_{t} is applied as follows.

For the additive method, $\mathrm{variable}_{\mathrm{t}} = \mathrm{variable}_{\mathrm{t}} + X_{\mathrm{t}}$. For the multiplicative method, the perturbation is centered on 1 (Y_{t}) before multiplying the variable.

$$Y_{\mathrm{t}} = X_{\mathrm{t}} + 1$$

$$\mathrm{variable}_{\mathrm{t}} = \mathrm{variable}_{\mathrm{t}} \times Y_{\mathrm{t}}.$$

For the multiplicative method, the perturbations are bounded by 0.5 and 1.5 to avoid extreme values. The result from this perturbation method is illustrated by Fig. S1 which shows the SAFRAN snowfall rates over a 1-week period, a realization of the perturbed analysis and the full ensemble of perturbed analysis.

To maintain further physical consistency between the meteorological variables, snowfall is changed to rainfall if air temperature is higher than 274.5 °K and the shortwave radiation is bounded to $200\,\mathrm{W\,m^{-2}}$ in case of rain or snow fall due to the inherent cloud cover. This behavior is consistent with the CdP statistics where over 18 years, during a precipitation period, the measured in situ shortwave radiation rarely exceeds $200\,\mathrm{W\,m^{-2}}$.

Table 1. Bias and standard deviations (STDs) of the differences between SAFRAN reanalysis and in situ observations (left) and the differences between SAFRAN reanalysis and the ensemble built up in the present study (right), for the perturbed meteorological forcings. The first set of statistics is derived from 18 years (1993–2011) of observations and reanalysis at the CdP and the second set is derived from our 300-members ensemble over the 2010/2011 hydrological season. The values in brackets correspond to the adjusted standard deviation used to generate the ensemble at CdL site.

	CdP: Reanalysis – Observations		CdL: Reanalysis – Ensemble	
Variables	Bias	STD: σ_{CdP}	Bias	STD: σ_{CdL}
Air temperature (C)	0.28	1.08	5.0×10^{-3}	1.07
Wind speed ($\mathrm{m\,s^{-1}}$)	0.2	1.12 (0.6)	4.0×10^{-4}	0.4
Shortwave radiation ($\mathrm{W\,m^{-2}}$)	22.4	79 (70)	-3.1×10^{-3}	58.3
Longwave radiation ($\mathrm{W\,m^{-2}}$)	−14.0	24.5 (7)	2.0×10^{-2}	7.0
Snowfall rate ($\mathrm{kg\,m^{-2}\,h^{-1}}$)	-2.0×10^{-2}	0.4	5.0×10^{-3}	0.1
Rainfall rate ($\mathrm{kg\,m^{-2}\,h^{-1}}$)	7.2×10^{-3}	0.5	-5.0×10^{-3}	0.1

Ensembles are generated with model errors coming from the statistics of the CdP site but as explained previously, the assimilation framework is based on the CdL area. Some adjustments in the building of ensembles are also required to account differences between these two areas.

In particular, the forest at CdP affects the local wind field and the radiative fluxes (Morin et al., 2012), which explains a large part of the variability of SAFRAN errors at CdP. At CdL, an open meadow area, such variability is unlikely. To limit the overspreading of the forcing ensemble, the standard deviation used in the Eq. (3) for wind speed, short and longwave radiation are reduced to $0.6\,\mathrm{m\,s^{-2}}$, 70 and $7\,\mathrm{W\,m^{-2}}$, respectively, against $1.12\,\mathrm{m\,s^{-2}}$, 79 and $24.5\,\mathrm{W\,m^{-2}}$ (Table 1, left column, values in brackets). As shown in Table 1, the standard deviations computed from the generated ensemble (right column) are close to the ones prescribed to generate it (left column).

In the end, this stochastic method of perturbations makes possible the construction of an ensemble of perturbed forcings which are required when using ensemble methods. The calibration of the perturbations are based on the CdP statistics while their temporal correlation is ensured by the AR(1) model. The perturbation method exhibits some obvious limitations. Inter-variable correlations are indeed not taken into account in the ensemble except from the precipitation phase and the maximum value of shortwave radiation in case of precipitation. Adjustments to CdL are somewhat subjective, but this is not crucial in our twin experiment context since the considered truth will be simulated running Crocus with one forcing member drawn from this generated ensemble. A more physically consistent ensemble will be required when real data assimilation is investigated.

3.4 Perturbation of impurity deposition rate

In this study, the deposition fluxes of impurities are also considered as a meteorological forcing but unlike meteorological variables previously mentioned (Sect. 2.5), the deposition fluxes of impurities are not provided by the SAFRAN model. Instead, the impurity content in fresh snow c_0 and the dry deposition flux τ_{dry} are perturbed online during a model run.

The parameters c_0 and τ_{dry} are subject to multiplicative perturbations drawn from lognormal distributions. The perturbations are constant in time, but are reinitialized at each observational update when data assimilation is performed. For c_0, the probability density function (pdf) parameters are $\sigma = 0.8$ and $\mu = 0$. c_0 is bounded at 0 and $500\,\mathrm{ng\,g^{-1}}$ and the mode value of the pdf is $100\,\mathrm{ng\,g^{-1}}$. As for τ_{dry}, the pdf parameters are $\sigma = 1.2$ and $\mu = 0$. τ_{dry} is bounded at 0 and $0.5\,\mathrm{ng\,g^{-1}\,s^{-1}}$ with a mode value of $0.015\,\mathrm{ng\,g^{-1}\,s^{-1}}$. These values have been selected to obtain the same order of magnitude of albedo decrease with snow age as in the original Crocus formulation (Brun et al., 1992).

3.5 Ensemble simulations

To investigate the impact of the stochastic perturbations, an ensemble of 300 simulations of the snowpack, forced by the 300 forcings of the meteorological ensemble, is run over the 2010/2011 hydrological season without data assimilation. Figure 1 presents the result of the ensemble simulation with 300 members (represented by the black lines). The simulation forced by the unperturbed reanalysis (red line) is included within the envelope of the ensemble. The spread of the ensemble reflects the consequences of possible overestimations and underestimations of meteorological data by the reanalysis.

The spread of the SD and SWE ensembles (Fig. 1b–c) is the largest at the end of the season, leading to a range of 24 days from the first to the last member to fully melt. The maximum dispersion range of SWE ($\Delta\mathrm{SWE} \approx 300\,\mathrm{kg\,m^{-2}}$) occurs in early April. At this time, the snowpack in some ensemble members has just started to melt, while in other cases, the snowpack has already disappeared.

Snowfalls reset all members to high reflectance values (at 640 nm, 0.98 for a significant event, Fig. 1a) and drastically

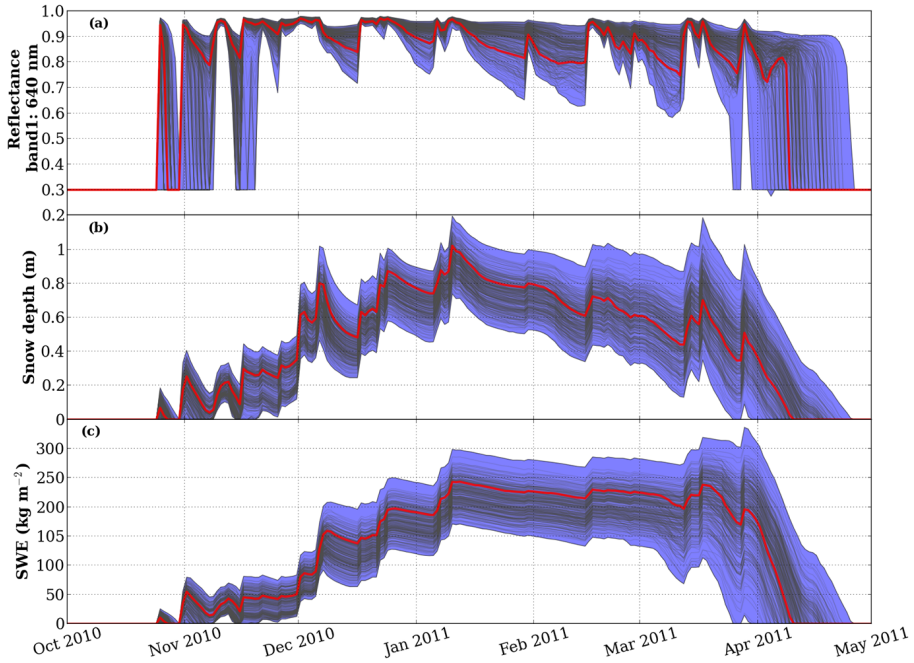

Figure 1. Ensemble simulation with 300 members at the Col du Lautaret site over the 2010/2011 hydrological season. **(a)** – reflectance at 640 nm (center of band 1 of MODIS), **(b)** SD, and **(c)** SWE. On each graph, the red solid line is the simulation forced by the unperturbed SAFRAN analysis. The blue patterns represent the envelopes including the 300 members which are shown by the black lines.

reduce the spread of the reflectance ensemble. Concomitantly, the SD and SWE ensemble spreads can increase due to the uncertainties in the precipitation rates. After a snowfall, impurity content and grain size increase along with the age of snow, decreasing the surface reflectance. This evolution is also influenced by atmospheric forcings, which are slightly different from one ensemble member to another, enlarging the spread of the ensemble. We can therefore expect that the timing of the available reflectances will strongly affect the impact of their assimilation on the snowpack ensemble simulations.

3.6 Dispersion of the ensemble of Crocus simulations

Here we assess whether our ensemble represents a realistic spread of SD over time with respect to previous evaluations of the model through a spread-skill plot.

Given that no SD measurements were systematically carried out at the CdL site, we were not able to evaluate our ensemble spread from SAFRAN-Crocus simulations with a time series of in situ measurements at this site. But, as demonstrated by Fortin et al. (2014), the ability of the ensemble spread to depict the simulation error can be evaluated by the comparison of the RMSE and the ensemble spread (Spd) with respect to the ensemble mean.

Firstly, using the method previously described, an ensemble of Crocus simulations was carried out at the CdP site, with no adjustment on CdP statistics, to evaluate the relevance of our perturbation method by comparing the RMSE between SAFRAN-Crocus simulation and in situ measurements with the Spd of the CdP ensemble. Then, we compare the Spd of our ensemble simulation at the CdL site with a SAFRAN-Crocus RMSE computed from the difference between SD Crocus estimates with in situ SD measurements across multiple stations (at the same elevation than CdL). We used roughly 60 daily snow depth measurements stations from the Météo-France observation stations network (only stations within the same altitude range as the CdL site (1800–2200 m a.s.l.).

The multiple station RMSE and Spd terms are defined as follows, for a variable X,

$$\mathrm{Spd}(X) = \left(\frac{1}{M} \sum_{\mathrm{t}=1}^{M} \frac{1}{N_\mathrm{e}} \sum_{n=1}^{N_\mathrm{e}} \left(X_{\mathrm{t},\,n} - \bar{X}_\mathrm{t} \right)^2 \right)^{1/2}, \quad (4)$$

$$\mathrm{RMSE}(X) = \left(\frac{1}{M} \sum_{\mathrm{t}=1}^{M} \frac{1}{N_k} \sum_{k=1}^{N_k} \left(X_{\mathrm{t},\,k}^{\mathrm{model}} - X_{\mathrm{t},\,k}^{\mathrm{in\ situ}} \right)^2 \right)^{1/2}, \quad (5)$$

where M represents the number of time steps, N_e the size of the ensemble and N_k the number of in situ measurements. The SD value of the ensemble member n at the date t is $X_{\mathrm{t},\,n}$ and $\bar{X}_\mathrm{t}$ is the mean of the ensemble at the date t. The value from SAFRAN-Crocus simulation at the measurement site k and at the date t is given by $X_{\mathrm{t},\,k}^{\mathrm{model}}$, and $X_{\mathrm{t},\,k}^{\mathrm{in\ situ}}$ is the value from the in situ SD measurement. RMSE and Spd are computed at observation times. For comparisons based on only

one point, the RMSE equation for a variable X becomes

$$\mathrm{RMSE}(X) = \left(\frac{1}{M} \sum_{\mathrm{t}=1}^{M} \left(X_{\mathrm{t}}^{\mathrm{model}} - X_{\mathrm{t}}^{\mathrm{in\ situ}} \right)^2 \right)^{1/2}. \quad (6)$$

Figure 2a shows that at the CdP site the SD dispersion (Spd) of the ensemble is consistent with the RMSE between SAFRAN-Crocus simulation with respect to in situ measurements at this site. This suggests that our perturbation method is able to represent the forcing uncertainties on snowpack simulations. Nevertheless, concerning the CdL area over the 2010/2011 season, the SAFRAN-Crocus RMSE is roughly 2 times higher than the SD dispersion (Spd) of our ensemble (Fig. 2b). This means that our ensemble is under-dispersive in terms of SD. This may be partly explained by the calibration of perturbations, based on statistics at a location (CdP) which is not highly affected by wind erosion/accumulation in contrast to many other measurement sites. In addition, only meteorological errors are considered in our ensemble, whereas the other model errors also contribute to the simulation error.

Nonetheless, given that experiments in the present work are twin and that the observations are selected within the ensemble (synthetic observations), the impact of this under dispersion is not crucial, but will be considered when using real data.

4 Data assimilation setup

This section describes the assimilation framework and the assimilation strategies designed for this study prior to presenting results of assimilation experiments (Sect. 5 and 6). First of all, the experimental setup and diagnostics applied in this study are detailed before describing the two synthetic observational data sets used for assimilation. An overview of the SIR filter is given at the end of this section and further details are provided in the Appendix A.

4.1 General settings and diagnostics

The assimilation experiments are twin, meaning that the observations are synthetics and come from a single model simulation. They are performed over five winter seasons at the CdL area.

A synthetic truth simulation is first obtained by running Crocus, through the use of the radiative transfer model TARTES, forced by one perturbed meteorological forcing, as detailed in Sect. 3.3. The synthetic observations used in all the assimilation experiments reported in Sects. 5 and 6 are extracted from this synthetic truth simulation. The synthetic truth simulation is also considered as the truth to evaluate the performance of data assimilation in terms of SD and SWE variables.

