HAL
open science

Observation et modélisation de la variabilité spatiale de la hauteur de neige à petite et moyenne échelle (1m-1km)

Paul Billecocq

To cite this version:

Paul Billecocq. Observation et modélisation de la variabilité spatiale de la hauteur de neige à petite et moyenne échelle (1m-1km). Géographie. 2018. dumas-01880543

HAL Id: dumas-01880543

https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-01880543v1

Submitted on 25 Sep 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.

Observation et modélisation de la variabilité spatiale de la hauteur de neige à petite et moyenne échelle (1m - 1km)

Paul Billecocq

Encadrants :
Jesus Revuelto
Marie Dumont

Référents pédagogiques :
Bruno Wilhelm
Sandra Rome
Sylvain Bigot

Remerciements

Je tiens à remercier mes directeurs de stage Jesus Revuelto et Marie Dumont pour la confiance qu'ils m'ont accordé, leur écoute et leurs conseils toujours avisés. J'ai énormément appris au cours de ce stage et c'est en très grande majorité grâce à vous.

Je remercie la Station Alpine Joseph Fourier (SAJF) pour le design et l'entretien du site d'étude au col du Lautaret.

Je remercie également François Tuzet, Bertrand Cluzet, Maxim Lamare, Fanny Larue, Clément Delcourt et Jesus Revuelto pour les journées (et soirées) de terrain fantastiques partagées au col du Lautaret.

Je voudrais remercier Hugo Merzisen pour les échanges musicaux et cinématographiques toujours de qualité.

Je remercie l'ensemble du personnel du CEN pour m'avoir intégré si facilement, le partage de leurs connaissances ainsi que pour les discussions forts sympathiques à la cafette, au CTP ou dans les couloirs.

D'autre part, je remercie Sylvain Bigot, Sandra Rome et Bruno Wilhelm pour m'avoir accompagné et corrigé au cours de ce stage. Je remercie particulièrement l'équipe responsable des admissions au master GEOIDES d'avoir accepté ma candidature peut-être atypique, et ainsi de m'avoir permis d'effectuer ce virage professionnel dans lequel je m'épanouis pleinement.

Enfin, je remercie Toinon et Sophie, mes deux colocataires, pour les bons moments de détente et les bons repas partagés au retour du travail tout au long du stage.

Résumé

Dans cette étude, nous avons exploré le lien entre la topographie et la variabilité spatiale de la hauteur de neige à petite échelle. Pour ce faire, une première partie de l'étude a été consacrée à la réalisation de cartes de hauteur de neige à col du Lautaret (Hautes Alpes, France). Ces cartes ont été générées à partir des données obtenues à l'aide d'un scanner laser terrestre (TLS). La densité importante des nuages de points générés nous a permis d'obtenir des cartes à très haute résolution (1 m), ce qui a ainsi rendu possible l'étude détaillée de la variabilité spatiale de la hauteur de neige. D'autre part, afin de comprendre l'influence de la topographie sur la distribution de la hauteur de neige, trois types d'analyses chiffrant la contribution de diverses variables topographiques à l'entraînement d'un modèle d'apprentissage par forêts aléatoires ont été développées. Ces analyses ont été portées sur trois sites d'étude différents : le col du Lautaret, le col du Lac Blanc (Isère, France) et Izas (Pyrénées centrales, Espagne). Une première modélisation a été réalisée afin de comparer spatialement l'influence des paramètres topographiques sur la hauteur de neige sur une saison complète. Pour la première fois dans ce cadre d'étude, deux processus de sélection des variables d'apprentissage sont comparés : un processus de sélection bivarié à l'aide de coefficients de corrélation de Pearson et un processus de sélection ensembliste (ou multivarié) à l'aide d'itérations sur la modélisation par forêts aléatoires. La seconde modélisation réalisée a pour but de décrire l'évolution de l'influence des paramètres topographiques sélectionnés au cours d'une saison pour chaque site. Enfin, la dernière modélisation vise à évaluer la capacité prédictive des variables topographiques sélectionnées. Il a été montré que l'indice d'exposition au vent est le contributeur principal à la variabilité spatiale de hauteur de neige, suivi de près par l'indice de position topographique (TPI) et la hauteur de neige ponctuelle mesurée par la station météo du site d'étude. La modélisation temporelle fait ressortir l'influence relativement constante du TPI au cours de la saison ainsi que la dynamique complémentaire de certains vents dans la distribution de hauteur de neige. Enfin, la modélisation prédictive montre que les variables topographiques sélectionnées sont insuffisantes pour retranscrire avec justesse la variabilité spatiale de hauteur de neige en début et fin de saison. La qualité des prédictions réalisées pourrait être améliorée en construisant un jeu de paramètres supplémentaires permettant de décrire la situation nivo-météorologique des jours précédant la date à reconstruire. D'autre part, l'utilisation d'un algorithme plus approprié à la prédiction de série temporelle pourrait également améliorer significativement les résultats.

Table des matières

1 Introduction **1**

2 Présentation des zones d'étude **3**
2.1 Col du Lautaret 3
2.2 Col du Lac Blanc 3
2.3 Bassin expérimental d'Izas 4

3 Données et Méthodes **6**
3.1 Données 6
3.1.1 Enneigement au Col du Lautaret 6
3.1.2 Enneigement au Col du Lac Blanc 7
3.1.3 Enneigement sur le site expérimental d'Izas 7
3.1.4 Paramètres topographiques utilisés 8
3.1.4.1 Indice de position topographique 8
3.1.4.2 Pente au vent maximale 8
3.1.4.3 Indice de chaleur anisotrope diurne 9
3.1.5 Variables à disposition pour l'analyse 10
3.2 Méthodes 11
3.2.1 Acquisition et traitement des données de distribution spatiale de la hauteur de neige 11
3.2.2 Apprentissage par forêts aléatoires : utilisation et principe général 11
3.2.3 Modélisation à visée explicative spatiale 12
3.2.4 Modélisation à visée explicative temporelle 13
3.2.5 Modélisation à visée prédictive : Reconstruction de cartes d'enneigement . . 13

4 Résultats **14**
4.1 Cartes de hauteur de neige au Col du Lautaret 14
4.2 Influence de la topographie sur la distribution spatiale de la hauteur de neige par saison 14
4.2.1 Col du Lautaret 14
4.2.1.1 - Analyse bivariée 14
4.2.1.2 - Analyse multivariée 17
4.2.2 Col du Lac Blanc 18
4.2.2.1 - Analyse bivariée 18
4.2.2.2 - Analyse multivariée 20
4.2.3 Izas 21
4.2.3.1 - Analyse bivariée 21
4.2.3.2 - Analyse multivariée 21
4.3 Evolution temporelle de l'influence de la topographie sur l'enneigement au cours de la saison 22

4.3.1 Col du Lautaret 22
4.3.2 Col du Lac Blanc 24
4.3.3 Bassin expérimental d'Izas 24
4.4 Reconstitution de cartes d'enneigement 27
4.4.1 Col du Lautaret 27
4.4.2 Col du Lac Blanc 27
4.4.3 Izas 29

5 Discussion **30**
5.1 Erreur dans les cartes de hauteur de neige au col du Lautaret 30
5.2 Influence de la topographie dans la distribution spatiale de la hauteur de neige à l'échelle de la saison 30
5.3 Evolution temporelle de l'importance des paramètres topographiques au cours de la saison 31
5.4 Reconstruction de cartes d'enneigement sur la zone d'étude à partir d'une mesure ponctuelle 32

6 Conclusion **34**

A Carte de hauteur de neige au col du Lac Blanc **35**

B Carte de hauteur de neige au bassin expérimental d'Izas **36**

C Base de données des occurrences de transport de neige par le vent au col du Lac Blanc durant l'hiver 2014-2015 **36**

1 Introduction

L'étude présentée ici a été réalisée au sein du Centre d'Etude de la Neige (CEN), une des huit unités de recherche du Centre National de Recherches Météorologiques (CNRM). Le CEN est spécialement dédié à l'étude du manteau neigeux et à la prévision du risque avalanche. Il est rattaché à Météo France et au Centre National de la Recherche Scientifique, il fait également parti des laboratoires de l'Observatoire des Sciences de l'Univers de Grenoble (OSUG) et travaille en étroite collaboration avec d'autres laboratoires membres de l'Observatoires comme l'Institut des Géosciences de l'Environnement (IGE) ou l'Institut National de Recherche en Sciences et Technologies pour l'Environnement et l'Agriculture (IRSTEA).

La variabilité spatiale de la hauteur de neige en milieu alpin est extrêmement importante et s'explique notamment par l'intensité des précipitations, la topographie complexe du terrain et la redistribution de la neige due au transport par le vent et aux avalanches (Deems et al., 2006; Grünewald et al., 2010; Liston and Sturm, 2002). Réaliser des cartographies fiables de l'épaisseur du manteau neigeux fait partie des enjeux actuels majeurs de la recherche sur l'environnement alpin car les conséquences de ce phénomène se répercutent sur des problématiques variées telles que l'étude de la température et l'humidité des sols (Groffman et al., 2001; Gross et al., 1990), l'identification de zones propices aux départs d'avalanche Birkeland et al. (1995); Sovilla et al. (2004), la dynamique hydrologique des bassins versants (Lehning et al., 2006; Pomeroy et al., 2004) ou bien encore la distribution et la survie des plantes alpines (Keller et al., 2000). Une des problématiques majeures à laquelle les chercheurs doivent faire face est l'acquisition de données de hauteur de neige à fine résolution. L'utilisation de Scanners Lasers Terrestres (TLS) pour réaliser les mesures permet d'obtenir des cartes de hauteur de neige à résolutions extrêmement fines sur des zones de surface moyenne. Cette technique a l'avantage d'être relativement simple et peu chère à mettre en œuvre (hormis le coût initial de l'appareil). Son utilisation s'est rapidement répandue en science de la neige (Prokop, 2008; Revuelto et al., 2014b; Richard, 2015).

Parallèlement, d'autres études se sont concentrées sur le développement d'indices topographiques permettant de caractériser et d'expliquer la variabilité spatiale de la hauteur de neige. Ces indices sont dérivés de Modèles Numériques de Terrain à fine résolution et sont validés sur les donnés terrains. Parmi les phénomènes principaux abordés, on retrouve la quantification de l'exposition au transport de neige par le vent (Winstral et al., 2002a; Schön et al., 2015), la propension d'un point à l'accumulation ou à l'érosion (Weiss, 2001), ou encore la sensibilité d'un point à la fonte (Böhner and Antonić, 2009). Enfin, d'autres études ont cherché à évaluer la contribution de chaque variable au phénomène ainsi que leur représentativité (Erickson et al., 2005; Schirmer et al., 2011; Reu et al., 2013; Revuelto et al., 2014a). La méthode généralement utilisée consiste à construire un jeu de données combinant pour un même point valeurs des différents indices topographiques (pente, orientation, courbure du terrain, exposition au vent, etc.) et hauteur de neige mesurée. Diverses méthodes statistiques telles que la régression linéaire simple et multiple ou les arbres binaires de régression (Molotch et al., 2005; Revuelto et al., 2014a) sont ensuite appliquées afin de caractériser la relation ou non-relation entre paramètre topographique et hauteur de neige.

Le modèle Crocus développé au CEN permet de décrire l'évolution temporelle et spatiale du manteau neigeux. Il est utilisé opérationnellement pour effectuer des prédictions détaillées du risque d'avalanche ou de crues éclairs (Vionnet et al., 2012). Cependant, Crocus est incapable de retranscrire la distribution de hauteur de neige à petite échelle engendrée le transport de neige

par le vent capté par les formations topographiques ultra-locales marquées (cassures de terrain, combes). D'autres méthodes doivent donc être développé pour mieux appréhender ce phénomène. Le croisement de relevés TLS de hauteur de neige avec les simulations Crocus apporte une réelle plus-value sur la qualité des simulations et la description de phénomènes comme le transport de neige par le vent ou la dynamique de fonte du manteau neigeux (Revuelto et al., 2015).

Cette étude se place dans la continuité des travaux présentées précédemment. L'objectif principal de cette étude était la réalisation de cartes de hauteur de neige sur le site d'étude du col du Lautaret (Alpes françaises) ainsi que le développement d'une méthode statistique pour l'analyse de l'influence des paramètres topographiques contrôlant la distribution spatiale de la hauteur de neige. La méthode développée a ensuite été appliquée à des jeux de données déjà existant sur les sites expérimental du col du Lac Blanc (Alpes françaises) et d'Izas (Pyrénées espagnoles). Nous avons ainsi réalisé cinq levées TLS au cours de l'hiver et du printemps 2018 afin de disposer d'un jeu de données décrivant à la fois la période d'accumulation et de fonte. Ce mémoire est articulé comme suit. Dans un premier temps, les sites étudiés seront présentés, ensuite, les données utilisées ainsi que les outils et méthodes employés seront détaillés. Viendra alors la présentation des résultats obtenus site par site et ceux-ci seront enfin analysés dans la partie discussion.

2 Présentation des zones d'étude

2.1 Col du Lautaret

Le col du Lautaret est situé dans le massif des Ecrins dans le département français des Hautes-Alpes (Fig. 1). Il sépare les vallées de la Guisane et de la Romanche et culmine à 2058 m d'altitude. Le site d'étude (45°02'N, 6°24'E) est situé versant Guisane en rive gauche de la vallée et occupe une surface de 0.17 km^2. La zone est majoritairement orientée Sud-Est, a une pente moyenne de 10°, et est situé entre 2031 m et 2086 m d'altitude. Le site est une prairie alpine dépourvue d'arbres avec quelques affleurements rocheux. Il présente des zones de pente faible ainsi que des petits vallons marqués.

De part sa situation géographique, l'enneigement au col du Lautaret est dicté par deux flux météorologiques distincts. D'une part, la zone est majoritairement sujette aux précipitations d'origines méditerranéennes qui s'engouffrent par les vallées de la Durance et de la Guisane. Ces perturbations sont souvent peu ventées et très fréquentes en octobre et novembre. Dans une moindre mesure, les précipitations issues de flux rapides Ouest et Nord-Ouest peuvent toucher la zone, et sont par conséquent souvent associées à un vent fort.

L'année 2018 peut être considérée comme exceptionnelle tant pour le niveau d'enneigement des massifs que pour la nature des précipitations observées au col du Lautaret. En effet, la grande majorité des perturbations actives étaient issues de flux Ouest ou Nord-Ouest, et quasi systématiquement accompagnées de vents violents à très violents. Les épisodes de transport de neige par le vent ont donc été nombreux et intenses et ont ainsi engendré de fortes accumulations dans les combes. Le mois de janvier a été marqué par le tempête Eleanor et l'enneigement est resté important jusque fin avril.

Ce site d'étude fait actuellement l'objet de plusieurs études scientifiques au sein du CEN ayant notamment pour but de valider des produits satellites SENTINEL-2/3, quantifier et caractériser le dépôt d'impuretés dans le manteau neigeux et ses impacts, et enfin à caractériser l'influence du vent et de la topographie sur la variabilité spatiale de la hauteur de neige.

2.2 Col du Lac Blanc

Le col du Lac Blanc est situé dans le massif des Grandes Rousses en Isère (France) et est atteignable facilement depuis le domaine skiable de la station de l'Alpe d'Huez (Fig. 2). Il culmine à 2720 m d'altitude et possède une topographique classique de col dont l'axe est orienté Nord-Sud. La zone étudiée occupe une surface de 0.31 km^2, est majoritairement orientée Sud-Ouest, sa pente moyenne est de 15° et son altitude est comprise entre 2662 m et 2804 m. Le site est également dépourvu d'arbres, le sol y est essentiellement rocailleux, et le terrain présente des zones plates, concaves et convexes.

Le climat du massif des Grandes Rousses est à la frontière entre le climat humide du massif de Belledonne et celui de l'Oisans, plus sec et ensoleillé. Les perturbations d'Ouest apportent les chutes de neiges les plus importantes tandis que les perturbations Sud-Ouest et Nord-Ouest n'apportent que chutes de neiges modérées, probablement atténuées respectivement par les massifs voisins du Taillefer et de Belledonne. Les phénomènes de retour d'Est atteignent rarement le massif mais peuvent tout de même donner lieu localement à d'importantes chutes de neige.

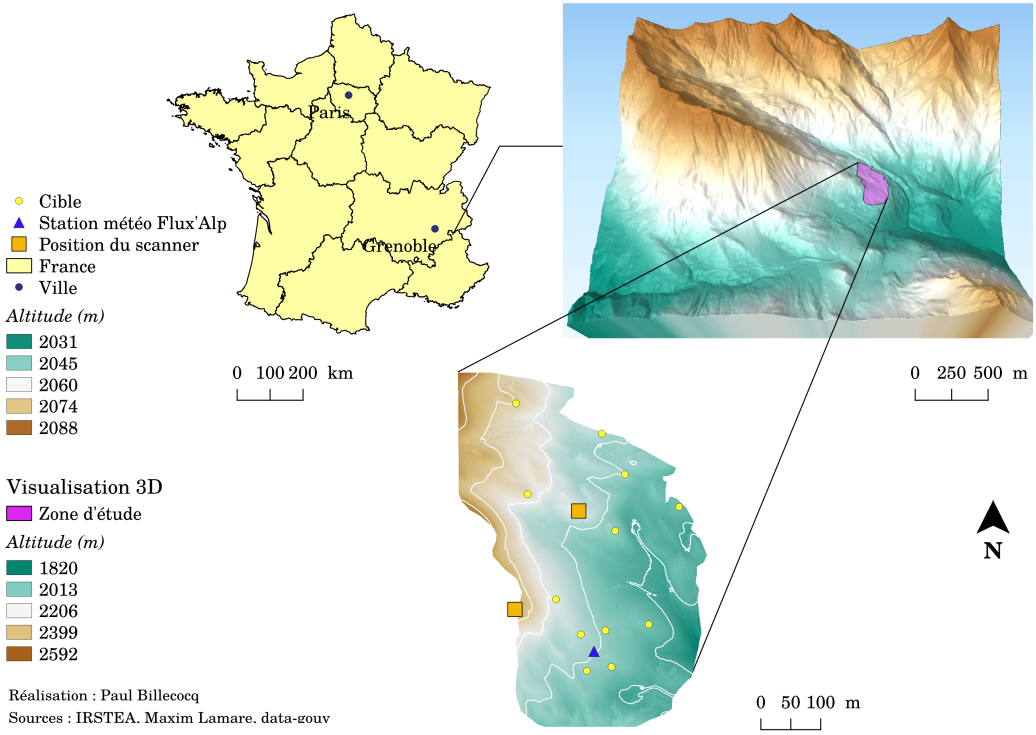

FIGURE 1 – Site d'étude du Col du Lautaret.

Le col du Lac Blanc est étudié par le CEN et l'IRSTEA depuis le début des années 1990, il est équipé d'une station météo. Sa topographie remarquable en fait un site particulièrement adapté à l'étude du transport de la neige par le vent et son influence sur la stabilité du manteau neigeux (Guyomarc'h et al., 2018).

2.3 Bassin expérimental d'Izas

Le site expérimental d'Izas (42°44'N, 0°25'W) est situé dans le centre des Pyrénées espagnoles, proche de la frontière avec la France (Fig. 3). Sa surface est de 0.60 km^2. L'exposition sur le site est relativement hétérogène bien que majoritairement exposé Est. La pente moyenne est de 16°, et son altitude est comprise entre 2089 m et 2331 m. La végétation du bassin est assez similaire à celle présente au Col du Lautaret : une pelouse alpine dépourvue d'arbres avec quelques rochers. D'un point de vue climatique, la zone subit principalement l'influence de l'océan Atlantique avec des hivers plus humides que la partie orientale des Pyrénées. Le site est décrit plus en détails par Revuelto et al. (2017).

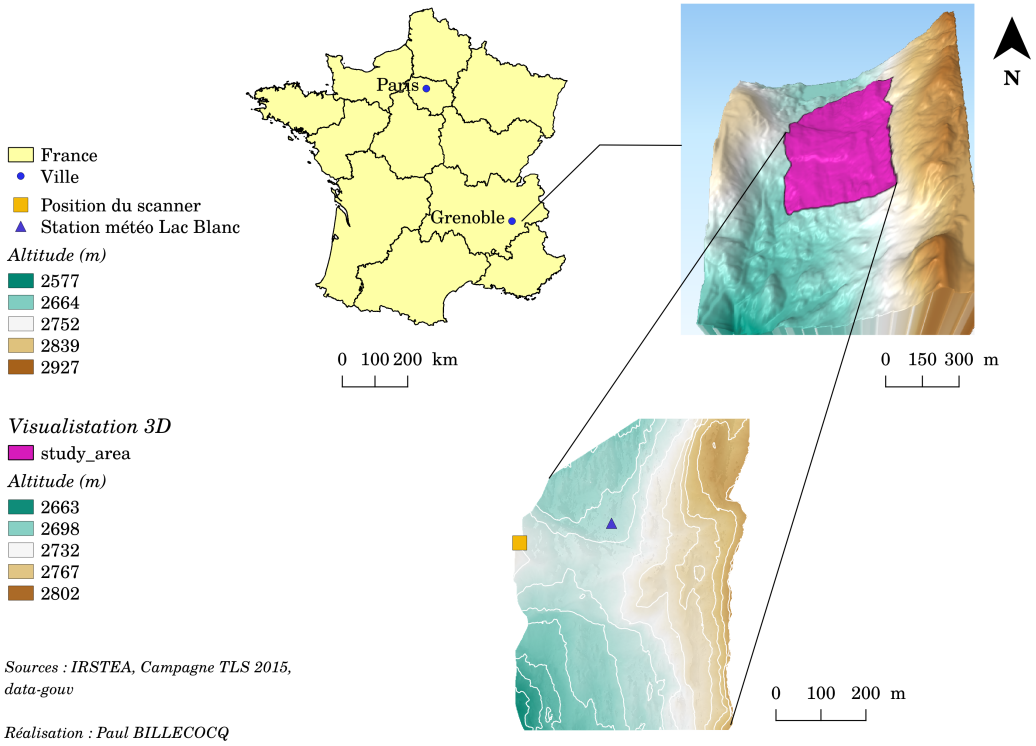

FIGURE 2 – Site d'étude du Col du Lac Blanc.

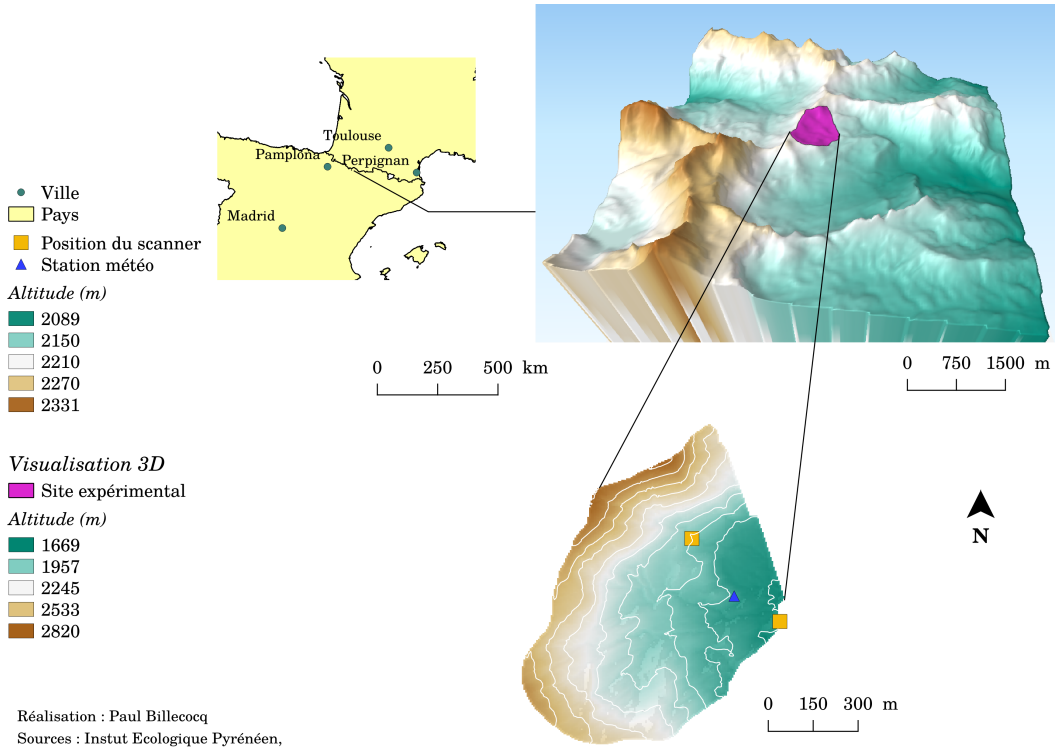

FIGURE 3 – Site expérimental d'Izas.

3 Données et Méthodes

3.1 Données

3.1.1 Enneigement au Col du Lautaret

Cinq levées TLS (Terrestrial Laser Scan) ont été réalisées au cours de l'hiver et du printemps 2018 dans le but de générer des cartes de hauteur de neige sur la zone d'étude à une résolution spatiale d'1 m. Cette technique a été largement testée dans diverses études (Prokop, 2008; Revuelto et al., 2014b,a). Les levées ont été réalisées à l'aide du scanner de l'OSUG Optech Ilris LR. L'appareil est présenté plus en détails dans le mémoire d'Aymeric Richard (Richard, 2015).