Data assimilation performances are evaluated by comparing RMSE for ensembles with and without assimilation, and by comparing the synthetic true simulation to the 33rd, 50th, and 67th quantiles from the ensembles with assimilation.

For a variable X, the ensemble RMSE is defined as

$$\mathrm{RMSE}(X) = \left(\frac{1}{N_{\mathrm{e}}} \sum_{n=1}^{N_{\mathrm{e}}} \left(X_n - X^{\mathrm{truth}} \right)^2 \right)^{1/2}, \quad (7)$$

where N_{e} represents the size of the ensemble, X_n the value from the ensemble member n, and X^{truth} the value from the synthetic truth. RMSEs are computed at observation times. The uncertainty on the melt-out date is quantified as the difference (in days) between the first and the latest full melted member.

4.2 Nature of the assimilated observations

The first set of synthetic observations is composed of surface reflectances of the first seven bands of MODIS (central wavelengths: 460, 560, 640, 860, 1240, 1640, 2120 nm; Hall and Riggs, 2007). In twin context, these synthetic observations are provided from the synthetic truth simulation running Crocus with its radiative TARTES model. Snow surface reflectances in the visible and near-infrared spectra are sensitive to the properties of the first millimeters to the first centimeters of the snowpack for a given wavelength (Li et al., 2001). They mainly vary with snow microstructure (near-infrared part) and impurity content (visible part) (Warren, 1982). The reflectance observations error variances, necessary for the assimilation, are defined according to Wright et al. (2014). They are prescribed to 7.1×10^{-4}, 4.6×10^{-4}, 5.6×10^{-4}, 5.6×10^{-4}, 2.0×10^{-3}, 1.5×10^{-3} and 7.8×10^{-4}, for the seven bands, respectively. In the framework of our twin experiments, the covariance matrix of observation errors is diagonal. Note that the TARTES model calculates bi-hemispherical reflectances while the satellite measurements provide directly hemispherical-conical top of atmosphere reflectances (Dumont et al., 2012).

The second set of observations is composed of synthetic snow depth (SD) observations. Previous studies have indeed reported that the assimilation of snowpack bulk variables such as SD greatly improve snow estimations (Morin, 2014; Liu et al., 2013). However, SD observations are only available at one point. In our study, the observation error variance of SD is taken to be 0.003 m (corresponding to a standard deviation of about 5 cm). The impact of synthetic SD assimilation is detailed in Sect. 6.3.

The setup designed in our study (one point, twin experiments) allows relevant comparisons of the benefits of assimilating separately or jointly the two above mentioned types of observations. For future works assimilating real data, the difference in the geometrical configuration between the simulated TARTES reflectances and satellite observations will be addressed.

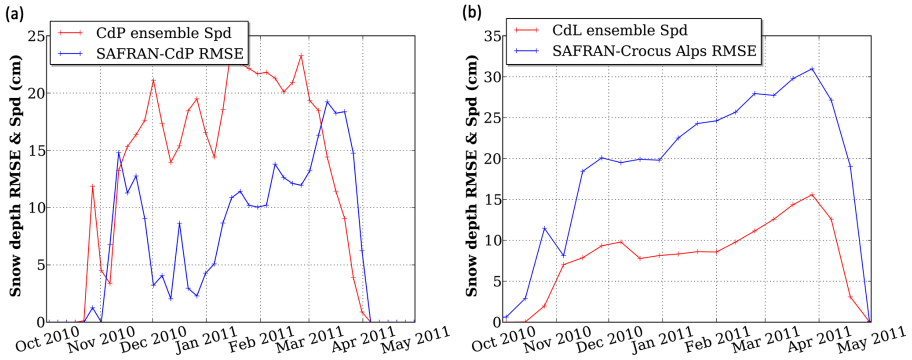

Figure 2. Time evolution over the 2010/2011 season of (in red) the SD ensemble Spd with respect to the ensemble mean and (in blue) the SD RMSE between SAFRAN-Crocus estimates and in situ observations, **(a)** for the CdP site and **(b)** for the CdL ensemble compared to the multiple Alps stations at the same elevation as CdL.

4.3 Assimilation method: the particle filter

The data assimilation method has been chosen after considering the requirements and the possible degrees of freedom that our problem imposes or offers.

Firstly, we require that the method quantifies uncertainties. This plays in favor of ensemble methods (e.g., Blayo et al., 2014). Secondly, we prefer an already existing and well tested method. This argues for the Ensemble Kalman Filter (EnKF, Evensen, 2009) or the particle filter (Van Leeuwen, 2009, 2014). Thirdly, the method should not rely on assumptions about the physical system, such as linearity or weak nonlinearity, because the physics of our model are nonlinear. This draws us toward the particle filter. Fourthly, the method should be easy to implement for this first study. Abaza et al. (2015) assessed the effectiveness assimilating streamflow data using an EnKF sequential procedure but implemented in a simpler snow scheme than Crocus. The fact that the EnKF involves state-averaging operations, to which Crocus hardly complies due to its varying number of snowpack layers, argues in favor of the particle filter. Note that Dechant and Moradkhani (2011) also chose the SIR filter for the assimilation of microwave radiances in a snowpack model. The major drawback of the particle filter is that it is not applicable to high-dimensional systems (Snyder et al., 2008) because it quickly degenerates (all ensemble members converge toward a unique and spurious model trajectory). But our model, with hardly more than a few hundreds of variables, is not high-dimensional. Our experiments show it indeed does not degenerate if a well-tested resampling method is used, with ensembles of a few hundreds of members only. Thus, we choose the sequential importance resampling (SIR) filter (Gordon et al., 1993), which is a particular type of the particle filter. Our ensembles are composed of 300 members.

The SIR filter seeks to represent the probability density function (pdf) of the model state by a discrete set (an ensemble) of states commonly called particles. The propagation over time of all particles, through the nonlinear model equations, describes the evolution of the model pdf. When observations are available, the ensemble is updated following two steps: (i) the particles are weighted according to their respective distances from the observations, and (ii) the pdf defined by the newly weighted particles is resampled by ruling out particles with negligible weights, and duplicating particles with large weights, so that the updated pdf is again represented by an ensemble of equally weighted particles. The new ensemble is then ready to be propagated in time by the model. As long as a particle is not removed, it keeps its original perturbed forcing to be propagated. Inversely, a new perturbed forcing is assigned to a duplicated particle for propagation to the next analysis. The governing equations of the data assimilation scheme are given in the Appendix A and more details are presented in Van Leeuwen (2009, 2014).

5 Assimilation of MODIS-like reflectances

In this section, we assess to what extent the assimilation of the available MODIS-like reflectance observations allows the accurate estimation of snowpack properties throughout the season. This experiment will be considered as our baseline experiment.

Data assimilation results for the 640 and 1240 nm reflectance (first and fifth MODIS bands) and for SD and SWE over the hydrological season 2010/2011 are shown in Fig. 3. To mimic real cloud conditions, reflectances are assimilated at 34 clear sky days of the season. We define a clear sky date according to the real cloud mask from MODIS data computed with the method of Sirguey et al. (2009). The corresponding 640 and 1240 nm synthetic reflectance observations are shown by the red dots in Fig. 3a and b. The control simulation (from which the synthetic observations are drawn) is shown by the red lines.

Throughout the season, the envelopes of SD and SWE ensembles for the baseline experiment (Fig. 3, blue envelopes) include the control simulation, which is a prerequisite for the good behavior of the assimilation. Overall, the assimi-

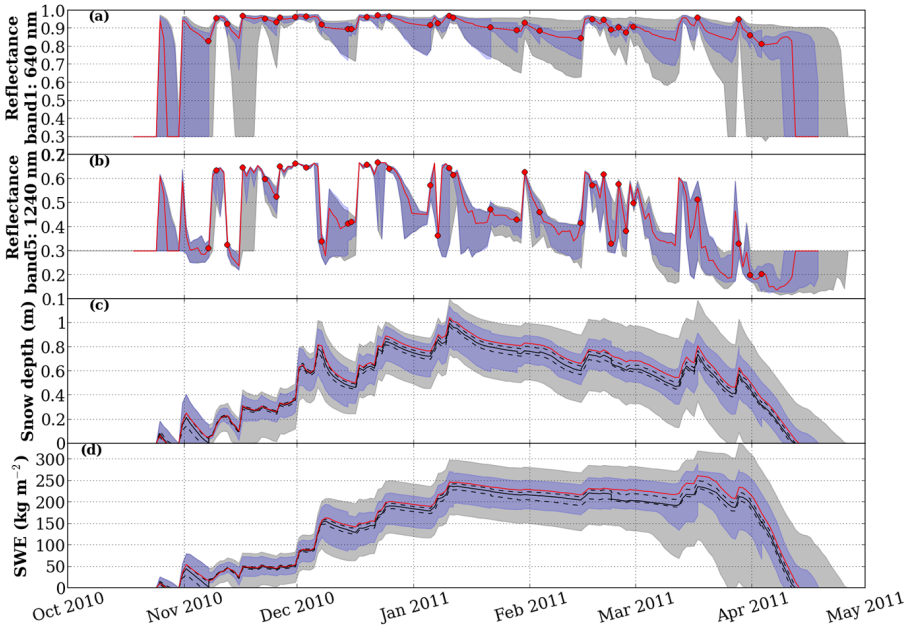

Figure 3. Evolution of the ensemble over the 2010/2011 season, **(a)** and **(b)** – reflectance at 640 and 1240 nm (first and fifth MODIS band, respectively), **(c)** SD and **(d)** SWE. The blue shading represent the envelopes of the ensemble assimilating MODIS-like reflectances and the grey shading the envelopes of the ensemble without assimilation. The red lines represent the control simulation (synthetic truth). In graph **(a)** and **(b)**, the red dots show the assimilated observations. In both **(c)** and **(d)**, the black solid line shows the 50 % quantiles (median of the ensemble) and the black dotted lines the 33 and 67 % quantiles for the baseline experiment.

lation of reflectance observations reduces the uncertainties in the estimation of the snowpack characteristics throughout the season. This is observed in Fig. 3, where the baseline experiment envelopes (blue shading) are narrower than those of the ensemble without assimilation (grey shading). In particular, the snow melt-out date is estimated much more accurately with the assimilation of reflectances: the uncertainty range drops from 24 days without assimilation to 9 days with assimilation.

Figure 4 shows the time evolution of the RMSE with assimilation at every observation time, at the end of the forecast step (blue solid line) and just after the filter analysis (blue dotted line). These results are compared to the RMSE without assimilation (red lines). The RMSE of the ensemble with assimilation is always lower than the RMSE without assimilation. Averaged over the season, a reduction of 46 % was obtained for SD and 44 % for SWE, (Table 2 – Baseline: seasonal RMSE for SD: 0.07 m; SWE: 19.7 kg m^{-2} compared to 0.13 m and 35.4 kg m^{-2} from the ensemble without assimilation). These results indicate the usefulness of using spectral optical radiance rather than albedo data since Dumont et al. (2012) obtained an improvement in SD estimate of only 14 % when assimilating albedo retrievals from MODIS sensor. It is remarkable that, despite the significant RMSE reduction in our experiment, there is most of the time no strong reduction of the RMSE from a single analysis. The reduced RMSEs with assimilation are consequently due to the successive observations throughout the season, highlighting the role of model dynamics.

The strongest RMSE reductions occur right after extended periods without precipitation and without available observations, when the reflectance ensemble spread is particularly pronounced (e.g., Fig. 3a). During these periods (e.g., from 7 to 14 December 2010, or from 11 to 21 January 2011), the ensemble uncertainties on reflectances, SD and SWE grow under the influence of the perturbed forcings including the perturbed impurity deposition rate. Observations of reflectances have a large impact when they are used. However, since reflectance observations are not very sensitive to the inner snowpack hidden by recent snowfalls, the uncertainties on SD and SWE accumulated earlier and not corrected by past analysis remain, which ultimately results in limited corrections on SD and SWE (Fig. 3, for example, on 28 January 2011), and sustained ensemble spreads and RMSE throughout the season.

After a significant snowfall, the uncertainties in SD and SWE may increase, and the assimilation of reflectances generally has a very small impact on these two variables. Indeed, the uncertainty in the amount of snowfall (translated here in perturbations on the snowfall rate) tends to increase the ensemble spread and RMSE on SD and SWE. Moreover, whether it be in the visible range of wavelengths sensitive to the impurity content or in the infrared part where changes on the microstructure dominates, a snowfall resets

Table 2. SD and SWE seasonal averaged RMSE computed with respect to the synthetic truth for all experiments over the 2010/2011 season. Results reported in Fig. 5 are the RMSE computed over the five selected seasons.

Results reported in variable assimilated assimilation timing	Fig. 1 No AD	Fig. 3 Refl. Baseline	Fig. S7[a] SD Clear sky days	Fig. S2[a] Refl. All days	Fig. S3[a] Refl. Accu.	Fig. S4[a] Refl. Melt	Fig. S5[a] Refl. Before Snowf	Fig. S6[a] Refl. After Snowf	Fig. S8[a] Refl. + SD	Fig. 5 Refl. All seasons
SD (m)	0.13	0.07	0.03	0.05	0.05	0.12	0.07	0.12	0.04	0.07
SWE ($kg\,m^{-2}$)	35.4	19.7	7.4	14.4	12.9	35.5	21.8	37.2	9.6	20.2

[a] See the Supplement.

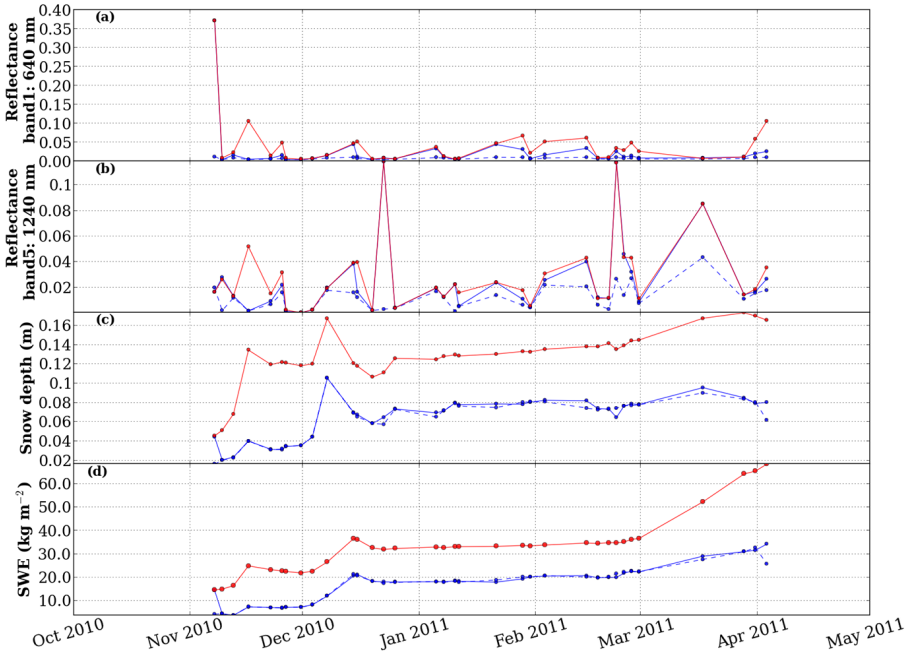

Figure 4. Time evolution of the ensemble RMSEs on **(a)** reflectance at 640 nm, **(b)** reflectance at 1240 nm, **(c)** SD and **(d)** SWE, over the 2010/2011 season, for the run without assimilation (red lines), and the baseline assimilation experiment (blue solid line: forecast; blue dotted line: analysis). Dots indicate analysis steps.

all ensemble members to the same set of reflectance values. This makes the discrimination between members using reflectances alone impossible, and the subsequent analysis provides a rather small uncertainty reduction for SD and SWE. This is illustrated on Fig. 3 on 10 November and on 1 December 2010, for example.

The remarks stated above for the season 2010/2011 hold for the other seasons. Figure 5 reports the time evolution of the SD and SWE RMSEs for all the selected seasons, in the experiments without assimilation (red lines) and with assimilation of reflectances (blue line; the experiments shown in green and black are discussed in the next section). On average, SD and SWE RMSEs are reduced by 45 and 48 %, respectively. This is comparable with results of Che et al. (2014), who assimilate radiances in the microwave spectrum from AMSR-E, and reduce the SD RMSE by 50 %. However, passive microwave observations are very sensitive to liquid water. Consequently, the performance of the assimilation during the melting period is reduced (Che et al. (2014) reduce the SD RMSE up to 61 % from January to March, during only the dry snow period). In contrast, our results show a well-marked reduction of errors near the end of the seasons (Fig. 4, red lines and blue dotted lines). Our results are also consistent with those from Liu et al. (2013) assimilating MODIS-derived snow cover fractions (SCFs), after a processing of the retrieval to improve accuracy of cloud coverage and snow mapping. Without this processing, the performance of SCF assimilation falls, with a SWE RMSE reduction near 10–20 %, similarly to Andreadis and Lettenmaier (2006).

Consequently, our ability to control the seasonal evolution of the snowpack with the assimilation of reflectances is demonstrated, though it exhibits limitations. In particular, the reduction of the snowpack SD and SWE ensemble spread greatly depends on the timing of the assimilated observations.

6 Sensitivity to the nature and the timing of observations

6.1 Impact of cloud coverage on the experiment

The presence of cloud coverage strongly reduces the number of optical data available for assimilation. To investigate impact of limiting the number of available observations, an experiment similar to the baseline experiment (see Sect. 5) is carried out, but assimilation is performed every day, (134 days) instead of 34 days in the baseline experiment. Figure S2 presents the results with the blue shading representing the envelopes of the ensemble assimilating daily MODIS-like observations and the grey shading representing the envelopes of the baseline experiment, reported from Fig. 3.

Obviously, in this second experiment, concerning the 640 nm reflectance variable, the spread of the ensemble is greatly reduced, efficiently fitting the observations (red dots) and its envelope does not show any extended periods with a large range of reflectance values anymore (Fig. S2a). Compared to the baseline experiment (grey envelopes), the uncertainty in the snow melt-out date is also reduced to 3 days. However during the major part of the winter, the SD and SWE ensemble spreads (Fig. S2b–c: blue envelopes) are comparable to the spreads obtained in the baseline experiment (Fig. S2b–c: grey envelopes). This is also reflected in Table 2 – All days: The seasonal RMSEs on SD and SWE are 0.05 m and 14.4 kg m^{-2}, respectively, against 0.07 m and 19.7 kg m^{-2} in the baseline experiment. This shows that assimilating a limited number data due to realistic cloud conditions is not necessarily harmful to the estimation of the snowpack state. Note that this conclusion holds here for bulk variables such as SD and SWE. The estimation of other physical properties of the snowpack will be addressed in a future work using real observations.

6.2 On the timing of observations

The baseline experiment suggests that the timing of observations may largely determine the quality of the assimilation process. To explore the role of the timing, four additional assimilation tests are designed for which MODIS-like reflectances are assimilated (i) only at the beginning of the season (before 31 December 2010, Fig. S3: Accu), (ii) only in the second part of the snow season (after 31 December 2010, Fig. S4: Melt), (iii) only after several day-long periods without precipitation (Fig. S5: Before Snowf) and (iv) only right after snowfall events (Fig. S6: After Snowf).

In case i (Accu), results show that even if the SD and SWE spreads are reduced during the assimilation period, the assimilation has almost no effect on the snow estimates during the snow melt period. The ensemble spread at the end of the season returns to almost the same value than the experiment without assimilation. The uncertainty of the snow melt-out date is reduced to only 22 days, compared to 24 days without assimilation. As for case ii (Melt), the spread reduction becomes quite discernible roughly 2 months after the first assimilation date and never reaches the range of the baseline experiment. The uncertainty of the snow melt-out date is however reduced to 11 days. This demonstrates that it is essential to assimilate reflectances over the entire season to compensate the fast growth of the snowpack ensemble in response to the uncertainties in the meteorological forcing.

In both cases iii (Before Snowf) and iv (After Snowf), reflectances are assimilated at only seven dates of the season. Case iii (Before Snowf) exhibits a more pronounced SD and SWE spreads reduction compared to case iv (After Snowf). The uncertainty on the snow melt-out date drops to 9 days in case iii (Before Snowf), while it stays at 23 days in case iv (After Snowf). In absence of precipitation, the snow surface is aging, leading to a decrease of reflectance values and a spread of the reflectance ensemble (Fig. S5a). Therefore, an observation after such a period provides a significant amount of information and produces an efficient analysis. On the contrary, solid precipitation resets the reflectance to high values and limits the spread of the reflectance ensemble (Fig. S6a) leading to a limited efficiency of the ensemble analysis. Assimilating only a few synthetic observations well distributed in time nearly leads to the same uncertainty of SD and SWE estimates as the baseline experiment assimilating 34 observations (Table 2 – Before Snowf: seasonal RMSE SD: 0.07 m; SWE: 21.8 kg m^{-2} compared to baseline experiment 0.07 m and 19.7 kg m^{-2}, respectively).

Consequently, the time distribution of the observation turns out to be a key element in the expected success of the assimilation of reflectance observations. The end of an extended period without precipitation, when the surface snow layer is aging, is the best time to assimilate reflectances.

6.3 Assimilation of snow depths

To better evaluate the impact of the reflectance assimilation, we here compare the baseline experiment to an experiment assimilating synthetic SD observations keeping the same time distribution of the observations. Apart from the different nature of the observations, the assimilation setup is the same as the one described in Sect. 5 including the time frequency of observations. The results are displayed in Fig. S7.

The assimilation of synthetic SD observations greatly improves the estimates of SD and SWE (Fig. S7b–c). The spread reduction is much stronger than with the assimilation of reflectance observations (Table 2 – SD, Clear sky days: the seasonal RMSE on SD and SWE are 0.03 m and 7.4 kg m^{-2}, respectively, against 0.07 m and 19.7 kg m^{-2} in the baseline experiment) and is maintained throughout the season. The uncertainty range on the snow melt-out date is decreased to 8 days compared to 9 assimilating MODIS-like reflectances and 24 days without assimilation for the 2010/2011 season.

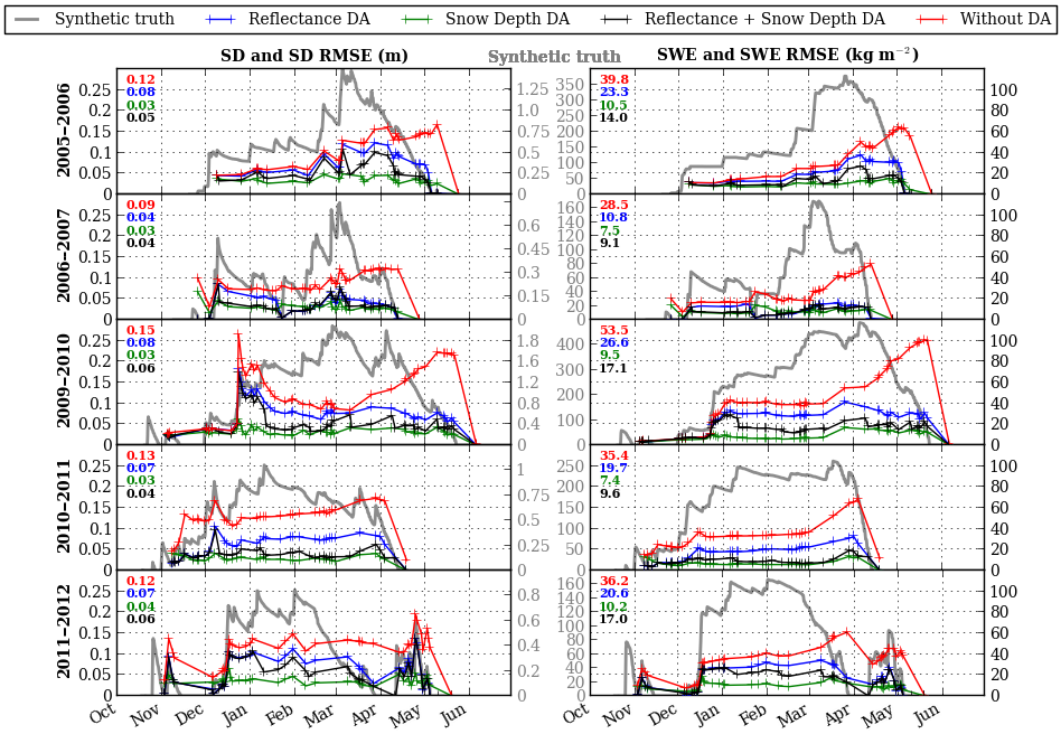

Figure 5. Time evolution of ensemble RMSEs on SD (left) and SWE (right) for the five seasons under study, for the run without assimilation (red lines), the baseline experiment (assimilating reflectances, blue lines), the experiment assimilating SD data (green lines) and the experiment assimilating combined reflectances and SD data (black lines). Crosses indicate analysis steps. Seasonal averages are displayed in the upper left corner of each graph. The model control simulation is represented by the grey lines, scaled by the "Synthetic truth" *y* axes.

Note that the spread reduction of the reflectance ensemble is very limited compared to the baseline experiment. This is consistent with the fact that while SD and SWE are better estimated in the case of SD simulation, the surface and inner physical properties of the snowpack are less impacted than in the case of assimilating reflectance observations.

Figure S7 shows that, at the beginning of the snow season (before 16 November 2010) and for a thin snowpack (less than 20 cm), SD assimilation seems to have less impact than reflectance assimilation. Indeed, with a thin snowpack, visible wavelengths penetrate down to the ground, and reflectance contains information on the whole snowpack. In this case, reflectance contains more information than SD. This could explain the better performance of the baseline experiment.

An additional experiment (not shown here) was also conducted assimilating daily synthetic SD observations because such measurements are usually available daily at about 60 different stations in the French Alps. This shows that, contrary to reflectance assimilation, for SD assimilation, the more frequent the observations, the greater the spread reduction (seasonal RMSE SD: 0.02 m; SWE: 4.7 kg m^{-2}).

Except for thin snow cover, the assimilation of SD observations outperforms reflectance assimilation in terms of SWE and SD estimates and seems to be less affected by the time distribution of the observations. When assimilating reflectance data, the ensemble needs to sufficiently spread (from an extended period without precipitation) to observe an impact of the assimilation (Fig. 3a). Inversely, and even if the reduction may be very small, every SD observations assimilation reduces the SD ensemble independently of the precipitation events (Fig. S7, excepted for thin snow cover).

Figure 5 also shows that, all these findings obtained for the 2010/2011 season are also verified for the five studied seasons. All assimilation experiments of synthetic SD observations reduce the RMSE with respect to both the model run without assimilation (red lines) and the experiments assimilation synthetic reflectances data (blue lines). However, in case of shallow snowpack, better performance is obtained using reflectance data.

6.4 Combining reflectance and snow depth assimilation

Though the assimilation of synthetic SD observations generally outperforms MODIS-like reflectance assimilation, spatially distributed SD measurements are rarely available over large areas on a daily basis. In situ SD observations give information only at the measurement point and many studies attest to the strong spatial variability of the snow cover (e.g., López-Moreno et al., 2011;

Veitinger et al., 2014; Bühler et al., 2015). Airborne lidar or ground-based laser lidar provide accurate SD measurements with fine resolution, but their low temporal frequency limits their utility for operational applications. So, one can imagine that over a mountain range, SD measurements are available at several locations for only a few dates in the season (e.g., occasional snow course, crowd-sourcing, ski resorts observations, ...). This scenario motivates the set-up of the following experiment. The experimental setup is the same as the baseline reflectance assimilation scheme previously described with an extra synthetic SD observation the 10th of each month. Results are shown in Fig. S8 and compared to the previous experiments in Fig. 5.

Combining the assimilation of MODIS-like reflectances with the assimilation of synthetic SD observations provides a benefit compared to assimilating reflectance only (Fig. 5, black and blue lines respectively). (i) In presence of a thin snow cover, the SD and SWE RMSEs of the combined reflectances and SD ensembles are reduced as the ones from the assimilation of the reflectance only. (ii) Almost all along the season, SD and SWE RMSEs remain below the reflectance assimilation RMSE thanks to SD assimilation. The combined assimilation leads to SWE seasonal RMSE of $9.6\,\mathrm{kg\,m^{-2}}$ to be compared to $7.4\,\mathrm{kg\,m^{-2}}$ for the experiment assimilating synthetic SD observations and $19.7\,\mathrm{kg\,m^{-2}}$ for the baseline reflectances assimilation experiment (Table 2).