Le site expérimental a été équipé de neuf cibles cylindriques fixées sur des poteaux de 2,4 m de hauteur plantés au sol. Leurs positions ont été acquises à l'aide d'un GPS différentiel. Elles permettront par la suite de géoréférencer les nuages de points générés.
Lors de la levée TLS, la rotation de la tête du scanner est assurée par un moteur appelé pan-tilt. L'ensemble scanner - pan-tilt repose sur un trépied planté dans la neige. Le poids de l'ensemble combiné à l'amollissement de la neige au cours de la journée peut perturber la position angulaire du scanner. D'autre part, un épisode de vent fort pendant le scan peut amener l'ensemble à vibrer, voire même à générer de petits épisodes de transport de neige par le vent dans la zone de mesure. Ces deux processus peuvent causer des erreurs très élevées sur l'acquisition des points très éloignés du scanner. Enfin, le scanner divise le panorama de la zone d'étude en section de 40° et génère les nuages de points associés aux zones de scan renseignées par l'opérateur. S'ajoutent alors les erreurs d'alignement entre nuages de points puis au géoréférencement de la surface lors du post-traitement des données. Pour des raisons logistiques, aucun transect de validation n'a pu être effectué. Cependant, Richard (2015) estimait l'erreur à 5 cm à 400 m puis 10 cm à 800 m avec le même matériel et un protocole de mesure similaire. Revuelto et al. (2014b) quant à eux estimaient leur erreur à 10 cm sur l'ensemble du site expérimental et Prokop (2008) l'estimait à 8 cm à 500 m. Nous acceptons donc des erreurs similaires dans nos cartes de hauteur de neige car le même protocole a été utilisé dans notre étude.

Les données brutes ont ensuite été nettoyées et cinq cartes de hauteur de neige à une résolution de 1 m ont été générées pour les dates suivantes : 21/02/2018, 27/03/2018, 19/04/2018, 17/05/2018, 25/05/2018 (Fig. 4).

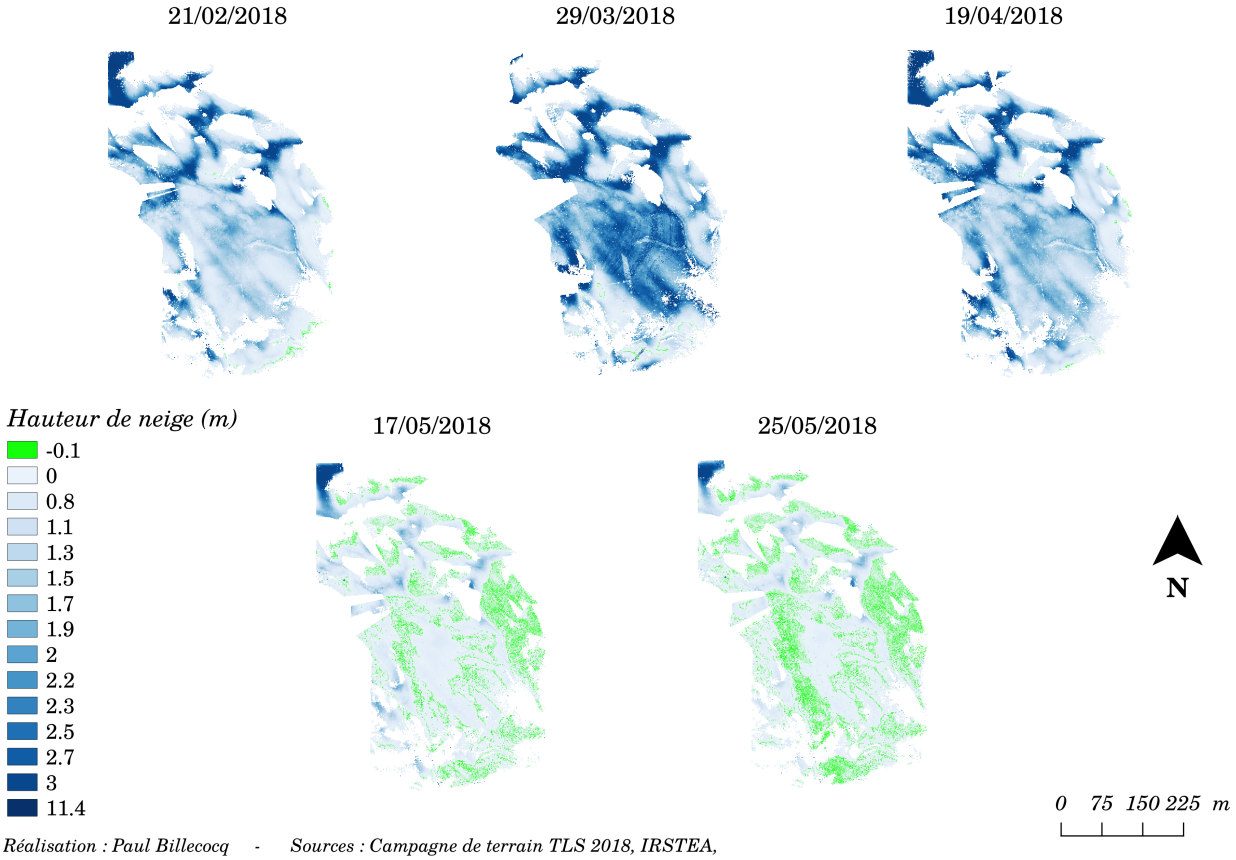

FIGURE 4 – Cartographie de la hauteur de neige au Col du Lautaret

3.1.2 Enneigement au Col du Lac Blanc

Les données utilisées pour les analyses sont tirées du jeu de données générées par Aymeric Richard au cours de son stage au CEN lors de l'hiver 2014-2015 (Richard, 2015). Le même matériel pour les relevés TLS et la même technique de post-traitement des nuages de points qu'au col du Lautaret ont été utilisés. Cinq cartes d'enneigement à 5 m de résolution ont été réalisées pour les dates suivantes : 23/12/2014, 06/01/2015, 03/02/2015, 12/02/2015, 09/03/2015. La figure 20 présente en annexe montre un exemple de carte de hauteur de neige sur le site.

D'autre part, le col du Lac Blanc étant étudié depuis de nombreuses années par le CEN, on dispose également d'une base de donnée expertisée des épisodes de transport de neige par le vent saison par saison. L'extrait correspondant à l'hiver 2014-2015 est présenté à l'annexe C (Tab. 16).

3.1.3 Enneigement sur le site expérimental d'Izas

Les données utilisées sont issues du jeu de données généré par les chercheurs de l'Institut d'Ecologie Pyrénéen (Revuelto et al., 2017) réalisé avec le même protocole. Il rassemble deux à six cartes d'enneigement à 1 m de résolution sur six hivers consécutifs (2011-2012 à 2016-2017) pour un total de 23 cartes. La figure 21 présente en annexe montre un exemple de carte de hauteur de neige sur le site.

3.1.4 Paramètres topographiques utilisés

En plus des variables topographiques classiques dérivées d'un Modèle Numérique de Terrain (e.g. pente, exposition), les variables suivantes sont également considérées. Celles-ci ont notamment été utlisées dans l'étude sur la distribution spatiale de la neige de Cristea et al. (2017).

3.1.4.1 Indice de position topographique

L'indice de position topographique (TPI) permet de décrire l'altitude d'un point par rapport à l'altitude moyenne de ses voisins dans une fenêtre donnée (Weiss, 2001) :

$$TPI = z - \bar{z}, avec\ \bar{z} = \frac{1}{n_R} \sum_{i \in \mathbb{R}} z_i \tag{1}$$

avec z l'altitude du point considéré, $\bar{z}$ l'altitude moyenne des R cellules voisines. Ces R cellules sont cherchées dans une fenêtre carrée centrée sur le point considéré et de côté C. Le pixel étudié est situé au centre de la fenêtre.

Une valeur de TPI négatif indique que le point considéré est situé dans une zone concave, à l'inverse, un TPI positif indique que le point est situé dans une zone convexe. Cet indice est donc particulièrement pertinent pour identifier les zones d'accumulation et d'érosion préférentielles. Il a été notamment utilisé pour réaliser de la descente d'échelle pour un produit de couverture neigeuse (Cristea et al., 2017) et il a été démontré qu'il joue un rôle prépondérant dans la distribution de la hauteur de neige (Revuelto et al., 2014a).

La figure 5 montre côte à côte TPI pour une fenêtre de côté C 50 m et Modèle Numérique de Terrain (MNT). On peut observer que les points à TPI négatifs se situent généralement dans les combes et les points à TPI positifs correspondent souvent à des sommets, crêtes, ou zones bombées.

3.1.4.2 Pente au vent maximale

La pente au vent maximale (Winstral et al., 2002a) se note Sx et décrit numériquement dans quelle mesure un point est protégé du vent par le relief, pour une distance et une direction données.

Le Sx se calcule de la manière suivante :

$$Sx_{A,d_{max}}(x_i, y_i) = max\left[tan\left(\frac{ALT(x_v, y_v) - ALT(x_i, y_i)}{[(x_v - x_i)^2 + (y_v - y_i)^2]^{0.5}}\right)\right] \tag{2}$$

avec A l'azimut de recherche, d_{max} la distance maximale de recherche, (x_i, y_i) les coordonnées du point considéré, (x_v, y_v) les coordonnées successives des points dans le rayon de recherche.

Examinons l'exemple en figure 6. Les cellules observées sont numérotées de 1 à 3 et sont représentées en gris. Les cellules dites "d'abri" sont nommées A et B et sont hachurées. Les points de cellules 1 et 2 sont moins élevés que la cellule A, ils engendrent donc un Sx positif et sont considérés à l'abri. A l'inverse, la cellule 3 est plus haute que la cellule B et engendre un Sx négatif, elle est exposée au vent dans cette direction.

La figure 7 présente deux cartes de Sx réalisées pour deux azimuts différents et un même distance de recherche de 200 m. Juxtaposées au MNT, elles permettent de mieux appréhender l'influence du relief sur l'exposition au vent en fonction de son orientation.

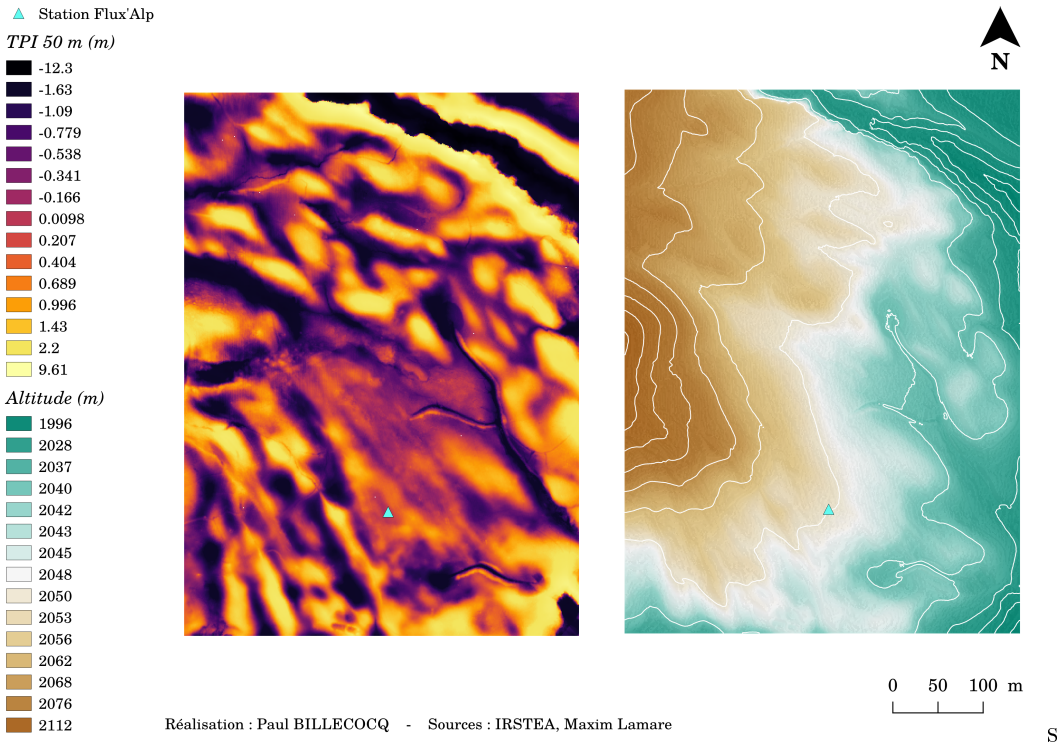

FIGURE 5 – TPI et altitude au site d'étude du col du Lautaret

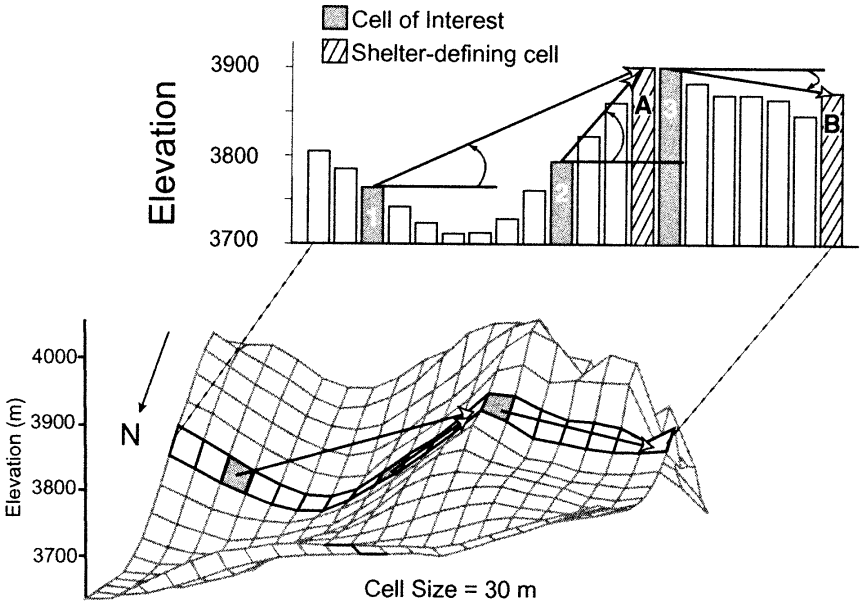

FIGURE 6 – Exemple de méthode de calcul de Sx (Winstral et al., 2002a)

3.1.4.3 Indice de chaleur anisotrope diurne

L'indice de chaleur anisotrope diurne (DAH) permet de représenter la fonte du manteau neigeux dû au rayonnement solaire (Böhner and Antonić, 2009; Cristea et al., 2017).

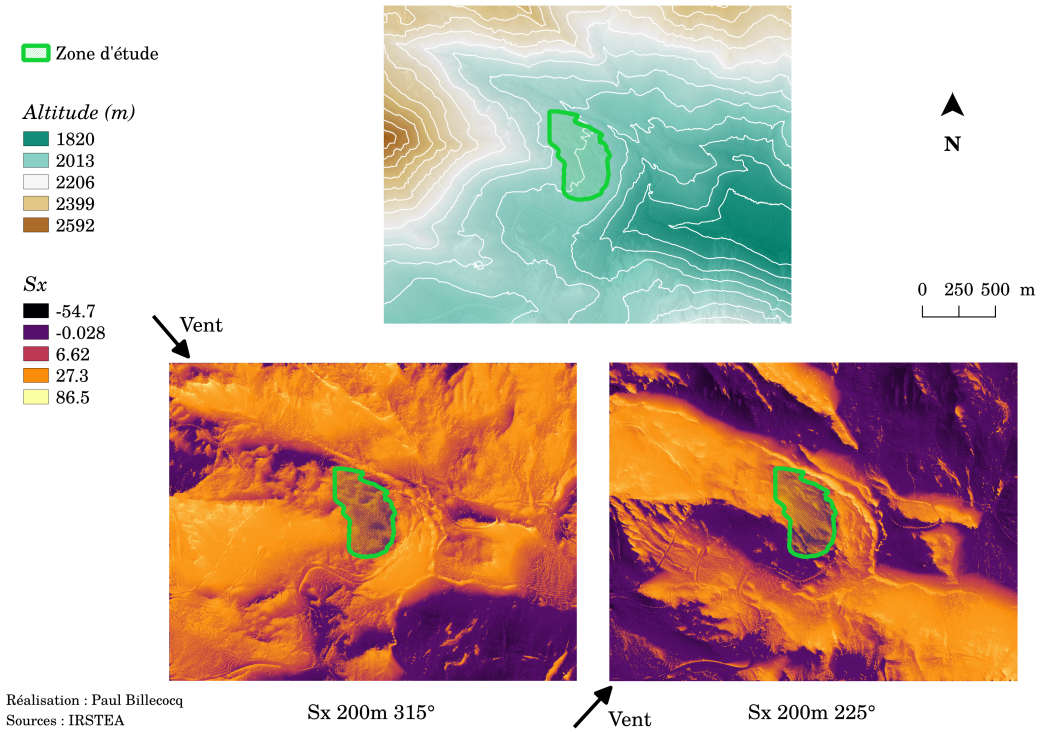

FIGURE 7 – Cartes de Sx pour deux valeurs d'azimuth : 225° (SO) et 315° (NO).

Il se calcule de la manière suivante :

$$DAH_{\alpha} = \cos(\alpha_{max} - \alpha).\arctan(\beta) \tag{3}$$

avec respectivement α et β l'orientation en degré et la pente en radian du point considéré et α_{max} l'orientation qui reçoit le maximum de chaleur dans l'hémisphère nord. Sa valeur est constante et est égale à 205.5° d'après Böhner and Antonić (2009).

3.1.5 Variables à disposition pour l'analyse

- *Paramètres topographiques communs :*
Altitude, pente, exposition, DAH, pour un total de 4 cartes.

- *Indice de position topographique :*
Les cartes de TPI ont été générées pour des rayons de : 5 m, 10 m, 15 m, 20 m, 25 m, 50 m et 75 m, pour un total de 7 cartes.

- *Pente au vent maximale :*
Les cartes de Sx ont été générées pour les directions suivantes : 0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, et 315° avec des distances de recherche de : 15 m, 30 m, 50 m, 100 m, 200 m, 300 m, 400 m et 500 m, pour un total de 64 cartes.

- *Données nivo-météorologiques :*
Chaque site d'étude est équipé d'au moins une station météo qui mesure entre autres la hauteur

de neige en un point de la zone étudiée, la direction du vent et son intensité en $m.s^{-1}$ par intervalles de 10 à 15 minutes.

3.2 Méthodes

3.2.1 Acquisition et traitement des données de distribution spatiale de la hauteur de neige

Afin de limiter au maximum les zones d'ombres topographiques, la zone d'étude est scannée depuis deux positions distinctes. L'opérateur définit au préalable les zones à scanner. A l'issue de la manipulation, on obtient un nuage de point par zone définie, chaque nuage doit chevaucher son ou ses voisins directs.

La première étape a pour but de reconstituer les surfaces scannées depuis les deux positions de scan. C'est l'étape de consolidation (ou alignement) des nuages de points. Cette opération a lieu sous le logiciel PolyWorks (InnovMetric ®) en utilisant l'outil Best-Fit basé sur la méthode ICP (Besl and McKay, 1992). A chaque itération l'algorithme va tenter de minimiser la distance entre les deux nuages de points jusqu'à trouver les points correspondants dans la zone de recouvrement entre les deux nuages. Une fois la correspondance entre points homologues déterminée, la même transformation géométrique est alors appliquée à tout les points du nuage.

Un premier alignement grossier entre les deux surfaces est ensuite réalisé sous le logiciel CloudCompare (logiciel libre). On applique l'algorithme des points-pairs en utilisant comme repère le centre des cibles visibles depuis les deux positions de scan. En définissant au moins 3 paires de points correspondants, l'algorithme peut calculer une matrice de translation et une matrice de rotation afin de recaler les deux surfaces l'une sur l'autre. Plus il y a de paires de points, plus l'algorithme est performant. L'alignement est ensuite affiné sous PolyWorks à l'aide de l'outil Best-Fit et un unique nuage de point couvrant la zone d'étude dans son intégralité est obtenu.

Enfin, dans le logiciel RiPROFILE (RIEGL ®), une table de correspondance est réalisée entre les coordonnées du centre des cibles dans le référentiel du nuage de points et leurs coordonnées dans le référentiel Lambert-93. Les nouvelles matrices de translation et de rotation sont calculées. Une fois la transformation appliquée, le nuage de points est géoréférencé. La carte de hauteur de neige est le résultat de la différence entre le scan ainsi créé et le scan de référence au sol nu. Cette dernière étape a lieu sous CloudCompare.

Cette description ne s'applique qu'aux scans du Col du Lautaret, les cartes de hauteur de neige pour les sites du Col du Lac Blanc et d'Izas ayant été réalisées respectivement par A. Richard et J. Revuelto.

3.2.2 Apprentissage par forêts aléatoires : utilisation et principe général

L'algorithme des forêts aléatoires est l'approximation statistique choisi dans cette étude afin de comprendre la distribution spatiale de la hauteur de neige et faire des analyses exploratoires sur la prédiction de hauteur de neige à partir de variables topographiques et d'une mesure ponctuelle de hauteur de neige. Cet algorithme a été utilisé car il ne subit pas de contraintes de sur-apprentissage, il peut être utilisé avec des variables d'apprentissage corrélées entre elles sans diminuer la qualité de l'entraînement, et surtout, il permet de mesurer l'importance de chaque variable dans le modèle.

L'algorithme d'apprentissage par forêts aléatoires est une méthode d'ensemble qui repose sur le concept d'arbre de décision aléatoire. En résumé, l'algorithme calcule ses prédictions comme étant la moyenne des prédictions générées par chaque arbre de décision de la forêt (Breiman, 2001). La robustesse de cet algorithme réside dans la manière dont sont construits les arbres de décision. En effet, chaque arbre est entraîné avec un sous-ensemble aléatoire tiré avec remise dans le jeu de données d'apprentissage. De plus, la segmentation à chaque nœud a lieu sur un sous-ensemble aléatoire des variables d'apprentissage. L'introduction de ces perturbations aléatoires dans l'apprentissage augmente légèrement le biais de l'algorithme mais diminue fortement sa variance, ce qui le rend nettement plus performant.

3.2.3 Modélisation à visée explicative spatiale

L'objectif de ce type de modélisation est de déterminer quelles variables d'apprentissage sont les plus explicatives du phénomène observé en mesurant leurs contributions respectives dans l'entraînement du modèle. Les deux analyses suivantes sont appliquées pour chaque site d'étude à un jeu de donnée comprenant l'ensemble des scans réalisés. Les observations constituant les jeux d'apprentissage et de validation sont tirés aléatoirement dans le jeu de données multi-dates comprenant l'ensemble des scans réalisés sur le site d'étude. Le modèle est ensuite évalué sur sa capacité à le compléter.

Analyse bivariée

Afin de choisir quelles variables topographiques inclure dans l'apprentissage du modèle, la corrélation de Pearson a été calculée pour chacune d'entre elles, si le R de Pearson est supérieur à 0.25 pour au moins une date de scan, la variable est acceptée. Pour le TPI, chaque distance de recherche a été testée afin de sélectionner le rayon de recherche le plus pertinent. Concernant le Sx, la distance de recherche a été fixée à 200 m en se basant sur la littérature (Revuelto et al., 2014a). Les orientations ont été choisies en calculant la corrélation de Pearson par date avec les cartes de hauteur de neige. Seulement, de part la nature des valeurs du Sx, la méthode de sélection a été adaptée afin d'être physiquement juste. En effet, le R de Pearson peut refléter une corrélation physique entre Sx et hauteur de neige dans deux cas. Plus le Sx est négatif, plus le point est exposé au vent et par conséquent plus la hauteur de neige doit être faible car le point est situé dans une zone d'érosion. Mathématiquement, le R de Pearson sera positif et proche de 0 dans cette situation. A l'inverse, plus le Sx est positif, plus le point considéré est abrité, et plus la hauteur de neige doit être importante au point observé car il est situé dans une zone d'accumulation. Cette fois, le R de Pearson doit être positif. Ainsi, les directions retenues possèdent des R de Pearson soit proches de zéro, soit supérieures à 0.25 pour au moins une date de scan.

Les variables ainsi sélectionnées servent alors à construire le jeu de données initial pour un apprentissage par forêts aléatoires. Le jeu de données est séparé aléatoirement, 75% des observations pour l'entraînement du modèle, et 25% pour sa validation. Le modèle est validé à l'aide des métriques suivantes : son r^2, le pourcentage de variance expliquée, l'erreur moyenne absolue et l'erreur par intervalle de hauteur de neige. Le poids des variables dans l'apprentissage est alors relevé et analysé.

Analyse multivariée

L'analyse multivariée est une méthode d'ensemble itérative où toutes les variables d'apprentissage disponibles sont fournies au modèle en premier lieu. Toutes les déclinaisons générées par distances de recherche pour le TPI et couples distance-angle pour le Sx sont inclus. A chaque itération les

X variables contribuant le moins au modèle sont éliminées et le modèle est ré-entraîné avec la nouvelle liste de variables d'apprentissage. Le processus est répété tant que le r^2 minimum fixé au préalable n'est pas atteint.
Dans cette étude, le r^2 a été fixé à 0.9. D'autre part, une condition supplémentaire a été ajoutée : la contribution de la variable d'apprentissage la moins importante doit être supérieure à 2%.

3.2.4 Modélisation à visée explicative temporelle

L'objectif de cette modélisation est de caractériser l'évolution de l'importance des paramètres topographiques sélectionnés par analyse multivariée au cours de la saison. Pour ce faire, un modèle est généré par date de scan par site d'étude. Le jeu de données d'apprentissage est constitué de 70% des observations tirées aléatoirement dans le jeu de données journalier complet, les 30% restants constituent le jeu de données de validation. L'importance de la contribution des variables d'apprentissage est relevée, et la méthode est ensuite appliquée à chaque scan de la série temporelle par site étudié.

3.2.5 Modélisation à visée prédictive : Reconstruction de cartes d'enneigement

Un jeu de donnée est construit par site d'étude à l'aide des paramètres sélectionnés par analyse multivariée. L'apprentissage du modèle est réalisé sur le jeu de donnée complet moins une date de scan, la validation a lieu sur la génération complète de la carte de hauteur de neige à la date manquante afin de tester la capacité prédictive de la méthode. Un modèle est généré par date à reconstituer pour chaque site d'étude et évalué selon les critères vus précédemment.