These results indicate the usefulness of combining these two data sets in operational applications. Liu et al. (2013) reached a similar conclusion by combining the assimilation of SCF and SD (with a SWE RMSE reduction up to 72 %; up to 74 % in our study). However, given the strong spatial variability of the snow cover, the spatial representativity of punctual SD measurements may make their assimilation questionable. This issue should be addressed with experiments over two-dimensional, realistic domains.

7 Conclusions

This study investigates the assimilation of MODIS-like reflectances from visible to near-infrared (the first seven bands) into the multilayer snowpack model Crocus. The direct use of reflectance data instead of higher level snow products limits the introduction of uncertainties due to retrieval algorithms. For the assimilation, we implement a particle filter. A particle filter is chosen because (i) it is an ensemble method providing uncertainty estimates, and (ii) it is easily implemented (in comparison with other assimilation methods) with Crocus model, characterized by strong nonlinearities and its lagrangian representation of the snowpack layering. Given that the major source of error in snowpack simulations can be attributed to meteorological forcings, a stochastic perturbation method is designed to generate an ensemble of possible meteorological variables. This algorithm uses a first-order autoregressive model to account for the temporal correlations in the meteorological forcing uncertainties. This ensemble of meteorological forcings is then applied to generate the ensemble of snowpack simulations for the assimilation. Twin experiments are conducted at one point in the French Alps, the Col du Lautaret, over five hydrological years. The assimilated reflectance data corresponds to the first seven spectral bands of the MODIS sensors.

Reflectance assimilation using only data from clear-sky days reduces the SD and SWE seasonal RMSE by a factor close to 2. The uncertainty range on the snow melt-out date drops to 9 days compared to 24 without assimilation. Additional assimilation tests using different time distributions of the observations show that (i) reflectance assimilation greatly improves snowpack estimates if the observation comes after an extended period without precipitation, (ii) the assimilation has almost no impact if it comes right after a snowfall, and (iii) using only a few observations with the appropriate timing, i.e., after extended periods without precipitation, reduces RMSE almost as much as assimilating reflectances on a daily basis.

The assimilation of synthetic SD observations leads to a decrease of SD and SWE RMSE by a factor of more than 4. The uncertainty range on the snow melt-out date is reduced to 8 days. The assimilation of SD observations generally outperforms reflectance assimilation except for shallow snowpacks, typically less than 20 cm. However, whereas optical reflectance maps can be obtained daily thanks to spaceborne sensors such as MODIS or VIIRS, SD measurements are rarely available either over large areas or at the same time frequency. Combining reflectance assimilation with SD assimilation at four dates during the snow season leads to a decrease of SD and SWE RMSE by a factor close to 3.

This study provides a general theoretical framework to test the efficiency of several kinds of data assimilation in a snowpack model. This also highlights the benefit of using remotely sensed optical surface reflectance in the assimilation scheme to provide significant improvements of the snowpack SD and SWE estimates. Even if the assimilation of SD outperforms the assimilation using reflectance data, the sparsity of in situ measurements in space and/or time strongly reduces their utility in real data assimilation systems. Nevertheless, given their complementary features, combining remotely sensed reflectances and SD data, when available, would definitely improve snowpack simulations.

This study presents a first attempt to assimilate snow observations into the Crocus snowpack model with the overarching objective of improving operational snowpack forecasting. The next steps to proceed toward operational applications must include the assimilation of actual satellite data and the spatialization of the assimilation on larger domains. These steps include several challenges such as the increased calculation costs and degrees of freedom, and the need for a physically consistent 2-D meteorological ensemble, which will be addressed in future work.

Appendix A: Particle filter and sequential importance resampling, definitions (Gordon et al., 1993; Van Leeuwen, 2009, 2014)

In a discrete-time space model, the state of a system evolves according to

$$\boldsymbol{x}_k = f_k(\boldsymbol{x}_{k-1}, \boldsymbol{v}_{k-1}), \tag{A1}$$

where $\boldsymbol{x}_k$ is the state vector of the system at time k, $\boldsymbol{v}_{k-1}$ is the state noise vector and f_k is the non-linear and time-dependent function describing the evolution of the state vector.

Information about $\boldsymbol{x}_k$ is obtained through noisy measurements, $\boldsymbol{y}_k$, which are governed by the observation operator equation:

$$\boldsymbol{y}_k = h_k(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{n}_k), \tag{A2}$$

where h_k is a possibly non-linear and time-dependent function linking the state vector to the observation (observation operator) and $\boldsymbol{n}_k$ is the measurement noise vector.

The filtering problem is to estimate sequentially the values of $\boldsymbol{x}_k$, given the observed values $y_0, \ldots, \boldsymbol{y}_k$, at any time step k. In a Bayesian setting, this problem can be formalized as the computation of the distribution $p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{1:k})$, which can be done recursively in the following two steps.

Prediction step:

$$p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{1:k-1}) = \int p(\boldsymbol{x}_{k-1}|y_{k-1})\, p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1}) \mathrm{d}\boldsymbol{x}_{k-1}. \tag{A3}$$

Updating step to estimate $p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{1:k})$ using Bayes' rule:

$$p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{1:k}) \propto p(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k)\, p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{1:k-1}). \tag{A4}$$

In the particle filter, the prior pdf is represented by equally weighted delta functions centered on the ensemble members or particles:

$$p(\boldsymbol{x}_{k-1}|\boldsymbol{y}_{1:k-1}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \delta\big(\boldsymbol{x}_{k-1} - \boldsymbol{x}_{k-1}^i\big), \tag{A5}$$

where N is the ensemble size. With this representation, the propagation step Eq. (A3) provides

$$p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{1:k-1}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \delta\left(\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{x}_k^i\right), \tag{A6}$$

where $\boldsymbol{x}_k^i = f(\boldsymbol{x}_{k-1}^i, \boldsymbol{v}_{k-1}^i)$; $\boldsymbol{v}_{k-1}^i$ is a realization of the noise $\boldsymbol{v}_{k-1}$. Then the analysis step follows with

$$p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N} w_k^i \delta\big(\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{x}_k^i\big), \tag{A7}$$

where the w_k^i are the particle weights, normalized to sum up to 1, and given by

$$w_k^i \propto p\big(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k^i\big). \tag{A8}$$

To compute the weights, the error $\boldsymbol{n}_k$ of the observation operator h_k (Eq. A2) is often considered additive and Gaussian with mean 0 and covariance matrix R_k, so that the likelihood $p(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k^i)$ writes

$$p(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k^i) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}\big(\boldsymbol{y}_k - h(\boldsymbol{x}_k^i)\big)^T R^{-1}\big(\boldsymbol{y}_k - h(\boldsymbol{x}_k^i)\big)\right). \tag{A9}$$

After the computation of the weights, the ensemble is resampled: particles with zero or negligible weights are ruled out; particles with large weights are duplicated a number of times commensurate with their weights. Several algorithms exist for this resampling step; we use the one of Kitagawa (Kitagawa, 1996).

The Supplement related to this article is available online at doi:10.5194/tc-10-1021-2016-supplement.

Acknowledgements. We wish to thank the two anonymous reviewers for their detailed comments. We gratefully acknowledge funding from Labex OSUG@2020 (Investissements d'avenir – ANR10 LABX56) and Fondation Eau Neige et Glace. This work has also been supported by the INSU/LEFE/MANU program. The development of the radiative model TARTES has been funded by the French ANR MONISNOW project, number ANR-11-JS56-0005.

Edited by: X. Fettweis

References

Abaza, M., Anctil, F., Fortin, V., and Turcotte, R.: Exploration of sequential streamflow assimilation in snow dominated watersheds, Adv. Water Resour., 80, 79–89, 2015.

Andreadis, K. M. and Lettenmaier, D. P.: Assimilating remotely sensed snow observations into a macroscale hydrology model, Adv. Water Resour., 29, 872–886, doi:10.1016/j.advwatres.2005.08.004, 2006.

Bartelt, P. and Lehning, M.: A physical SNOWPACK model for the Swiss avalanche warning: Part I: numerical model, Cold Reg. Sci. Technol., 35, 123–145, doi:10.1016/S0165-232X(02)00074-5, 2002.

Bavay, M., Grünewald, T., and Lehning, M.: Response of snow cover and runoff to climate change in high Alpine catchments of Eastern Switzerland, Adv. Water Resour., 55, 4–16, doi:10.1016/j.advwatres.2012.12.009, 2013.

Blayo, É., Bocquet, M., Cosme, E., and Cugliandolo, L. F.: Advanced Data Assimilation for Geosciences: Lecture Notes of the Les Houches School of Physics: Special Issue, June 2012, Oxford University Press, Oxford, UK, 2014.

Boone, A. and Etchevers, P.: An intercomparison of three snow schemes of varying complexity coupled to the same land surface model: Local-scale evaluation at an Alpine site, J. Hydrometeorol., 2, 374–394, doi:10.1175/1525-7541(2001)002<0374:AIOTSS>2.0.CO;2, 2001.

Brun, E., Martin, E., Simon, V., Gendre, C., and Coléou, C.: An energy and mass model of snow cover suitable for operational avalanche forecasting, J. Glaciol., 35, 333–342, 1989.

Brun, E., David, P., Sudul, M., and Brunot, G.: A numerical model to simulate snow-cover stratigraphy for operational avalanche forecasting, J. Glaciol., 38, 13–22, http://refhub.elsevier.com/S0165-232X(14)00138-4/rf0155, 1992.

Brun, F., Dumont, M., Wagnon, P., Berthier, E., Azam, M. F., Shea, J. M., Sirguey, P., Rabatel, A., and Ramanathan, Al.: Seasonal changes in surface albedo of Himalayan glaciers from MODIS data and links with the annual mass balance, The Cryosphere, 9, 341–355, doi:10.5194/tc-9-341-2015, 2015.

Bühler, Y., Marty, M., Egli, L., Veitinger, J., Jonas, T., Thee, P., and Ginzler, C.: Snow depth mapping in high-alpine catchments using digital photogrammetry, The Cryosphere, 9, 229–243, doi:10.5194/tc-9-229-2015, 2015.

Carmagnola, C. M., Morin, S., Lafaysse, M., Domine, F., Lesaffre, B., Lejeune, Y., Picard, G., and Arnaud, L.: Implementation and evaluation of prognostic representations of the optical diameter of snow in the SURFEX/ISBA-Crocus detailed snowpack model, The Cryosphere, 8, 417–437, doi:10.5194/tc-8-417-2014, 2014.

Carpenter, T. M. and Georgakakos, K. P.: Impacts of parametric and radar rainfall uncertainty on the ensemble streamflow simulations of a distributed hydrologic model, J. Hydrol., 298, 202–221, doi:10.1016/j.jhydrol.2004.03.036, 2004.

Castebrunet, H., Eckert, N., Giraud, G., Durand, Y., and Morin, S.: Projected changes of snow conditions and avalanche activity in a warming climate: the French Alps over the 2020–2050 and 2070–2100 periods, The Cryosphere, 8, 1673–1697, doi:10.5194/tc-8-1673-2014, 2014., 2014.

Che, T., Li, X., Jin, R., and Huang, C.: Assimilating passive microwave remote sensing data into a land surface model to improve the estimation of snow depth, Remote Sens. Environ., 143, 54–63, 2014.

Clark, M. P., Slater, A. G., Barrett, A. P., Hay, L. E., McCabe, G. J., Rajagopalan, B., and Leavesley, G. H.: Assimilation of snow covered area information into hydrologic and land-surface models, Adv. Water Res., 29, 1209–1221, 2006.

Cordisco, E., Prigent, C., and Aires, F.: Snow characterization at a global scale with passive microwave satellite observations, J. Geophys. Res.-Atmos. (1984–2012), 111, D19102, doi:10.1029/2005JD006773, 2006.

Dechant, C. and Moradkhani, H.: Radiance data assimilation for operational snow and streamflow forecasting, Adv. Water Resour., 34, 351–364, doi:10.1016/j.advwatres.2010.12.009, 2011.

De Lannoy, G. J. M., Reichle, R. H., Arsenault, K. R., Houser, P. R., Kumar, S., Verhoest, N. E. C., and Pauwels, V. R. N.: Multiscale assimilation of Advanced Microwave Scanning Radiometer–EOS snow water equivalent and Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer snow cover fraction observations in northern Colorado, Water Resour. Res., 48, W01522, doi:10.1029/2011WR010588, 2012.

Deodatis, G. and Shinozuka, M.: Auto-regressive model for nonstationary stochastic processes, J. Eng. Mech.-ASCE, 114, 1995–2012, doi:10.1061/(ASCE)0733-9399(1988)114:11(1995), 1988.

Doherty, S. J., Grenfell, T. C., Forsström, S., Hegg, D. L., Brandt, R. E., and Warren, S. G.: Observed vertical redistribution of black carbon and other insoluble light-absorbing particles in melting snow, J. Geophys. Res.-Atmos., 118, 5553–5569, doi:10.1002/jgrd.50235, 2013.

Domine, F., Sparapani, R., Ianniello, A., and Beine, H. J.: The origin of sea salt in snow on Arctic sea ice and in coastal regions, Atmos. Chem. Phys., 4, 2259–2271, doi:10.5194/acp-4-2259-2004, 2004.

Dong, J., Walker, J. P., Houser, P. R., and Sun, C.: Scanning multichannel microwave radiometer snow water equivalent assimilation, J. Geophys. Res.-Atmos. (1984–2012), 112, D07108, doi:10.1029/2006JD007209, 2007.

Dumont, M., Durand, Y., Arnaud, Y., and Six, D.: Variational assimilation of albedo in a snowpack model and reconstruction of the spatial mass-balance distribution of an alpine glacier, J. Glaciol., 58, 151–164, doi:10.3189/2012JoG11J163, 2012.

Dumont, M., Brun, E., Picard, G., Michou, M., Libois, Q., Petit, J., Geyer, M., Morin, S., and Josse, B.: Contribution of light-

absorbing impurities in snow to Greenland/'s darkening since 2009, Nat. Geosci., 7, 509–512, doi:10.1038/ngeo2180, 2014.