4 Résultats

4.1 Cartes de hauteur de neige au Col du Lautaret

A l'issue de la série de post-traitements, 5 cartes de hauteur de neige à une résolution spatiale de 1 m ont été réalisées sur la zone d'étude pour les dates suivantes : 21/02/2018, 27/03/2018, 19/04/2018, 17/05/2018, 25/05/2018 (Fig. 4). Toutefois, la levée du 19/04 a été perturbée par de fortes rafales de vent, la carte en résultant est légèrement bruitée. La période d'accumulation est couverte par les 3 premiers scans tandis que les scans de mai couvrent la période de fonte.

Le tableau suivant (Tab. 1) montre la différence entre hauteur de neige scannée et la hauteur mesurée à la station FluxAlp. On observe que l'erreur est largement supérieur aux 10 cm estimés par Richard (2015). Néanmoins, il s'agit ici d'une unique mesure ponctuelle comparée à la valeur d'un pixel d'1 m^2 tandis l'erreur rapportée par Richard a été calculée à l'aide de plusieurs transects. De plus, la station de mesure FluxAlp est située en bordure de zone d'ombre topographique, l'erreur de mesure y est souvent plus importante que la moyenne. En outre, FluxAlp est supportée par un cadre en métal volumineux qui peut potentiellement perturber le signal du scanner. Enfin, comme vu précédemment une zone du scan du 27/03 a été brouillée par des rafales de vent fort et ses valeurs sont donc approximatives.

	21/02/2018	27/03/2018	19/04/2018	17/05/2018	25/05/2018
Hauteur scannée (m)	0.73	0.75	1.16	0.00	0.00
Hauteur mesurée (m)	1.55	2.31	1.85	0.08	0.00
Différence (m)	0.82	1.56	0.69	0.08	0.00

Table 1 – Comparaison entre hauteur scannée et hauteur mesurée à la station FluxAlp

4.2 Influence de la topographie sur la distribution spatiale de la hauteur de neige par saison

4.2.1 Col du Lautaret

4.2.1.1 - Analyse bivariée

- Corrélation spatiale Sx - Hauteur de neige :
Le tableau ci-dessous (Tab. 2) présente les corrélations de Pearson entre hauteur de neige et les différentes orientations de Sx à 200 m. Ces corrélations ont été calculées uniquement pour la période d'accumulation car au printemps le manteau neigeux est compact et donc très peu sujet au transport de neige pas le vent. Le Sx à 200 m a été retenu pour toutes les orientations car la corrélation est toujours bonne en comparaison avec les autres rayons de recherche et est appuyé par la littérature (Winstral and Marks, 2002; Revuelto et al., 2014a)

- Corrélation spatiale TPI - Hauteur de neige :
Le tableau 3 ci-dessous présente les scores de corrélation de Pearson entre hauteur de neige et TPI pour plusieurs rayons. On observe que le TPI le plus corrélé à la hauteur de neige est le TPI à 50 m.

	21/02/2018	27/03/2018	19/04/2018
0°	**0.28**	0.12	**0.28**
45°	**0.07**	**0.04**	**0.07**
90°	-0.08	-0.05	-0.06
135°	-0.17	-0.13	-0.14
180°	**0.00**	**0.03**	**0.02**
225°	0.22	0.18	**0.23**
270°	-0.11	-0.18	**0.31**
315°	**0.41**	**0.21**	**0.38**

TABLE 2 – Coefficient R de Pearson pour la relation hauteur de neige - Sx à 200 m au col du Lautaret. P-valeurs : 0.000 pour tout les cas.

	21/02/2018	27/03/2018	19/04/2018	17/05/2018	25/05/2018
5 m	-0.23	-0.19	-0.24	-0.17	-0.09
10 m	-0.37	-0.31	-0.39	-0.26	-0.14
15 m	-0.46	-0.39	-0.48	-0.32	-0.16
20 m	-0.51	-0.44	-0.53	-0.36	-0.19
25 m	-0.53	-0.47	-0.57	-0.38	-0.20
50 m	**-0.57**	**-0.51**	**-0.61**	**-0.42**	**-0.21**
75 m	-0.55	-0.49	-0.58	-0.40	-0.18

TABLE 3 – Coefficient R de Pearson pour la relation entre TPI et hauteur de neige au col du lautaret. P-valeurs : 0.000 pour tout les cas.

D'autre part, les corrélations de Pearson ont également été calculées pour la pente, l'orientation et le DAH. Seule la pente a obtenue des scores suffisant pour être retenue parmi les variables d'apprentissage.

- *Modélisation :*

Le modèle été entraîné avec les déclinaisons suivantes du TPI et du Sx : TPI à 50m et Sx à 200m pour les orientations 0°, 45°, 180°, 225°, 270° et 315°. La hauteur de neige mesurée à la station FluxAlp ainsi que la pente ont été inclues. Le Tableau 4 ci-dessous présente les scores obtenu par le modèle sur le jeu de données de validation.

r^2	Variance expliquée (%)	Erreur moyenne absolue (m)	Erreur médiane absolue (m)
0.94	0.94	0.14	0.09

TABLE 4 – Scores obtenus par la modélisation explicative spatiale bivariée au Col du Lautaret

Le tableau ci-dessous (Tab. 5) récapitule la contribution de chaque variable à l'apprentissage du modèle. La hauteur de neige à la station FluxAlp ainsi que le TPI à 50 m sont très prépondérants et cumulent respectivement 43.2% et 20.3%. Les variables restantes, quant à elles, ne dépassent pas les 7% de contribution globale.

Le diagramme moustache suivant (Fig. 8) permet d'observer la distribution de hauteur de neige réelle par classes de prédictions à 1 m d'intervalle. Chaque boîte à moustache décrit la distribution de la hauteur de neige réelle des points dont l'algorithme a prédit une hauteur de neige comprise

	Pourcentage de contribution (%)
HTN FluxAlp	43.2
TPI 50 m	20.3
Sx 200 m 315°	6.7
Sx 200 m 180°	6.5
Sx 200 m 270°	5.9
Sx 200 m 225°	4.5
Sx 200 m 45°	4.5
Sx 200 m 0°	4.3
Pente	4.1
$\sum$ Sx	32.4

TABLE 5 – Pourcentage de contribution à l'apprentissage par variable pour la modélisation explicative spatiale bivariée au col du Lautaret

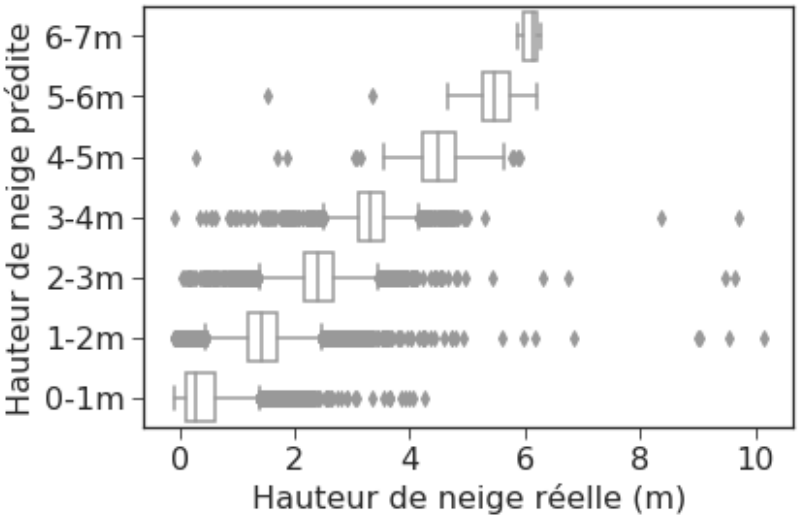

FIGURE 8 – Diagrammes moustache de la distribution de la hauteur de neige réelle par classe de hauteur de neige prédites pour la modélisation explicative spatiale bivariée au col du Lautatet

dans l'intervalle en ordonnée. La boîte contient 50% des points et leurs valeurs varie entre les bornes en abscisse de la boîte, les moustaches délimitent 90% des points et la barre dans la boîte marque la valeur de la médiane. Les moustaches contiennent le reste des points et les losanges correspondent aux valeurs aberrantes. On observe que pour chaque classe, au moins 50% des points ont une hauteur de neige réelle qui appartient à l'intervalle prédit. De plus les moustaches ne sont jamais plus larges qu'1 m de part et d'autre de l'intervalle prédit. La majorité des erreurs sont donc inférieurs à 1 m quelle que soit la classe de hauteur de neige prédite. Cependant, les points aberrants quant à eux sont dû à des erreurs bien plus importantes, pouvant atteindre approximativement 9 m au maximum. Enfin, la relation entre la valeur des médianes et la classe de hauteur de neige est linéaire.

4.2.1.2 - Analyse multivariée

Les tableaux suivants (Tab. 6, 7) présentent respectivement les scores obtenus par le modèle à l'issue de l'analyse multivariée sur le jeu de données de validation ainsi que les variables choisies par le modèle et leur contribution à l'apprentissage en pourcent.

r^2	Variance expliquée (%)	Erreur moyenne absolue	Erreur médiane absolue
0.94	0.94	0.14	0.09

TABLE 6 – Scores obtenus par la modélisation explicative spatiale bivariée au Col du Lautaret

	Pourcentage de contribution (%)
HTN FluxAlp	43.4
TPI 50 m	19.5
Sx 30 m 315°	8.6
Sx 500 m 45°	6.7
Sx 200 m 180°	5.6
Sx 500 m 270°	5.6
Pente	4.4
Sx 500 m 315°	3.2
Sx 300 m 45°	3.0
$\sum$ Sx	32.7

TABLE 7 – Pourcentage de contribution à l'apprentissage par variable pour la modélisation explicative spatiale multivariée au col du Lautaret

La figure 9 ci-dessous permet d'observer la distribution de hauteur de neige réelle par classes de prédictions à 1 m d'intervalle. Le comportement observé ici est largement similaire à celui observé à la figure 8 dont l'analyse a été faite en profondeur.

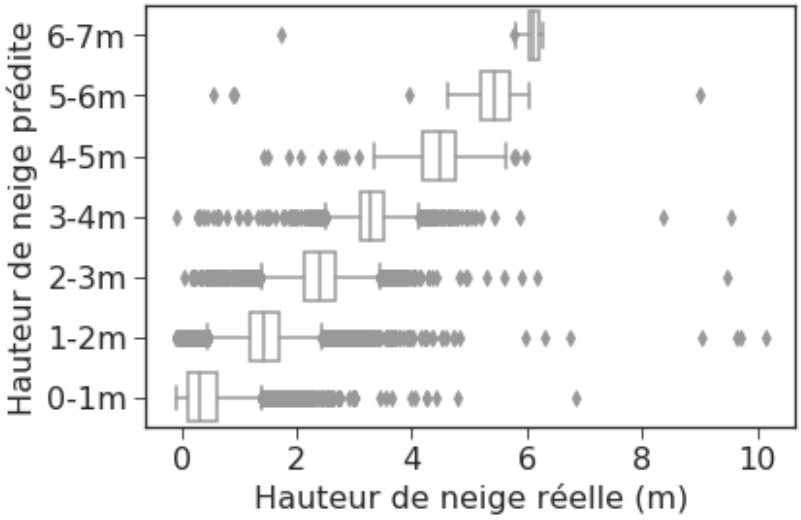

FIGURE 9 – Diagrammes moustache de la distribution de la hauteur de neige réelle par classe de prédictions pour la modélisation explicative spatiale multivariée au col du Lautaret

4.2.2 Col du Lac Blanc

4.2.2.1 - Analyse bivariée

- Corrélation spatiale Sx - Hauteur de neige :
Le choix des orientations a été fait à l'aide du tableau ci-dessous (Tab.8) présentant les corrélations de Pearson entre hauteur de neige et les différentes orientations de Sx pour un rayon de recherche de 200 m.

	23/12/2014	06/01/2015	03/02/2015	12/02/2015	09/03/2015
0°	0.11	**0.36**	**0.28**	0.27	**0.29**
45°	**0.31**	**0.38**	**0.41**	**0.36**	**0.33**
90°	**0.30**	0.19	**0.33**	**0.26**	0.23
135°	**0.35**	**0.00**	**0.29**	0.22	0.19
180°	**0.32**	-0.21	0.16	0.13	0.09
225°	0.12	-0.23	-0.02	-0.01	-0.04
270°	-0.11	-0.18	-0.10	-0.08	-0.08
315°	-0.07	0.14	-0.04	0.07	0.10

TABLE 8 – Coefficient R de Pearson pour la relation hauteur de neige - Sx à 200 m au col du Lac Blanc. P-valeurs : 0.000 pour tout les cas.

- Corrélation spatiale TPI - Hauteur de neige :
Le tableau 9 ci-dessous présente les scores de corrélation de Pearson entre hauteur de neige et TPI pour plusieurs rayons.