Durand, M., Kim, E. J., and Margulis, S. A.: Radiance assimilation shows promise for snowpack characterization, Geophys. Res. Lett., 36, L02503, doi:10.1029/2008GL035214, 2009.

Durand, Y., Brun, E., Mérindol, L., Guyomarc'h, G., Lesaffre, B., and Martin, E.: A meteorological estimation of relevant parameters for snow models, Ann. Glaciol., 18, 65–71, http://www.igsoc.org/annals/18/igs_annals_vol18_year1993_pg65-71.html, 1993.

Durand, Y., Giraud, G., Brun, E., Mérindol, L., and Martin, E.: A computer-based system simulating snowpack structures as a tool for regional avalanche forecasting, J. Glaciol., 45, 469–484, 1999.

Essery, R., Morin, S., Lejeune, Y., and Menard, C. B.: A comparison of 1701 snow models using observations from an alpine site, Adv. Water Res., 55, 131–148, doi:10.1016/j.advwatres.2012.07.013, 2013.

Etchevers, P., Golaz, C., and Habets, F.: Simulation of the water budget and the river flows of the Rhone basin from 1981 to 1994, J. Hydrol., 244, 60–85, doi:10.1016/S0022-1694(01)00332-8, 2001.

Evensen, G.: Data assimilation: the ensemble Kalman filter, Springer Science and Business Media, Berlin, Germany, 2009.

Fortin, V., Abaza, M., Anctil, F., and Turcotte, R.: Why should ensemble spread match the RMSE of the ensemble mean, J. Hydrometeorol., 15, 1708–1713, doi:10.1175/JHM-D-14-0008.1, 2014.

Foster, J. L., Sun, C., Walker, J. P., Kelly, R., Chang, A., Dong, J., and Powell, H.: Quantifying the uncertainty in passive microwave snow water equivalent observations, Remote Sens. Environ., 94, 187–203, doi:10.1016/j.rse.2004.09.012, 2005.

Gabbi, J., Huss, M., Bauder, A., Cao, F., and Schwikowski, M.: The impact of Saharan dust and black carbon on albedo and long-term mass balance of an Alpine glacier, The Cryosphere, 9, 1385–1400, doi:10.5194/tc-9-1385-2015, 2015.

Gordon, N. J., Salmond, D. J., and Smith, A. F.: Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation, IEE Proc.-F, 140, 107–113, 1993.

Hall, D. K. and Riggs, G. A.: Accuracy assessment of the MODIS snow products, Hydrol. Process., 21, 1534–1547, doi:10.1002/hyp.6715, 2007.

Jordan, R.: A One-Dimensional Temperature Model for a Snow Cover: Technical Documentation for SNTHERM. 89., Tech. rep., Cold Regions Research and Engineering Lab, Hanover, NH, USA, 1991.

Kitagawa, G.: Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models, J. Comput. Graph. Stat., 5, 1–25, 1996.

Lehning, M., Völksch, I., Gustafsson, D., Nguyen, T. A., Stähli, M., and Zappa, M.: ALPINE3D: a detailed model of mountain surface processes and its application to snow hydrology, Hydrol. Process., 20, 2111–2128, doi:10.1002/hyp.6204, 2006.

Li, W., Stamnes, K., Chen, B., and Xiong, X.: Snow grain size retrieved from near-infrared radiances at multiple wavelengths, Geophys. Res. Lett., 28, 1699–1702, doi:10.1029/2000GL011641, 2001.

Libois, Q., Picard, G., France, J. L., Arnaud, L., Dumont, M., Carmagnola, C. M., and King, M. D.: Influence of grain shape on light penetration in snow, The Cryosphere, 7, 1803–1818, doi:10.5194/tc-7-1803-2013, 2013.

Libois, Q., Picard, G., Dumont, M., Arnaud, L., Sergent, C., Pougatch, E., Sudul, M., and Vial, D.: Experimental determination of the absorption enhancement parameter of snow, J. Glaciol., 60, 714–724, doi:10.1002/2014JD022361, 2014.

Liu, Y., Peters-Lidard, C. D., Kumar, S., Foster, J. L., Shaw, M., Tian, Y., and Fall, G. M.: Assimilating satellite-based snow depth and snow cover products for improving snow predictions in Alaska, Adv. Water Res., 54, 208–227, doi:10.1016/j.advwatres.2013.02.005, 2013.

López-Moreno, J. I., Fassnacht, S. R., Beguería, S., and Latron, J. B. P.: Variability of snow depth at the plot scale: implications for mean depth estimation and sampling strategies, The Cryosphere, 5, 617–629, doi:10.5194/tc-5-617-2011, 2011.

Masson, V., Le Moigne, P., Martin, E., Faroux, S., Alias, A., Alkama, R., Belamari, S., Barbu, A., Boone, A., Bouyssel, F., Brousseau, P., Brun, E., Calvet, J.-C., Carrer, D., Decharme, B., Delire, C., Donier, S., Essaouini, K., Gibelin, A.-L., Giordani, H., Habets, F., Jidane, M., Kerdraon, G., Kourzeneva, E., Lafaysse, M., Lafont, S., Lebeaupin Brossier, C., Lemonsu, A., Mahfouf, J.-F., Marguinaud, P., Mokhtari, M., Morin, S., Pigeon, G., Salgado, R., Seity, Y., Taillefer, F., Tanguy, G., Tulet, P., Vincendon, B., Vionnet, V., and Voldoire, A.: The SURFEXv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes, Geosci. Model Dev., 6, 929–960, doi:10.5194/gmd-6-929-2013, 2013.

Morin, S.: Observation and numerical modeling of snow on the ground: use of existing tools and contribution to ongoing developments, Habilitation à diriger des recherches, Université Joseph Fourier, Grenoble, France, available at: https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01098576 (last access: 12 May 2016), 2014.

Morin, S., Lejeune, Y., Lesaffre, B., Panel, J.-M., Poncet, D., David, P., and Sudul, M.: An 18-yr long (1993–2011) snow and meteorological dataset from a mid-altitude mountain site (Col de Porte, France, 1325 m alt.) for driving and evaluating snowpack models, Earth Syst. Sci. Data, 4, 13–21, doi:10.5194/essd-4-13-2012, 2012.

Navari, M., Margulis, S. A., Bateni, S. M., Tedesco, M., Alexander, P., and Fettweis, X.: Feasibility of improving a priori regional climate model estimates of Greenland ice sheet surface mass loss through assimilation of measured ice surface temperatures, The Cryosphere, 10, 103–120, doi:10.5194/tc-10-103-2016, 2016.

Noilhan, J. and Planton, S.: A simple parameterization of land surface processes for meteorological models, Mon. Weather Rev., 117, 536–549, doi:10.1175/1520-0493(1989)117<0536:ASPOLS>2.0.CO;2, 1989.

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.: Impact of disturbed desert soils on duration of mountain snow cover, Geophys. Res. Lett., 34, L12502, doi:10.1029/2007GL030284, 2007.

Phan, X. V., Ferro-Famil, L., Gay, M., Durand, Y., Dumont, M., Morin, S., Allain, S., D'Urso, G., and Girard, A.: 1D-Var multilayer assimilation of X-band SAR data into a detailed snowpack model, The Cryosphere, 8, 1975–1987, doi:10.5194/tc-8-1975-2014, 2014.

Quintana Segui, P., Moigne, P. L., Durand, Y., Martin, E., Habets, F., Baillon, M., Canella, C., Franchisteguy, L., and Morel, S.: Analysis of near surface atmospheric variables: validation of the SAFRAN analysis over France, J. Appl. Meteorol. Clim., 47, 92–107, doi:10.1175/2007JAMC1636.1, 2008.

Raleigh, M. S., Lundquist, J. D., and Clark, M. P.: Exploring the impact of forcing error characteristics on physically based snow simulations within a global sensitivity analysis framework, Hydrol. Earth Syst. Sci., 19, 3153–3179, doi:10.5194/hess-19-3153-2015, 2015.

Reichle, R. H.: Data assimilation methods in the Earth sciences, Adv. Water Resour., 31, 1411–1418, 2008.

Sirguey, P., Mathieu, R., and 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., 113, 160–181, doi:10.1016/j.rse.2008.09.008, 2009.

Snyder, C., Bengtsson, T., Bickel, P., and Anderson, J.: Obstacles to high-dimensional particle filtering, Mon. Weather Rev., 136, 4629–4640, doi:10.1175/2008MWR2529.1, 2008.

Stankov, B., Cline, D., Weber, B., Gasiewski, A., and Wick, G.: High-resolution airborne polarimetric microwave imaging of snow cover during the NASA cold land processes experiment, IEEE T. Geosci. Remote S., 46, 3672–3693, doi:10.1109/TGRS.2008.2000625, 2008.

Sun, C., Walker, J. P., and Houser, P. R.: A methodology for snow data assimilation in a land surface model, J. Geophys. Res.-Atmos., 109, D08108, doi:10.1029/2003JD003765, 2004.

Tedesco, M., Reichle, R., Löw, A., Markus, T., and Foster, J. L.: Dynamic approaches for snow depth retrieval from spaceborne microwave brightness temperature, , IEEE T. Geosci. Remote S., 48, 1955–1967, doi:10.1109/TGRS.2009.2036910, 2010.

Van Leeuwen, P. J.: Particle filtering in geophysical systems, Mon. Weather Rev., 137, 4089–4114, doi:10.1175/2009MWR2835.1, 2009.

Van Leeuwen, P. J.: Particle filters for the geosciences, Advanced Data Assimilation for Geosciences: Lecture Notes of the Les Houches School of Physics: Special Issue, June 2012, p. 291, doi:10.1093/acprof:oso/9780198723844.003.0013, 2014.

Veitinger, J., Sovilla, B., and Purves, R. S.: Influence of snow depth distribution on surface roughness in alpine terrain: a multi-scale approach, The Cryosphere, 8, 547–569, doi:10.5194/tc-8-547-2014, 2014.

Vernay, M., Lafaysse, M., Mérindol, L., Giraud, G., and Morin, S.: Ensemble forecasting of snowpack conditions and avalanche hazard, Cold Reg. Sci. Technol., 120, 251–262, doi:10.1016/j.coldregions.2015.04.010, 2015.

Vionnet, V., Brun, E., Morin, S., Boone, A., Faroux, S., Le Moigne, P., Martin, E., and Willemet, J.-M.: The detailed snowpack scheme Crocus and its implementation in SURFEX v7.2, Geosci. Model Dev., 5, 773–791, doi:10.5194/gmd-5-773-2012, 2012.

Warren, S.: Optical properties of snow, Rev. Geophys., 20, 67–89, doi:10.1029/RG020i001p00067, 1982.

Warren, S. G. and Clarke, A. D.: Soot in the atmosphere and snow surface of Antarctica, J. Geophys. Res.-Atmos. (1984–2012), 95, 1811–1816, doi:10.1029/JD095iD02p01811, 1990.

Wright, P., Bergin, M., Dibb, J., Lefer, B., Domine, F., Carman, T., Carmagnola, C. M., Dumont, M., Courville, Z., Schaaf, C., and Wang, Z.: Comparing MODIS daily snow albedo to spectral albedo field measurements in Central Greenland, Remote Sens. Environ., 140, 118–129, doi:10.1016/j.rse.2013.08.044, 2014.

Annexe C

Supplement of The Cryosphere, 10, 1021–1038, 2016
http://www.the-cryosphere.net/10/1021/2016/
doi:10.5194/tc-10-1021-2016-supplement
© Author(s) 2016. CC Attribution 3.0 License.

The Cryosphere Open Access EGU

Supplement of

On the assimilation of optical reflectances and snow depth observations into a detailed snowpack model

Luc Charrois et al.

Correspondence to: Luc Charrois (luc.charrois@meteo.fr)

The copyright of individual parts of the supplement might differ from the CC-BY 3.0 licence.

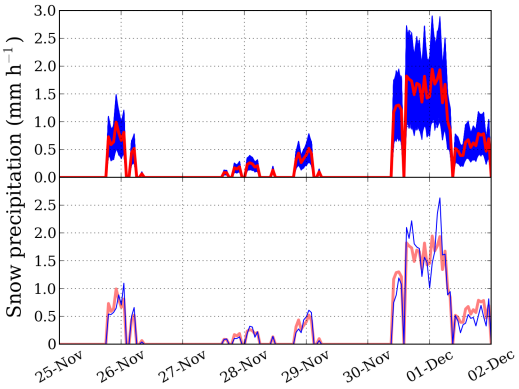

Figure S1: Snow precipitation rate at the CdP site over one week (25/11/2010 to 02/12/2010), from the unperturbed meteorological reanalysis (in red, both top and bottom), a single realization of the perturbed reanalysis (in blue, bottom), and the full ensemble of 300 perturbed analysis (in blue, top).

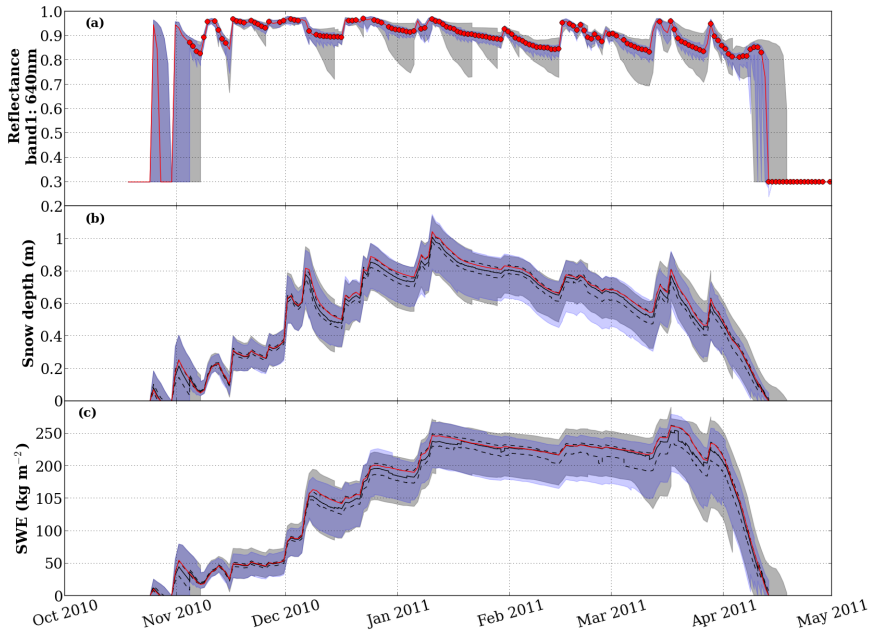

Figure S2: Same as Fig. 3, but without the 1240-nm reflectance (panel (b) of Fig. 3), and where the grey envelops are from the baseline assimilation experiment and the blue envelops represent the ensemble assimilating MODIS-like reflectances every day. The blue color is darker where both envelops are superposed.

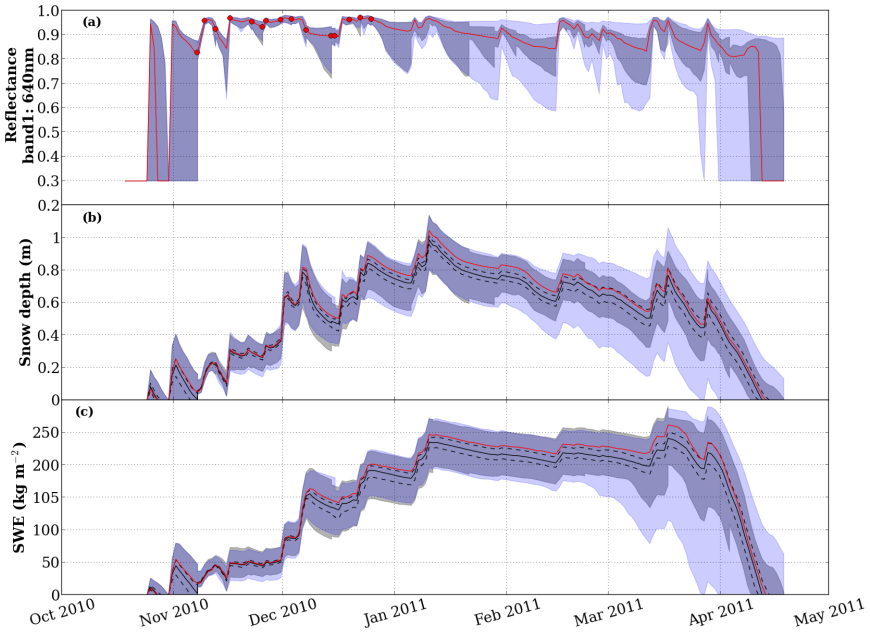

Figure S3: Same as Fig. S2 where the blue envelops are from the experiment assimilating MODIS-like reflectances from October to December 2010 only.

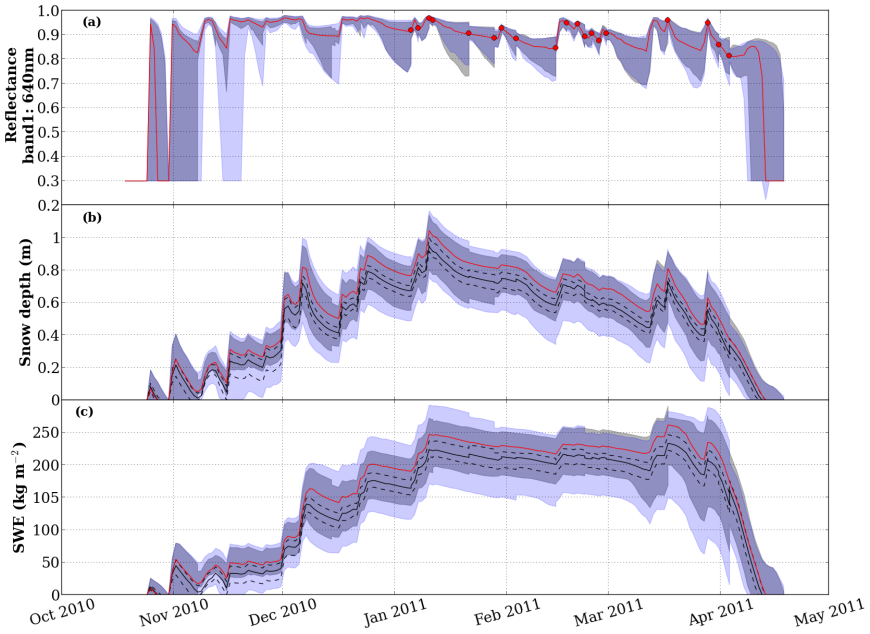

Figure S4: Same as Fig. S2 where the blue envelops are from the experiment assimilating MODIS-like reflectances from January to April 2011 only.

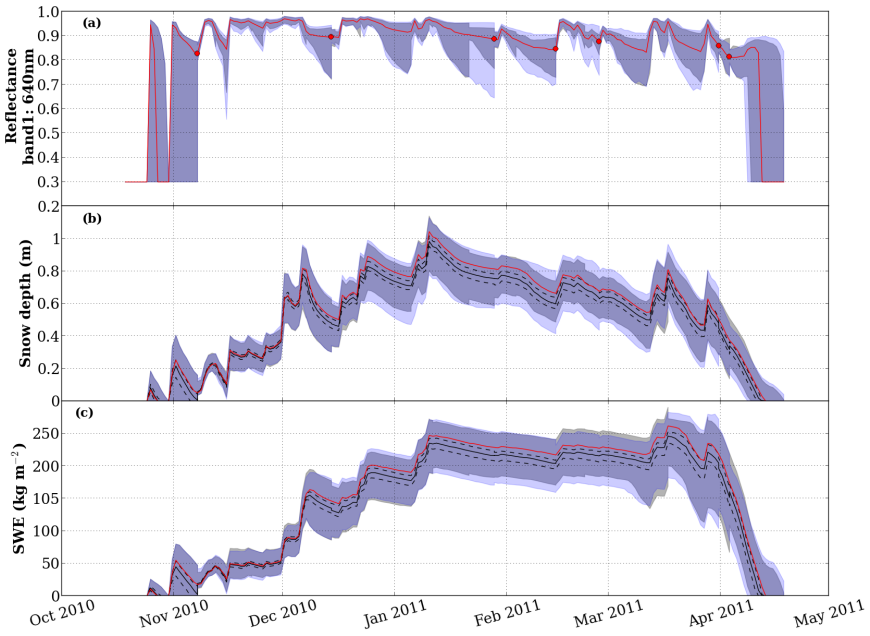

Figure S5: Same as Fig. S2 where the blue envelops are from the experiment assimilating MODIS-like reflectances at 7 selected dates right after several day-long periods without precipitations and right before snowfalls.

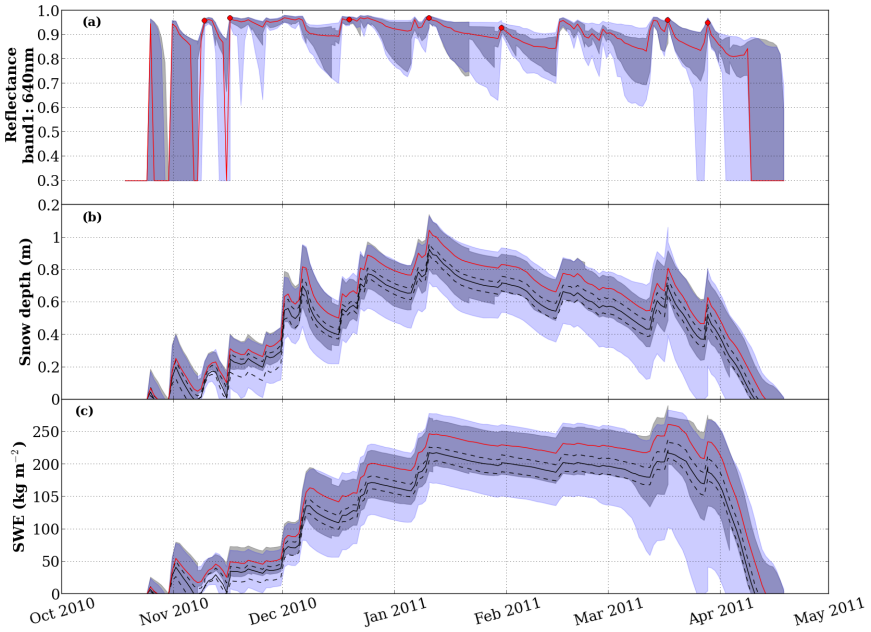

Figure S6: Same as Fig. S2 where the blue envelops are from the experiment assimilating MODIS-like reflectances at 7 selected dates right after snowfall events.

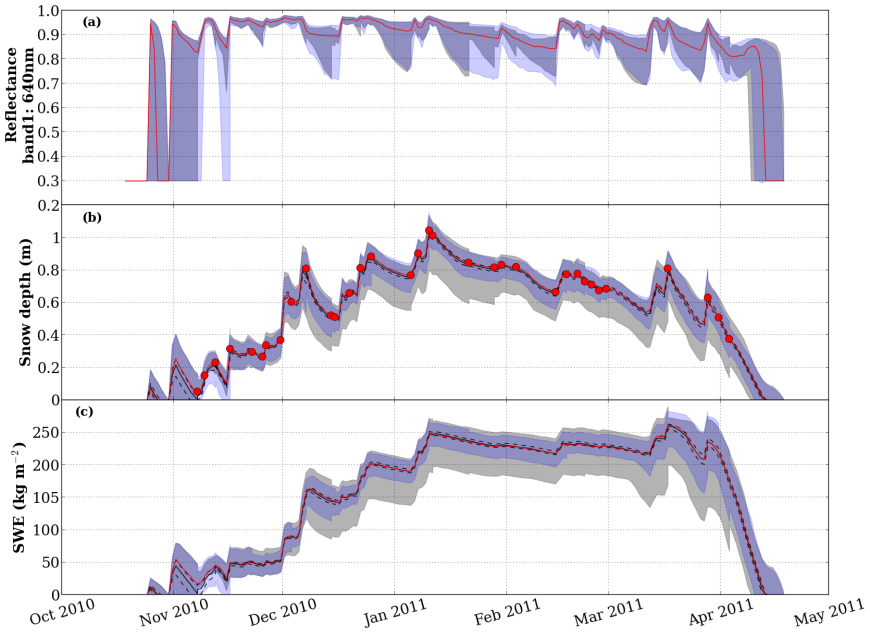

Figure S7: Same as Fig. S2 where the blue envelops are from the experiment assimilating synthetic SD observations with the same time frequency as MODIS-like reflectances in the baseline experiment. On graph (b), the red dots show the assimilated SD observations.

Figure S8: Same as Fig. S2 where the blue envelops are from the experiment assimilating jointly synthetic MODIS-like reflectances and synthetic SD observations. The MODIS-like reflectances are assimilated with the same time frequency as MODIS-like reflectances in the baseline experiment while synthetic SD observations are assimilated the 10th of each months. On graph (a) and (b), the red dots show the assimilated MODIS-like reflectances and SD observations, respectively.

Liste des Illustrations

1.1 Diagramme de la morphologie des cristaux de neige formés dans l'atmosphère en fonction de la température et de l'humidité dans les nuages. Source : K.G. Libbrecht, http://www.snowcrystals.com/. 17

1.2 Photographie d'une coupe verticale d'un manteau neigeux au Col de Porte. A l'oeil nu, les couches de neige sont distinguables entre elles par une différence de couleur et de texture. Ces couches forment la stratigraphie du manteau neigeux. 18

1.3 **Observations et modélisation du manteau neigeux.** Comparaison de simulations issues du modèle Crocus (courbe bleue) avec des observations *in situ* (courbe verte) entre 2007 et 2011 au Col de Porte, 1325 m, Massif de la Chartreuse. (a) Évolution de l'albédo et (b) de la hauteur de neige du manteau neigeux. 22

1.4 **Signatures spectrales de différents types de surfaces.** Variations des valeurs de réflectance avec la longueur d'onde dans le domaine optique. Les différents symboles représentent différents types de surface et pour chaque symbole, les couleurs indiquent des variations de ces surfaces. Les courbes bleues représentent les signatures spectrales de trois types de neige différentes. D'après Sirguey et al. (2009). 24

1.5 **Influence des variations de SSA et du contenu en impuretés de la surface du manteau neigeux.** Variations de l'albédo spectral de la neige avec la longueur d'onde. (à gauche) Les différentes courbes correspondent à différentes valeurs de contenu en impuretés, ici du carbone suie (soot) et à de la neige pure. (à droite) Les différentes courbes correspondent à différentes valeurs de SSA. Ces spectres sont issus de simulations TARTES (Libois, 2014). 25

2.1 **Exemples de manteaux neigeux contaminés par des impuretés**. A gauche: La stratigraphie révèle une couche de neige de couleur rougeâtre. Les chutes de neiges ont par la suite recouvert cette couche. Les impuretés se concentreront en surface lorsque la neige se mettra à fondre. A droite: Dépôt en surface d'une grande quantité de poussière. Les coulées de neige laissent apparaître la neige blanche juste en dessous. Col du Lautaret, 31 mars 2016. Source : Pascal Hagenmuller. 33

2.2 **Spectre électromagnétique d'origine naturelle et artificielle**. Issu de Christopherson (2000) 35

2.3 Partie imaginaire (coefficient d'extinction, κ_a) de l'indice de réfraction de la glace en fonction des longueurs d'onde. D'après Wiscombe and Warren (1980). 36

2.4 **Représentation des différentes notions de réflectance.** En ligne, les configurations géométriques possibles de l'éclairement incident, et en colonne celles du rayonnement réfléchi. La couleur jaune se réfère à la quantité incidente et la couleur verte à la quantité réfléchie. Les graphiques grisés correspondent aux cas de quantités mesurables. D'après Schaepman-Strub et al. (2006). . . . 38