D'autre part, les corrélations de Pearson ont également été calculées pour la pente, l'orientation et le DAH. Aucune n'a obtenue des scores suffisants pour être retenue parmi les variables d'apprentissage ($R^2 < 0.1$, P-valeurs : 0.000).

	23/12/2014	06/01/2015	03/02/2015	12/02/2015	09/03/2015
5m	-0.52	-0.14	-0.40	-0.36	-0.27
15m	**-0.61**	-0.19	-0.58	-0.56	-0.48
20m	-0.60	-0.19	-0.61	-0.60	-0.53
25m	-0.59	-0.19	**-0.63**	**-0.62**	-0.57
50m	-0.50	**-0.20**	-0.62	-0.60	**-0.60**
100m	-0.50	**-0.20**	-0.62	-0.60	**-0.60**

TABLE 9 – Coefficient R de Pearson pour la relation entre TPI et hauteur de neige au col du lac Blanc. P-valeurs : 0.000 pour tout les cas.

- *Modélisation :*

Le modèle a été entraîné avec les déclinaisons suivantes du TPI et du Sx : TPI à 25 m et Sx à 200m pour 0°, 45°, 90°, 135° et 180°. La hauteur de neige mesurée à la station Lac Blanc, la pente et l'orientation ont également été inclues. Le Tableau 10 ci-dessous présente les scores obtenu par le modèle sur le jeu de données de validation.

r^2	Variance expliquée (%)	Erreur moyenne absolue (m)	Erreur médiane absolue (m)
0.87	0.87	0.29	0.13

TABLE 10 – Scores obtenus par la modélisation explicative spatiale bivariée au Col du Lac Blanc

Le tableau ci-dessous (Tab. 11) récapitule la contribution de chaque variable à l'apprentissage du modèle. Le TPI à 25 m, la hauteur de neige à la station Lac Blanc et le Sx 0° sont très prépondérants et cumulent respectivement 31.0%, 18.5% et 16.0%. Les variables restantes, quant à elles, ne dépassent pas les 10% de contribution.

	Pourcentage de contribution (%)
TPI 25m	31.0
HTN Lac Blanc	18.5
Sx 200 m 0°	16.0
Sx 200 m 135°	10.7
Sx 200 m 45°	10.0
Sx 200 m 90°	7.3
Sx 200 m 180°	6.8
$\sum$ Sx	50.8

TABLE 11 – Pourcentage de contribution à l'apprentissage par variable pour la modélisation explicative spatiale bivariée au col du lac Blanc

La figure 10 ci-dessous permet d'observer la distribution de hauteur de neige réelle par classes de prédictions à 1 m d'intervalle. Le comportement observé ici est largement similaire à celui observé à la figure 8 dont l'analyse a été faite en profondeur.

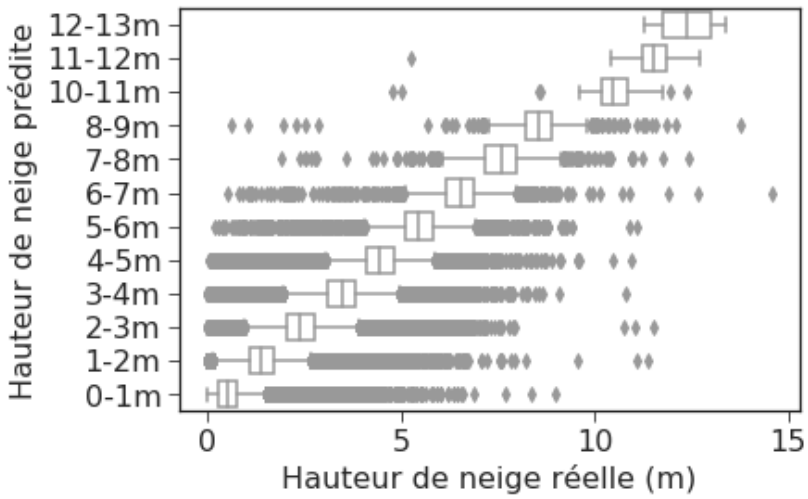

FIGURE 10 – Diagrammes moustache de la distribution de la hauteur de neige réelle par classe de hauteur de neige prédites pour la modélisation explicative spatiale bivariée au col du Lac Blanc

4.2.2.2 - Analyse multivariée

Le tableau suivant (Tab. 12) présente les scores obtenus par le modèle à l'issue de l'analyse multivariée sur le jeu de données de validation.

r^2	Variance expliquée (%)	Erreur moyenne absolue	Erreur médiane absolue
0.91	0.91	0.22	0.09

TABLE 12 – Scores obtenus par la modélisation explicative spatiale bivariée au Col du Lac Blanc

Le tableau suivant (Tab. 13) montre les variables choisies par le modèle ainsi que leur contribution à l'apprentissage en pourcent.

	Pourcentage de contribution (%)
TPI 25 m	28.5
HTN Lac Blanc	19.5
Sx 500 m 270°	14.3
Sx 500 m 90°	11.2
Sx 500 m 315°	10.4
Sx 50 m 0°	7.9
Sx 500 m 0°	6.0
Sx 400 m 0°	2.2
$\sum$ Sx	52.0

TABLE 13 – Pourcentage de contribution à l'apprentissage par variable pour la modélisation explicative spatiale multivariée au col du lac Blanc

Enfin, le diagramme moustache suivant (Fig. 11) permet d'observer la distribution de hauteur de neige réelle par classes de prédictions à 1 m d'intervalle.

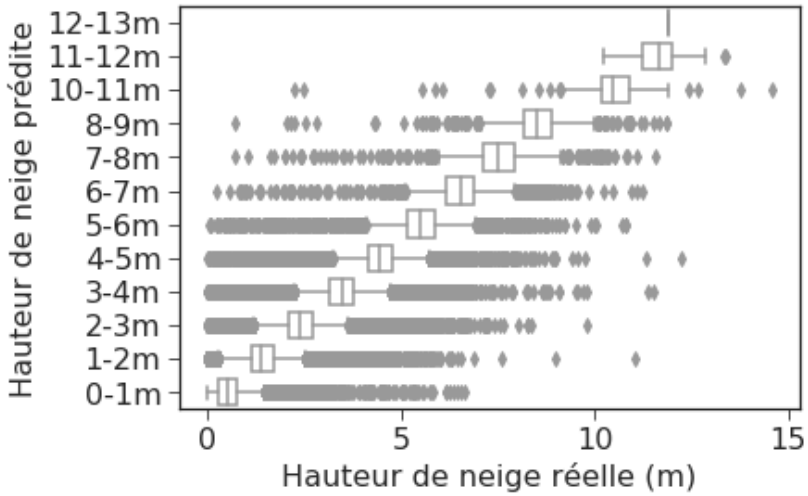

FIGURE 11 – Diagrammes moustache de la distribution de la hauteur de neige réelle par classe de prédictions pour la modélisation explicative spatiale multivariée au col du Lac Blanc

4.2.3 Izas

4.2.3.1 - Analyse bivariée

Une analyse bivariée des données issues du site expérimental d'Izas a été réalisée par Revuelto et al. (2014a). Par conséquent, l'analyse n'a pas été reconduite dans cette étude.

4.2.3.2 - Analyse multivariée

Le tableau suivant (Tab. 14) présente les scores obtenus par le modèle à l'issue de l'analyse multivariée sur le jeu de données de validation. L'objectif d'un r^2 supérieur ou égal à 0.90 n'a pas pu être atteint, mais le choix a été fait de privilégier la règle concernant la contribution des variables plutôt que le score.

r^2	Variance expliquée (%)	Erreur moyenne absolue (m)	Erreur médiane absolue (m)
0.82	0.82	0.38	0.19

TABLE 14 – Scores obtenus par la modélisation explicative spatiale bivariée au bassin expérimental d'Izas

Le tableau suivant (Tab. 15) montre les variables choisies par le modèle ainsi que leur contribution à l'apprentissage en pourcent. La hauteur de neige mesurée à la station ainsi que le TPI sont très prépondérants dans l'apprentissage du modèle. Les autres variables quant à elles ne dépassent pas les 7% de contribution à l'apprentissage du modèle.

Enfin, le diagramme moustache suivant (Fig. 12) permet d'observer la distribution de hauteur de neige réelle par classes de prédictions à 1 m d'intervalle. Le comportement observé ici est largement similaire à celui observé à la figure 8 dont l'analyse a été faite en profondeur.

	Pourcentage de contribution (%)
HTN Station Météo	34.7
TPI 25 m	30.8
Sx 15 m 315°	6.4
Sx 500 m 45°	6.2
Sx 50 m 270°	5.4
Sx 500 m 90°	5.0
Sx 500 m 135°	4.3
Sx 400 m 135°	3.7
Sx 30 m 315°	3.5
$\sum$ Sx	34.5

TABLE 15 – Pourcentage de contribution à l'apprentissage par variable pour la modélisation explicative spatiale multivariée au bassin expérimental d'Izas

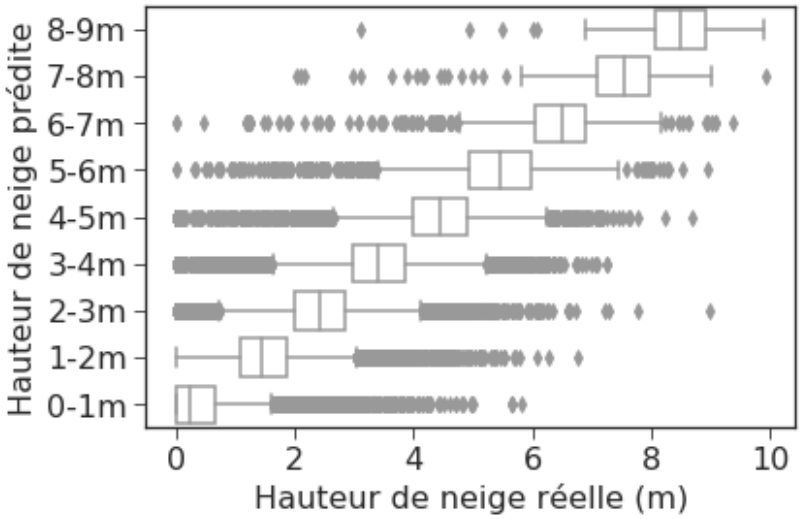

FIGURE 12 – Diagrammes moustache de la distribution de la hauteur de neige réelle par classe de prédictions pour la modélisation explicative spatiale multivariée au bassin expérimental d'Izas

4.3 Evolution temporelle de l'influence de la topographie sur l'enneigement au cours de la saison

Les variables d'apprentissage utilisées ici sont celles retenues à l'issue de l'analyse multivariée à l'exception de la hauteur de neige mesurée aux stations météos de chaque site.

4.3.1 Col du Lautaret

La partie droite de la figure 13 permet de visualiser les scores obtenus ainsi que les erreurs commises par les modèles entraînés pour chaque de scan de la saison. Les scans de février à avril ont été réalisés pendant la période d'accumulation, les scans de mai ont été réalisé pendant la période de fonte. Le R^2 sur la période oscille entre 0.83 et 0.92. La valeur minimum est atteinte pour le scan du 27/03/2018 dont la levée TLS avait été perturbée par des épisodes de vents forts.

Similairement, l'erreur moyenne absolue oscille entre 0.12 et 0.19 et l'erreur médiane absolue oscille entre 0.07 et 0.12. Les erreurs maximales sont atteintes également le 27/03/2018. On remarque également que les scores sont constants pour les deux dates de fin de saison où l'enneigement est très faible.

L'évolution de la contribution des variables d'apprentissage au cours de la saison est présentée sur le graphique de gauche. Le TPI ressort comme étant la variable d'apprentissage qui contribue le plus largement au modèle en totalisant à chaque date une contribution supérieure à 30%. Les autres variables oscillent entre 3.5% et 22% suivant la date considérée. Il est intéressant de remarquer que le Sx 200 m à 180° et le Sx 300 m à 45° semblent fonctionner de paire. De même, le Sx 500 m à 270° et le Sx 500 m à 315° subissent également les mêmes changement de sens variation. D'autre part, sur cette saison, ces deux groupes apparaissent en opposition de phase de croissance/décroissance. La contribution de la pente est constante au cours de la saison.