2.5 The LOF caption 39

2.6 Comparaison de la partie imaginaire des indices complexes de réfraction de la glace (courbe rose) et du carbone suie (courbe bleue). Échelle logarithmique en ordonnée. D'après Gallet et al. (2009). 40
2.7 Représentation des bandes spectrales MODIS (bandes bleues) par rapport aux variations du spectre de la neige en fonction de la concentration en impuretés (gauche) et de la SSA (droite). 43
2.8 Organigramme décrivant l'ensemble des processus réalisés par l'algorithme "MOD10" pour obtenir les différents niveaux des produits satellitaires MODIS (catégorie « Land Processing »): www.globalimaging.com 45
2.9 Organigramme décrivant l'ensemble des processus réalisés par l'algorithme MODImLAB pour obtenir, à partir des données MODIS de niveau 1B (c'est-à-dire des luminances TOA), une carte de fraction neigeuse à 250 m de résolution spatiale. La boîte appelée ATOPCOR correspond aux corrections topographiques et atmosphériques. Issu de Sirguey et al. (2009) 47
2.10 Principaux processus physiques pris en compte dans Crocus et les variables utilisées par le modèle pour caractériser les couches de neige. D'après Vionnet et al. (2012). 49
2.11 Exemple de profil idéalisé d'épaisseur des couches numériques de neige qui composent le manteau neigeux selon le schéma de Crocus. Profil obtenu avec 10 couches autorisées pour (a) une hauteur totale de neige de 1m et (b) de 50 cm. Puisqu'elles sont les plus importantes dans la diffusion de la chaleur à l'interface neige/atmosphère et neige/sol, les couches de surface et celles en contact avec le sol sont les plus fines. Issu de Vionnet et al. (2012). 51
2.12 Schéma illustratif du modèle radiatif TARTES. Les grandeurs en gris clair sont celles à fournir en entrée du modèle, celles en noir sont celles calculées par TARTES. En entrée du modèle, $F_0(\lambda)$ correspond à l'éclairement incident en $W\,m^{-2}$, B et g sont des paramètres de forme des particules qui dépendent majoritairement de leur géométrie et influent sur l'absorption d'énergie, BC représente le contenu en impuretés équivalent Black Carbon (BC) et $\alpha_b(\lambda)$ correspond à . TARTES permet d'estimer l'albédo spectral $\alpha(\lambda)$, le profil vertical d'absorption E(z) et la quantité d'énergie absorbée par le sol E(sol). D'après Libois (2014). 52
2.13 Comparaisons des simulations issues des modèles radiatifs DISORT (traits pleins) et TARTES (pointillés). Profils verticaux d'absorption d'énergie à travers un manteau neigeux stratifié pour un contenu en carbone suie (BC) donné et 10 fois ce même contenu. D'après Libois (2014). 53
2.14 Comparaisons des simulations issues des modèles radiatifs DISORT (traits pleins) et TARTES (pointillés). Variations de l'albédo spectral de la neige avec la longueur d'onde. (a gauche) Les différentes courbes correspondent à différentes valeurs de SSA. (à droite) Les différentes courbes correspondent à différents contenus et tailles de carbone suie (BC). D'après Libois (2014). . . 53

3.1 Évolution des cumuls mensuels du nombre d'observations utilisées par le modèle de prévision numérique de Météo France ARPEGE. De plus en plus, le modèle intègre une très grande quantité et variété d'observations conventionnelles (stations synoptiques terrestres SYNOP/RADOME), de bouées, de profils atmosphériques émanant de radiosondages (TEMP). On compte également des observations réalisées par des bateaux (SHIP) et des informations sur l'humidité intégrée de l'atmosphère (GPS sol). Des profils de vents (PILOT/PRF) ainsi que des mesures issues de la télédétection (ATOVS, SSMI/S, AIRS, IASI, CRIS, ATMS, SEVIRI, GPS satellite, SATOB, diffusiomètres (SCATT) sont également utilisées. Depuis 2008, on peut constater une augmentation significative des données des satellites de sondage (IASI, ATOVS et AIRS). Source Météo-France - DPREVI/COMPAS. 59
3.2 Exemple schématique de l'apport d'une ébauche (observation "fictive") dans l'analyse. L'état de l'ébauche est représenté par la courbe verte, les observations par les points orange et l'état analysé par la courbe bleue. 60
3.3 Assimilation variationnelle. Représentation schématique des méthodes 3D-Var et 4D-Var. Dans une fenêtre temporelle, le 4D-Var est utilisé pour assimiler les observations les plus récentes (étoiles bleues) en s'appuyant sur la trajectoire du modèle d'évolution (ligne noire - l'ébauche x^b correspond à la condition initiale). La fonction coût J_o traduit l'écart de la trajectoire courante aux observations et J_b l'écart entre l'état courant à l'ébauche. A partir de l'état initial analysé x^a, la trajectoire du modèle est rectifiée (ligne rouge pointillée). L'encadré jaune à gauche identifie le cas particulier du 3D-Var. D'après Lahoz and Schneider (2014). 64
3.4 Description schématique de l'assimilation de données séquentielle. A chaque pas de temps observé (e.g. t_{k+1}), l'assimilation estime l'état analysé x^a_{k+1} en fonction de la prévision (l'ébauche) x^f_{k+1} et des observations y_{k+1}. L'analyse au temps t_{k+1}, x^a_{k+1}, est ensuite propagée par le modèle au temps t_{k+2} et devient l'ébauche x^f_{k+2}. Ce cycle prévision / analyse est répété selon la disponibilité des observations. D'après Bocquet (2016). 65
3.5 (gauche) schéma d'une simulation déterministe et (droite) d'une simulation d'ensemble. Le concept de la simulation d'ensemble est de réaliser à partir de données d'entrées légèrement modifiées un certain nombre de simulations plutôt qu'une seule simulation déterministe. L'échantillonnage des réalisations produit par les différents membres de l'ensemble définit une distribution de probabilité (pdf) qui rend compte de l'incertitude de la prévision. Comparé à l'approche déterministe, l'intérêt est donc d'associer aux prévisions un niveau d'incertitude tenant compte de la dynamique du modèle et de le représenter sous la forme d'une distribution de probabilité. 67
3.6 Réseau de mesures Canadien et Américain de l'équivalent en eau du manteau neigeux. Source : http://www.wcc.nrcs.usda.gov/snow/ 72
3.7 Carte du réseau de mesure des stations automatiques Nivôse (en rouge) et du réseau de mesure manuelle nivo-météorologique (en gris) dans les Alpes françaises. Le réseau nivo-météorologique est constitué d'environ 400 observateurs dans plus de 120 stations collectant quotidiennement en hiver des informations utiles à la prévision du risque avalanche. Sur cette carte, seules sont représentées les mesures de hauteur neige quotidiennes réalisées. Les sondages stratigraphiques effectués par les observateurs de façon hebdomadaire ne sont pas indiqués. 73
3.8 Exemple de courbes de diminution de la neige (SDCs) reliant la SCA au SWE, utilisées dans les travaux de Andreadis and Lettenmaier (2006). 76
3.9 Représentation du système d'assimilation de notre étude. 94

3.10 Schéma du Filtre Particulaire et sa méthode de rééchantillonnage par importance (SIR). Les simulations du modèle sont représentées sur les axes verticaux, le poids de chaque particule est illustré par la taille des ronds indiqués sur ces axes. Le temps est représenté par l'axe horizontal avec des observations disponibles au temps t=10 et t=20. A t=0, toutes les particules ont un poids égal. A t=10, le poids de chaque particule est calculé selon la distance aux observations. Le rééchantillonnage est ensuite réalisé à partir de ces poids et assure un nouvel ensemble de poids égaux pour la propagation suivante jusque t=20. Issu de (Van Leeuwen, 2014). 96
3.11 Rééchantillonnage de Kitagawa. L'intervalle [0,1] est découpé en sous-intervalles de largeur w_i. $w_{i:N}$ représente les poids des $N = 6$ particules de l'ensemble. Les nombres u^i "tombant" dans les différents intervalles sélectionnent les particules et le nombre des duplications possibles. Ici, l'ensemble rééchantillonné, prêt à être propagé, est désormais composé de [particule 1, particule 1, particule 2, particule 4, particule 4, particule 6]. 98

4.1 Évolution temporelle du taux de précipitations solides au niveau du site du CdP sur une semaine (25/11/2010 au 02/12/2010), issue de la réanalyse météorologique non perturbée (en rouge, à la fois en haut et en bas), d'une seule réalisation perturbée de la réanalyse SAFRAN (en bleu, en bas), et de l'ensemble complet des 300 membres perturbés (en bleu, en haut). 107
4.2 Représentation graphique de la différence entre les observations et les réanalyses SAFRAN (biais du modèle SAFRAN, axes y) en fonction du champ des variables météorologiques (axes x). Les données comparées proviennent de 18 années d'observations et de réanalyses au CdP. Les comparaisons sont réalisées uniquement entre le 1 octobre et le 1 mai (saison hiver). En été, les trous dans les réanalyses SAFRAN sont comblés par les observations, biaisant les statistiques. 108
4.3 Résultat de la simulation d'ensemble avec 300 membres durant la saison hydrologique 2010/2011 au Col du Lautaret. (a) Réflectance à 640 nm (centre de la bande 1 de MODIS), (b) SD, et (c) SWE. Sur chaque graphique, la courbe rouge représente la simulation forcée par la réanalyse SAFRAN non perturbée. Au sein des enveloppes bleues, démarquant les valeurs maxima et minima de l'ensemble, les 300 membres sont représentés par des courbes noires. 110
4.4 Évolution temporelle au cours de la saison 2010/2011 du Spd de l'ensemble SD (en rouge), calculée par rapport à la moyenne de l'ensemble et, (en bleu) la RMSE entre les estimations de SD issues de la simulation SAFRAN-Crocus par rapport aux observations *in situ*, (a) pour l'ensemble du CdP et (b) pour l'ensemble du CdL. Au CdL, les mesures *in situ* proviennent des différentes stations d'observation des Alpes à la même altitude que le CdL. 112
4.5 Évolution temporelle de l'ensemble au cours de la saison 2010/2011. (a) et (b) réflectances à 640 nm et 1240 nm (première et cinquième bandes MODIS, respectivement), (c) SD et (d) SWE. L'ensemble assimilant les réflectances virtuelles MODIS est représenté par les enveloppes bleues et, celles en gris, correspondent à l'ensemble sans assimilation. Les courbes rouges représentent la simulation de contrôle (la vérité virtuelle). Sur les graphiques (a) et (b), les points rouges montrent les observations assimilées. Concernant l'expérience de référence, sur les graphiques (c) et (d), la courbe noire représente le quantile 50 % (médiane de l'ensemble) et les courbes en pointillés noirs les quantiles 33 % et 67 %. 113

4.6 Évolution temporelle des RMSEs de l'ensemble pour (a) les réflectances à 640 nm, (b) les réflectances à 1240 nm, (c) les SD et (d) les SWE, au cours de la saison 2010/2011. Les courbes rouges correspondent aux RMSEs de l'expérience sans assimilation, et les courbes bleues, solides et pointillées, aux RMSEs de l'expérience de référence pour l'étape de prévision et d'analyse, respectivement. Les points indiquent les dates d'analyse (la disponibilité des observations). . . 114
4.7 Évolution temporelle des RMSEs des ensembles de SD (à gauche) et de SWE (à droite) pour les cinq saisons étudiées selon l'expérience sans assimilation (courbes rouges), l'expérience de référence (assimilation des réflectances, courbes bleues), l'expérience similaire à celle de référence mais en assimilant des données de SD (courbes vertes) et l'expérience d'assimilation des données combinées de réflectances et de données de SD (courbes noires). Dans cette dernière expérience, seule une donnée supplémentaire de SD/mois (6 observations sur la saison) est assimilée ce qui explique les performances plus faibles que l'assimilation de SD (34 observations sur la saison, courbes vertes). Les croix indiquent les étapes d'analyse. Les RMSEs moyennées sur la saison sont affichées dans la partie supérieure gauche de chaque graphique sous respect des mêmes codes couleurs. La simulation de contrôle est représentée par les courbes grises, graduée selon l'axe y "Synthetic truth" (traduit comme "vérité virtuelle"). 116
4.8 Graphique similaire à la figure 4.5, mais sans la réflectance à 1240 nm (encadré (b) de la figure 4.5), et où désormais l'enveloppe grise correspond à l'ensemble de l'expérience de référence et l'enveloppe bleue représente l'ensemble assimilant tous les jours les réflectances virtuelles MODIS. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées. 117
4.9 Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles MODIS seulement entre octobre et décembre 2010. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées. 119
4.10 Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles MODIS seulement entre janvier et avril 2011. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées. 120
4.11 Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles MODIS à 7 dates différentes. Chacune de ces dates est située entre une période de plusieurs jours sans précipitations solides et juste avant la suivante. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées. 121
4.12 Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles MODIS à 7 dates différentes, juste après un épisode précipitant. La couleur bleue est plus foncée lorsque les deux enveloppes sont superposées. 122
4.13 Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles de hauteur de neige selon la même répartition temporelle que les données virtuelles de réflectances MODIS dans l'expérience de référence (ici représentée par l'enveloppe grise). Sur le graphique (b), les points rouges représentent les observations virtuelles de SD assimilées. 123
4.14 Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant tous les jours des données virtuelles de hauteur de neige. L'enveloppe grise correspond à l'expérience de référence. Sur le graphique (b), les points rouges représentent les observations virtuelles de SD assimilées. . . 124

4.15 Graphique similaire à la Figure 4.8, où cette fois, l'enveloppe bleue représente l'expérience assimilant les données virtuelles combinées de réflectances et de hauteur de neige. Les réflectances virtuelles MODIS sont assimilées selon la même répartition temporelle que dans l'expérience de référence tandis que les observations virtuelles de hauteur de neige sont assimilées, quant à elles, le 10 de chaque mois. Sur les graphiques (a) et (b), les points rouges représentent les réflectances virtuelles MODIS et les observations virtuelles de SD assimilées, respectivement. 125

5.1 SolAlb: Instrument de mesure de réflectances spectrales. Le système est constitué d'un spectroradiomètre contrôlé par un ordinateur. Le dispositif d'acquisition est relié à un collecteur cosine par une fibre optique. Un trépied supporte le mât où se situe à son extrémité la tête de mesure. C'est à l'utilisateur de s'assurer de l'horizontalité. Ici Pierre Spandre effectuant une mesure "ras le sol" pour étudier l'influence du positionnement du système de mesure sur les valeurs des réflectances. Col du Lautaret, le 3 décembre 2014. 133