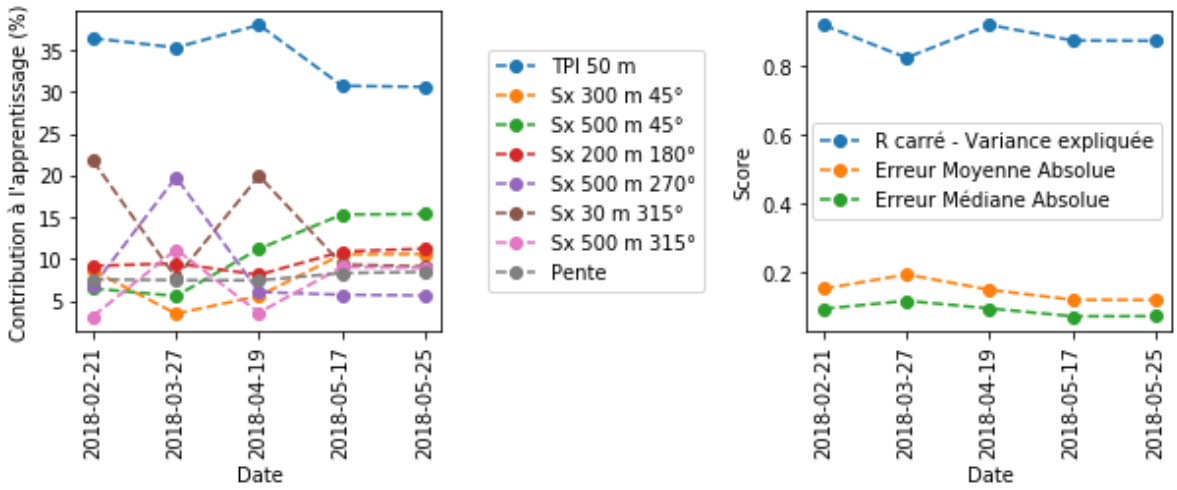

FIGURE 13 – Evolution de la contribution des variables d'apprentissage pour la modélisation explicative temporelle du Lautaret

4.3.2 Col du Lac Blanc

La partie droite de la figure 14 permet de visualiser les scores obtenus ainsi que les erreurs commises par les modèles entraînés pour chaque de scan de la saison. La série de scans s'arrête début mars et par conséquent ne représente que la période d'accumulation. Le R^2 oscille entre 0.77 et 0.91 sur la période étudiée. Contrairement à ce qui est observé au col du Lautaret, Le R^2 se stabilise nettement plus tôt dans la saison (à partir de début février). L'erreur médiane absolue et l'erreur moyenne absolue suivent relativement le même comportement que le R^2 et se stabilisent relativement au même instant.

L'évolution de la contribution des variables d'apprentissage au cours de la saison est présentée dans le cadre de gauche. Ici aussi, le TPI est le contributeur principal à l'apprentissage. Son importance est toujours supérieure à 40% à l'exceptée du 06/01/2018 où le Sx 500 m à 0° prend le pas sur le TPI dans l'apprentissage (35% contre 11%, respectivement). Il est intéressant de noter que sur la période étudiée, l'importance de Sx 500m 0°, Sx 500m 315° et Sx 500m 90° semblent augmenter simultanément tandis que Sx 500m 270° et Sx 50m 0° semblent diminuer simultanément. L'importance du Sx 400m à 0° apparaît relativement constante tout au long de la saison.

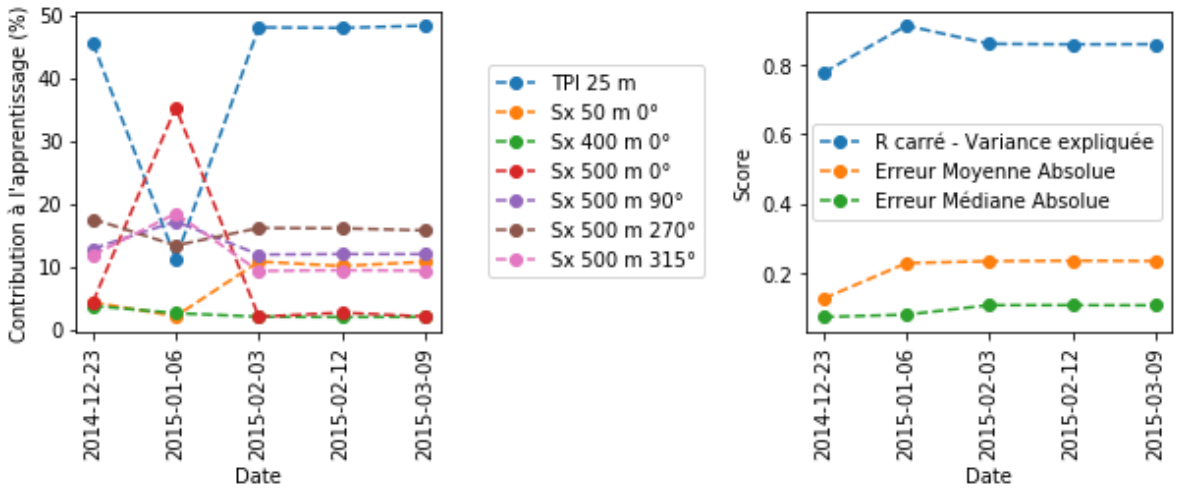

FIGURE 14 – Scores obtenus pour la modélisation explicative temporelle au col du Lac Blanc

4.3.3 Bassin expérimental d'Izas

La figure 15 permet de visualiser les scores obtenus ainsi que les erreurs commises par les modèles entraînés pour chaque de scan de chaque saison. Ils couvrent période d'accumulation et période de fonte du manteau de neigeux. Le R^2 oscille entre 0.72 et 0.91. On peut noter que le R^2 reste plutôt stable entre les hivers 2013 et 2014. L'erreur moyenne absolue et l'erreur médiane absolue suivent globalement les mêmes fluctuations que le R^2. L'erreur médiane absolue est comprise entre 0.00 et 0.24 tandis que l'Erreur Moyenne absolue varie entre 0.08 et 0.37.

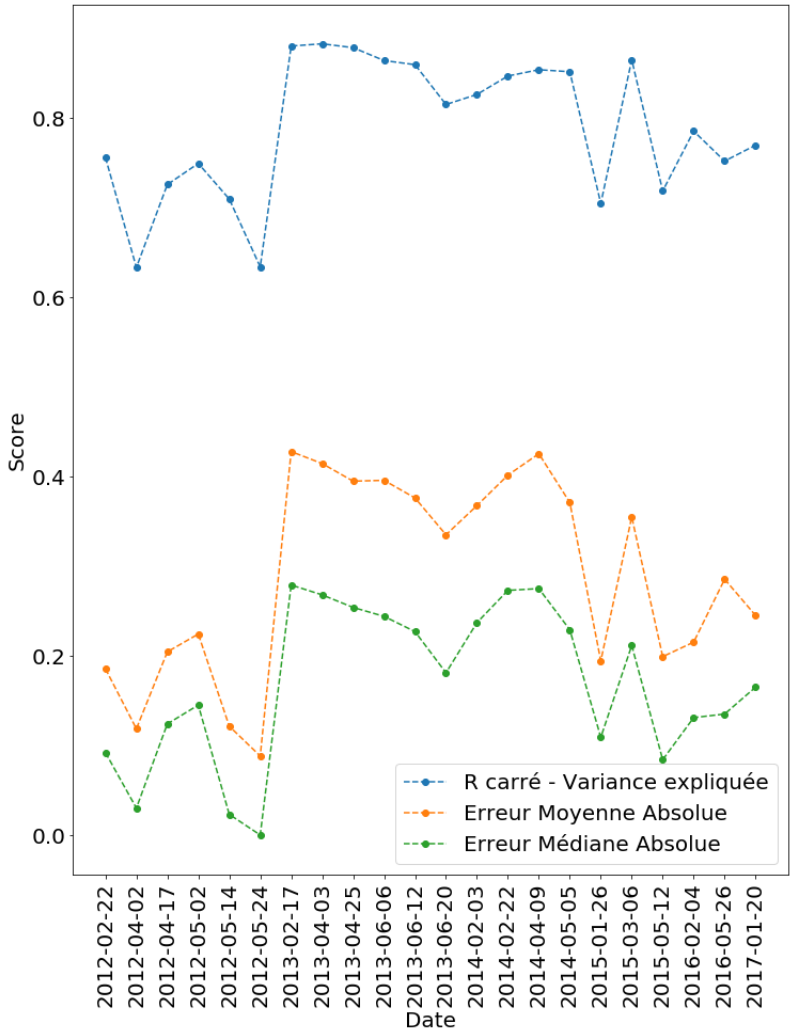

FIGURE 15 – Scores obtenus pour la modélisation explicative temporelle au bassin expérimental d'Izas

La figure 16 montre l'évolution de la contribution des variables d'apprentissage au cours de la saison. Le TPI est une nouvelle fois la variable prépondérante dans l'apprentissage du modèle. Cependant, à l'instar du Lac Blanc, une direction de Sx prend le pas sur le TPI pour un évènement (ici le Sx 15m à 315° au relevé du 04/02/2016). D'autre part, il est intéressant de noter que l'altitude prend une importance notable parmi le reste des variables. Enfin, on peut également remarquer que le Sx 500 m à 45° suit relativement les mêmes variations que les Sx 500m à 90° et 135° décalées selon l'axe des y.

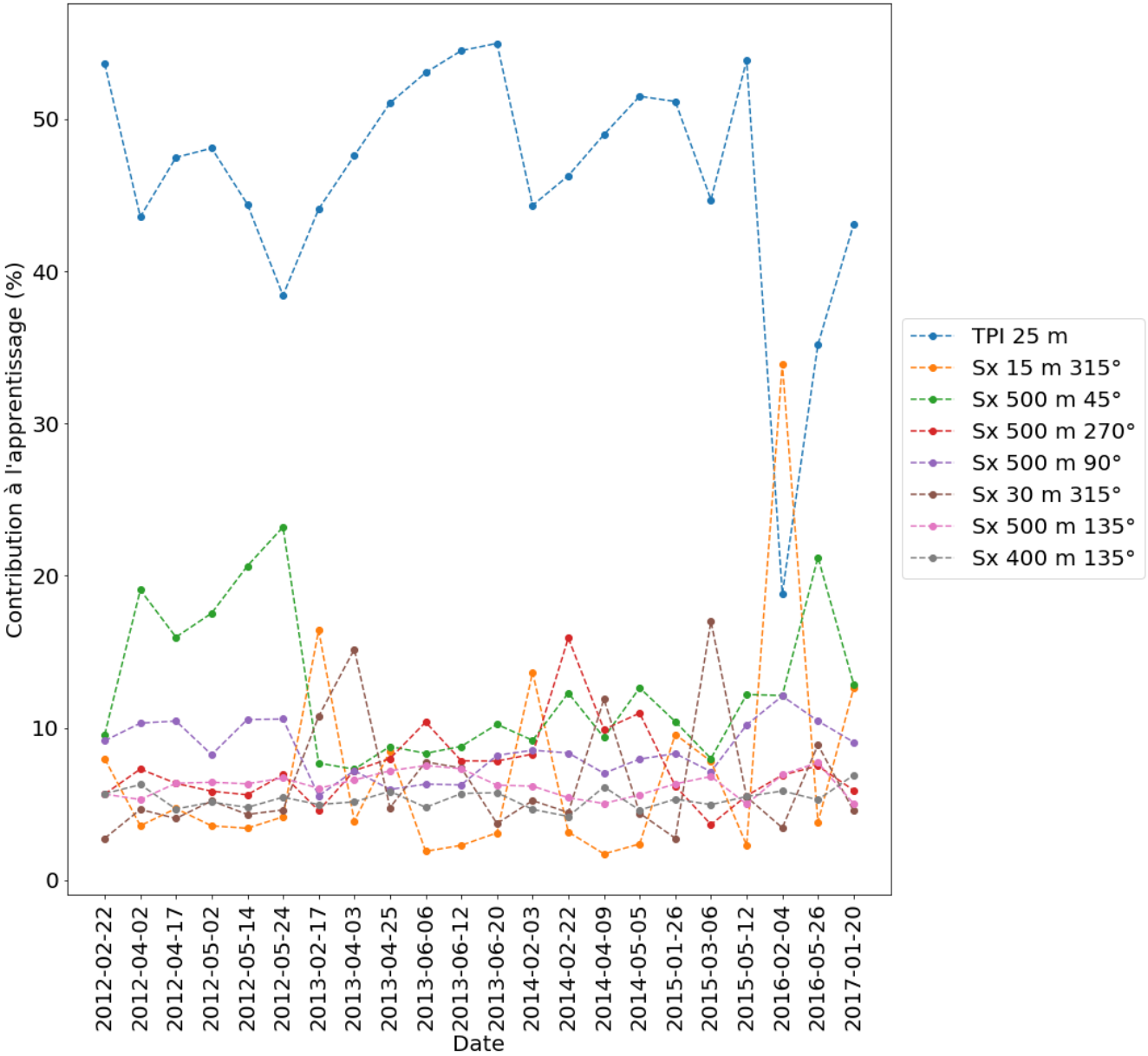

FIGURE 16 – Evolution de la contribution des variables d'apprentissage pour la modélisation explicative temporelle au bassin expérimental d'Izas

4.4 Reconstitution de cartes d'enneigement

4.4.1 Col du Lautaret

Les résultats de l'analyse prédictive au Lautaret sont condensés dans la figure 17 ci-dessous. Les scores présentés correspondent aux scores obtenus par le modèle pour la génération du scan complet correspondant à la date en abscisse, le modèle ayant été entraîné au préalable avec la totalité des scans restants.