5.2 Représentation simple des mesures de réflectances à 640 nm par le capteur MODIS. La carte de réflectances, issue de l'algorithme MODImLAB, est superposée au fond de carte en relief de sa zone de mesure. Il s'agit ici juste d'un exemple pour illustrer le comportement de MODImLAB en topographie complexe ; les dates de mesure des réflectances (mars 2015) et du fond ce carte (octobre 2010) ne sont pas les mêmes et la superposition est réalisée simplement. On peut néanmoins y constater les variations des valeurs de réflectances (bleu = 0.2 - rouge = 1.0) selon la disposition du pixel dans le massif montagneux. Nous pouvons également nous représenter la dimension d'un pixel MODIS (250 x 250 m) et la quantité d'informations subpixellaires. Le site de mesure ("Terrain Mesure") et de la route départementale peuvent être aperçus. 134

5.3 Comparaison de l'évolution temporelle des réflectances spectrales pour les sept premières bandes MODIS issues de deux versions de l'algorithme MODImLAB. En bleu, les réflectances estimées par la version $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ et en rouge par la version $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$. Les réflectances représentées sur ces graphiques correspondent aux valeurs de réflectance du pixel coïncidant avec le site de mesure du CdL. Les réflectances du pixel MODIS au niveau de notre site d'étude sont affichées uniquement si la fraction neigeuse du pixel est supérieure à 80%, l'angle de visée du capteur $<$ à 60° et pour les jours sans nébulosité. Les losanges verts indiquent les réflectances mesurées sur le terrain par l'instrument SolAlb. Seules les 4 premières bandes MODIS se recoupent avec la gamme spectrale de l'instrument. L'ensemble de 300 membres SAFRAN/Crocus sans assimilation est représenté par les enveloppes grises. 136

5.4 Résultat de la simulation d'ensemble avec 300 membres durant la saison 2014/2015 au Col du Lautaret pour les ensembles de (a) réflectance à 640 nm (centre de la bande 1 de MODIS), (b) SD, et (c) SWE. Au sein des enveloppes bleues, démarquant les valeurs maxima et minima de l'ensemble, les 300 membres sont représentés par des lignes grises. La densification des membres dans l'enveloppe apparaît de couleur noire. La courbe rouge sur le graphique (b) indique les mesures automatiques de hauteur de neige (SD_{auto}). Les points rouges correspondent aux mesures issues de la campagne de terrain. On remarque que les mesures automatiques ne sont plus incluses dans l'enveloppe, témoignant de la valeur insuffisante de l'ensemble. Sur les graphiques (b) et (c), la ligne noire représente le quantile 50 % (médiane de l'ensemble) et les lignes en pointillés noirs les quantiles 33 % et 67 %. 138

5.5 Graphique similaire à la Figure 5.4 où cette fois il s'agit du résultat de la simulation d'ensemble adaptée pour inclure les mesures de hauteur de neige acquises au site de mesure du CdL. La mesure de SWE du 19 mars montre une erreur probable de mesure. 139
5.6 Évolution temporelle des ensembles au cours de la saison 2014/2015 pour (a) les réflectances à 640 nm et 1240 nm (première et cinquième bandes MODIS, respectivement), (c) SD et (d) SWE. L'ensemble assimilant les réflectances $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ est représenté par les enveloppes bleues et, celles en gris, correspondent à l'ensemble sans assimilation (rapportées de la Figure 5.5). Sur le graphique (a) et (b), les losanges rouges montrent les observations assimilées. Sur les graphiques (c) et (d), la ligne noire représente le quantile 50 % (médiane de l'ensemble) et les lignes en pointillés noirs les quantiles 33 % et 67 %. La courbe rouge sur le graphique (c) indique les mesures automatiques SD_{auto} (non assimilées) tandis que les points rouges (graphique c et d) représentent les mesures obtenues au cours des 9 sorties terrain (non assimilées). 141
5.7 Réflectances spectrales issues de $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ pour les 7 premières bandes MODIS du pixel du CdL pour la saison 2014/2015. En bleu, toutes les réflectances mesurées pour les jours de ciel clair et respectant une fraction neigeuse pixellaire $>$ à 80% et un angle de visée du capteur $<$ à 60°. En rouge, les réflectances retenues par la méthode de sélection NS se superposent aux bleues. Le nombre de réflectances retenues pour chacune des bandes est indiqué à droite du graphique considéré. L'enveloppe bleue correspond à l'ensemble après assimilation des réflectances (les points rouges) et les courbes en pointillés bleus représentent la gamme d'erreur ±10% des valeurs maximales et minimales des réflectances Crocus. 142
5.8 Graphique similaire à la Figure 5.6, où cette fois sont représentés les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ en utilisant la méthode de sélection SV3. 144
5.9 Graphique similaire à la Figure 5.7, où cette fois les points rouges représentent les réflectances $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ retenues par la méthode de sélection SV3. . . 145
5.10 Graphique similaire à la Figure 5.6, où cette fois sont représentés les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales $\text{MODImLAB}_{\text{Old}}$ en utilisant la méthode de sélection SV1. La matrice de covariances des erreurs d'observation est multipliée d'un facteur 5 pour limiter l'impact de l'assimilation sur la dispersion des ensembles SD et SWE. 146
5.11 Graphique similaire à la Figure 5.6, où cette fois sont représentés les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales $\text{MODImLAB}_{\text{New}}$ en utilisant la méthode de sélection SV1. La matrice de covariances des erreurs d'observation est multipliée d'un facteur 5. 147
5.12 Graphique similaire à la Figure 5.6, où cette fois sont représentés les résultats de l'assimilation des réflectances spectrales SolAlb. Contrairement à la Figure 5.6, le graphique (b) représente l'ensemble des réflectances à 1000 nm au lieu de 1240 nm. 148
5.13 Photo de l'instrument Autosolexs installé au CdP. La tête de mesure est indiquée à l'aide du rectangle orange. 151

5.14 Photo du site expérimental du Col de Porte (1325 m, Massif de Chartreuse, France). Toutes les mesures sont réalisées dans un rayon de quelques dizaines de mètres comprenant les mesures de réflectances spectrales (Autosolexs), les mesures *in situ* de la stratigraphie, des SD et SWE dans la zone de sondage, les mesures de SD_{auto} (SR50A) et les mesures de SWE_{auto} (NRC). Le capteur NRC étant installé dans le sol sous le manteau neigeux, son emplacement est indiqué par le carré bleu. L'espacement entre les mesures SD/SWE et les observations Autosolexs est bien visible sur cette photo. 152
5.15 Évolution temporelle des SD et SWE mesurées au CdP entre octobre 2013 et juin 2014. Les localisations de ces mesures sont représentées sur la Figure 5.14. 153
5.16 Résultat de la simulation d'ensemble avec 300 membres durant la saison 2013/2014 au Col de Porte pour les ensembles de, (a) réflectance à 640 nm (centre de la bande 1 de MODIS), (b) SD, et (c) SWE. Au sein des enveloppes bleues, démarquant les valeurs maxima et minima de l'ensemble, les 300 membres sont représentés par les lignes noires. La courbe violette sur le graphique (b) indique les mesures automatiques de hauteur de neige (SD_{auto}) et les points violets sur le graphique (c) représentent les valeurs des mesures automatiques de l'équivalent en eau (SWE_{auto}). Chaque semaine, un observateur de Météo France réalise un sondage du manteau neigeux. Les mesures de SD et SWE acquises lors de ces observations correspondent aux points rouges sur cette Figure. 154
5.17 Réflectances spectrales à 640, 860, 460, 560 et 1000 nm issues de l'instrument Autosolexs, mesurées les jours de ciel clair entre janvier et mai 2014 au CdP. Ces réflectances correspondent à la moyenne des mesures réalisées sur un intervalle d'une heure entre 11h30 et 12h30. Les RMSEs de chaque mesure sont indiquées par les barres verticales. Les 4 premières bandes spectrales coïncident avec celles de MODIS. La bande à 1000 nm est rajoutée pour renseigner sur les variations des valeurs de réflectances dans l'infrarouge. Les points bleus représentent les observations non retenues pour l'assimilation en raison de leur forte valeur de RMSE et les points rouges indiquent les observations assimilées. Les enveloppes grises représentent l'ensemble de 300 simulations Crocus (sans assimilation) et les courbes en pointillés délimitent les erreurs ±10% de cet ensemble pour chaque bande spectrale. 156
5.18 **Résultats de l'expérience de référence**. Évolution temporelle des ensembles Crocus au cours de la saison 2013/2014 en termes de (a) réflectances à 640 nm, (b) réflectances à 1000 nm, (c) SD et (d) SWE. L'ensemble assimilant les réflectances Autosolexs est représenté par les enveloppes bleues et, celles en gris correspondent à l'ensemble sans assimilation (rapportées de la Figure 5.16). Sur les graphiques (a) et (b), les losanges rouges montrent les observations assimilées. La courbe violette sur le graphique (c) et les points violets sur le graphique (d) indiquent les mesures automatiques SD_{auto} et SWE_{auto}, respectivement. Les points rouges (graphiques c et d) représentent les mesures réalisées chaque semaine par l'observateur Météo France. Sur ces mêmes graphiques, la ligne noire représente le quantile 50 % (médiane de l'ensemble) et les lignes en pointillés noirs les quantiles 33 % et 67 %. 157

5.19 Évolution temporelle des RMSEs calculées au cours de la période d'assimilation (1 février au 16 avril 2014) au CdP pour les ensembles en termes de (a) réflectances à 640 nm, (b) réflectances à 1000 nm, (c) SD et (d) SWE. Les RMSEs sont calculées entre les mesures automatiques du CdP (Figure 5.18, Autosolexs (AD obs), SD_{auto} et SWE_{auto}) et chaque membre de l'ensemble. Les courbes bleues correspondent aux RMSEs de l'expérience sans assimilation, et les courbes rouges aux RMSEs de l'expérience de référence après l'analyse. Les points indiquent les différentes dates d'analyse (la disponibilité des observations Autosolexs). 159
5.20 Graphique similaire à la Figure 5.18 où cette fois les enveloppes bleues correspondent à l'assimilation des mesures Autosolexs avec une matrice de covariance diminuée et les enveloppes grises représentent les résultats de l'assimilation de référence au CdP (rapportées de la Figure 5.18). 160
5.21 Graphique similaire à la Figure 5.18 où cette fois les enveloppes bleues correspondent à l'assimilation des mesures Autosolexs non triées et les enveloppes grises représentent les résultats de l'assimilation de référence au CdP (rapportées de la Figure 5.18). 162
5.22 Représentation graphique des RMSEs de l'ensemble SWE en fonction des RMSEs de l'ensemble SD issues de chaque expérience d'assimilation des mesures Autosolexs étudiant l'impact de bruits ou de biais sur ces observations. Les détails sur ces expériences sont fournis dans le Tableau 5.3. La croix rouge correspond au résultat de l'expérience sans assimilation. 163
5.23 Représentation graphique des RMSEs de l'ensemble SWE en fonction des RMSEs de l'ensemble SD issues de chaque expérience d'assimilation étudiant l'impact du nombre et de la répartition des bandes spectrales. Les différentes couleurs correspondent au nombre de bandes spectrales utilisées dans l'analyse. Pour un même nombre de bandes (donc pour une même couleur), les triangles indiquent l'utilisation de bandes visibles seules (1 et/ou 3 et/ou 4), les losanges de bandes infrarouges seules (2 et/ou 8) et les ronds indiquent la combinaison de bandes visibles et infrarouges. Le numéro 8 est utilisé pour indiquer la bande infrarouge à 1000 nm. Pour cibler sur la zone d'intérêt, les RMSEs de l'expérience assimilant uniquement la bande IR 1000nm (RMSE SWE= 201.4 kg m^{-2} et RMSE SD = 0.52 m) sont juste indiquées par la flèche noire. . . . 165
5.24 Graphique similaire à la Figure 5.18 où cette fois les enveloppes bleues correspondent à l'assimilation des mesures de SD, les enveloppes gris foncé représentent les résultats de l'assimilation de référence au CdP (rapportées de la Figure 5.18) et les enveloppes gris clair aux résultats de l'ensemble sans assimilation (rapportées de la Figure 5.16). Les mesures de SD assimilées sont indiquées sur le graphique c par les losanges rouges. 167

Liste des Tableaux

3.1 Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de données *in situ* nivologiques dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux. . . . 74
3.2 Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de produits satellitaires SCA/SCF dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux. . . . 79
3.3 Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de produits satellitaires optiques (autres que SCA) dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux. . . . 81
3.4 Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de produits satellitaires SWE/SD dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux. . . . 83
3.5 Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation combinée de produits satellitaires SCA/SCF et SWE/SD dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux. . . . 86
3.6 Synthèse non exhaustive des travaux d'assimilation de données brutes dans des modèles de surface pour améliorer les estimations du manteau neigeux. . . . 90

4.1 Biais et écarts-types (std) des différences entre les réanalyses SAFRAN et les observations *in situ* (à gauche) et des différences entre les réanalyses SAFRAN et l'ensemble généré dans cette étude de forçages météorologiques perturbés (à droite). Le premier jeu de statistiques est dérivé des 18 années (1993-2011) d'observation et des réanalyses au CdP tandis que le second s'appuie sur les 300 membres de l'ensemble pour la saison hydrologique 2010/2011. Les valeurs entre parenthèses correspondent aux écarts-type ajustés et utilisés pour générer l'ensemble au niveau du CdL. . . . 106
4.2 Moyenne des RMSEs saisonnières en termes de SD et SWE, calculées par rapport à la vérité virtuelle pour toutes les expériences sur la saison 2010/2011. Les résultats de la Figure 4.7 correspondent aux RMSEs calculées sur les 5 saisons étudiées. Les Figures 4.3, 4.5 et 4.7 sont abordées dans cette section, le reste est discuté dans la section 4.2.2. . . . 115

5.1 Biais et RMSEs calculés entre les réflectances spectrales des deux versions de MODImLAB. Les longueurs d'onde des réflectances comparées correspondent aux centres des 7 premières bandes MODIS. 49 dates concordantes (pixel du CdL, ciel clair, fraction neigeuse $> 80\%$ et angle visée capteur$< 60°$) pour la saison 2014/2015 ont été utilisées. . . . 135
5.2 Configurations des différentes expériences d'assimilation au CdL (en un point). SCF signifie la fraction neigeuse pixellaire. . . . 140
5.3 Synthèse des différentes perturbations appliquées aux réflectances spectrales Autosolexs. . . . 161