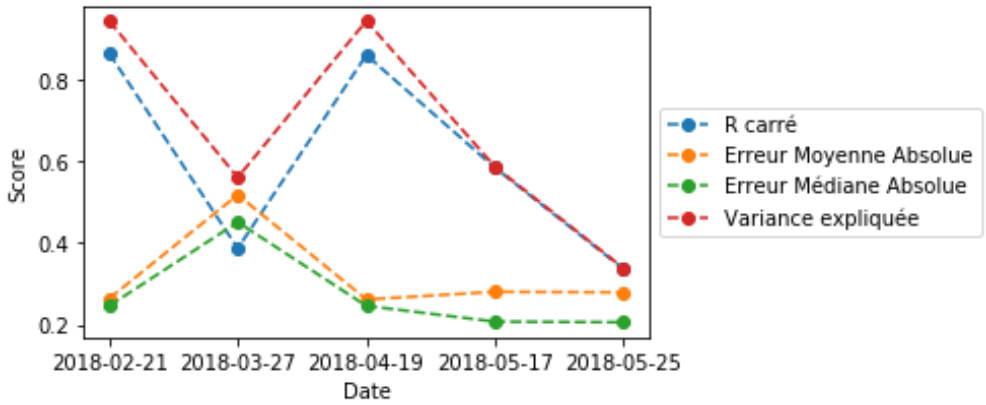

FIGURE 17 – Scores obtenus par la modélisation à visée prédictive au Col du Lautaret

Le meilleur score général a été obtenu pour la génération du scan du 19/04/2018. Il possède un excellent R^2 (0.86) ainsi que l'erreur moyenne absolue la plus faible (0.26). La génération du scan du 21/02/2018 a été également très réussie et a obtenue des métriques d'évaluation similaires à celles détaillées précédemment.
Le R^2 moyen ainsi que les erreurs moyennes élevées obtenus pour le 27/03/2018 peuvent s'expliquer par la levée TLS perturbée par les conditions de vent fort. En effet, un phénomène de transport de neige en saltation a été observé pendant la levée du nuage de point et il est probable que le trépied sur lequel repose le scanner soit entré en vibration sous l'effet des rafales.
Enfin, on peut noter que le R^2 ainsi que la variance expliquée par le modèle décroient conjointement à partir de la fin de la période d'accumulation de la saison (19/04/2018) jusqu'à la fin de la période de fonte (25/05/2018).

4.4.2 Col du Lac Blanc

La figure 18 ci-dessous présente les scores obtenus par les modèles pour la génération complète des scans de hauteur de neige réalisés au Lac Blanc.

On remarque en premier lieu les échecs des modèles du 23/12/2014 et du 06/01/2015. Les R^2 obtenus sont négatifs et la variance expliquée a été arrondie à zéro dans les deux cas. Cela traduit une incapacité du modèle à retranscrire la variabilité de la hauteur de neige en début de saison. Les raisons physiques ou mathématiques de ces échecs sont inconnues pour l'instant. Les R^2 obtenus pour les dates suivantes par leurs modèles sont bons et oscillent entre 0.67 et 0.71. Cependant, l'erreur moyenne absolue est comprise entre 58 cm et 71 cm suivant les dates. A l'échelle du manteau neigeux, ces erreurs sont bien trop élevées.

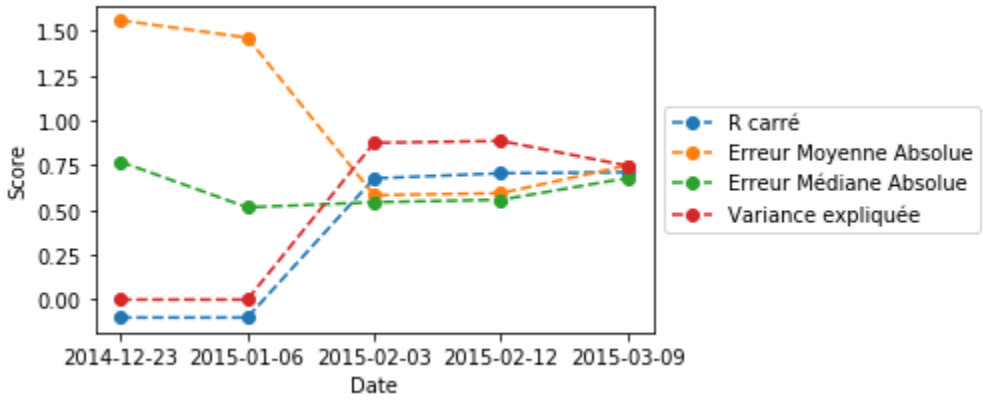

FIGURE 18 – Scores obtenus par la modélisation à visée prédictive au Col du Lac Blanc

La figure 19 ci-dessous présente la carte de hauteur de neige mesurée (a), la carte de hauteur de neige générée par le modèle (b), ainsi que deux cartes de visualisation des erreurs (c, d). La carte (c) montre la différence entre hauteur de neige prédie et hauteur de réelle. Ainsi, les zones bleues montrent les zones où le modèle a sous-évalué la hauteur de neige, à l'inverse les zones rouges mettent en évidence où le modèle a surévalué la hauteur de neige. Un rapide coup d'œil permet de constater que le modèle a largement tendance à surévaluer la hauteur de neige. Enfin, la carte (d) montre que l'erreur est en grand majorité comprise dans l'intervalle [-1 m, 1 m] et que les zones géographiques où les erreurs sont les plus importantes sont situées en bordure de scan et en bordure de zones d'ombres topographiques.

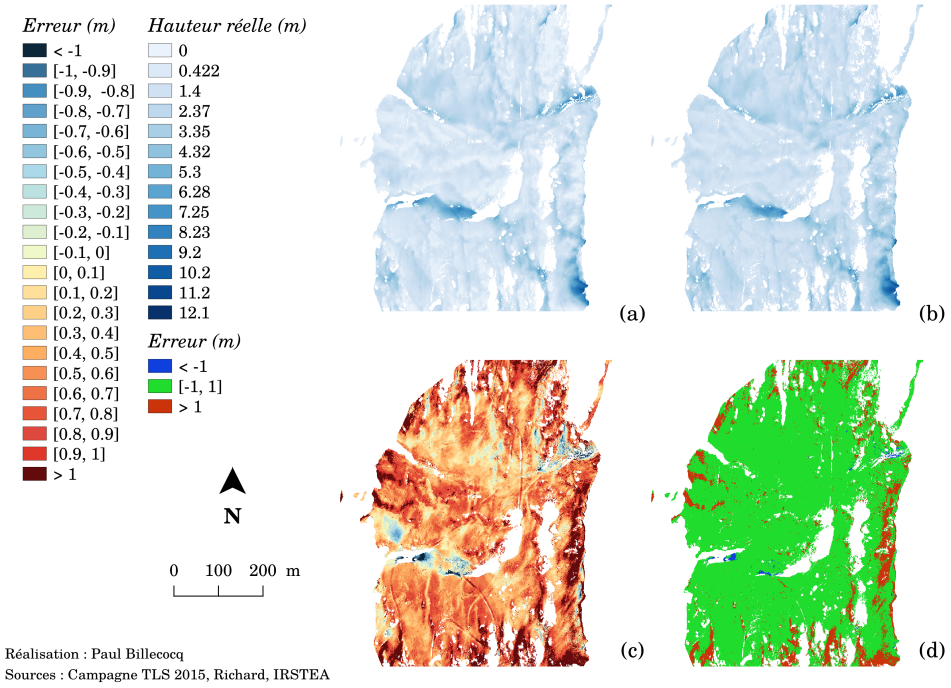

FIGURE 19 – Cartographie de hauteur le 12/02/2012 modélisée et erreurs associées

4.4.3 Izas

L'analyse prédictive à Izas a donné en premier lieu des résultats aberrants. Malheureusement le temps a manqué pour corriger la modélisation et nous n'avons pas de résultats fiables à montrer pour ce site expérimental.

5 Discussion

5.1 Erreur dans les cartes de hauteur de neige au col du Lautaret

La différence entre la hauteur de neige scannée et la hauteur de neige mesurée à la station météo FluxAlp (c.f. 4.1.) est importante ($\geq$ 70 cm) et largement supérieure à ce qui est rapporté dans les études précédentes. Les études précédentes estiment l'erreur de mesure à $\pm$10 cm (Revuelto et al., 2014b; Richard, 2015). Prokop (2008), quant à lui, l'estime à $\pm$8 cm. Cependant, en aucun cas les chiffres obtenus au col du Lautaret permettent d'invalider (ou de valider s'ils avaient été bons) la qualité de la carte générée. La station météo FluxAlp est située en bordure d'une zone d'ombre topographique et le point de mesure est derrière le cadre métallique qui supporte les différents capteurs de la station. Le scanner n'a donc pu relever que très peu de points de la zone dont la mesure peut avoir été perturbée par l'armature de la station. Une méthode de validation acceptable aurait été de définir plusieurs aires de validation réparties dans la zone. Des transects de mesure à la sonde auraient été réalisés tout les 10 cm puis moyennés et comparés avec la valeur moyenne obtenue par relevé TLS en bout de ligne. Il peut donc subsister des zones où l'erreur de mesure importante dans la cartographie générée, en particulier en bordure de la zone d'étude ou de zones d'ombres topographiques.

5.2 Influence de la topographie dans la distribution spatiale de la hauteur de neige à l'échelle de la saison

En sommant l'importance des différentes orientations de Sx sélectionnées, quelque soit le site d'étude, le paramètre Sx général ressort comme le contributeur principal à l'apprentissage du modèle. Ce résultat vient confirmer les résultats obtenus par Molotch et al. (2005) et Erickson et al. (2005) qui affirment que le Sx est le prédicteur principal de la distribution de hauteur de neige.

Les choix des deux méthodes de sélection diffèrent quant aux déclinaisons de Sx qu'ils privilégient sans que cela affecte significativement les scores obtenus au col du Lautaret. Cepandant, les scores obtenus au col du Lac Blanc par la méthode multivariée sont meilleurs. D'autre part, les choix effectués par la méthode multivariée semblent plus s'approcher de la réalité topographique propre à chaque site d'étude. Au col du Lautaret, le Sx prépondérant d'après la méthode multivariée est le Sx 30 m à 315° (8.6% de contribution à l'apprentissage) contre le Sx 200m à 315° (6.7% de contribution à l'apprentissage) d'après la méthode bivariée. Cependant, la méthode multivariée a également retenus le Sx 500m à 315° (3.0% de contribution à l'apprentissage). Une grosse partie de la zone d'étude est à l'embouchure d'un couloir de vent naturel d'axe Nord-Ouest à Sud-Est. D'autre part, la topographie dans cette zone est très vallonnée. le choix du Sx à 30 m permet de bien rendre compte de l'influence de ces micro-reliefs, tandis que le Sx à 500 m ajoute dans une moindre mesure l'influence plus macro du couloir de vent. Cette année a été particulièrement marquée par les perturbations issues de flux Nord-Ouest, il apparaît donc logique que le Sx à 315° soit prépondérant. Le col du Lac Blanc est un couloir de vent naturel d'axe Nord-Sud. Il apparaît donc logique que d'après la sélection bivariée, le Sx 200m à 0° ressorte comme Sx prépondérant au Lac Blanc avec une contribution de 16.0%. La sélection multivariée quant à elle a fait ressortir trois distances de recherche pour la direction 0°. Au total, l'exposition aux vents d'orientation Nord cumule 15.9% de contribution et se place ainsi en tête des Sx. De plus, les différentes distances

sélectionnées permettent également de rendre compte de l'importance du relief local dans la redistribution de la neige par les vents du Nord. En effet, parmi les Sx à 0°, c'est celui pour une distance de recherche de 50 m qui contribue principalement (7.9% de contribution à l'apprentissage). Il est suivi de près par le Sx à 500 m qui reflète une nouvelle fois l'importance du relief macro, le Sx à 400 m, quant à lui, contribue dans une moindre mesure (2.2% de contribution à l'apprentissage). Enfin, on remarque la sélection multivariée n'a pas non plus retenu de paramètre topographique classique comme la pente ou l'orientation. Pour finir, il est également intéressant de noter qu'à Izas comme au Lautaret, le Sx prépondérant a dans les deux cas une distance de recherche du même ordre de grandeur que le rayon de recherche du TPI (30 m et 50 m contre des rayons de recherche pour le TPI de 50 m et 25 m respectivement).

Schön et al. (2015) ont également montré qu'une distance de recherche de 50 m pour un Sx calculé à partir d'un MNT obtient de meilleurs résultats pour l'estimation de la distribution de la hauteur de neige dans une zone d'étude caractérisée par une forte rupture de terrain. D'autre part Winstral and Marks (2002) ont montré que le Sx à 200 m est le meilleur prédicteur dans une zone d'étude peu pentue. Dans une zone d'étude pentue, c'est le Sx à 100 m qui ressort comme étant le principal contributeur (Winstral et al., 2002b). La méthode multivariée de sélection des variables topographiques servant à l'apprentissage du modèle, développée pour la première fois dans ce cadre d'application, permet d'obtenir la diversité de distances de recherche nécessaire pour décrire précisément une zone d'étude à la topographie complexe.

Le TPI et la hauteur de neige mesurée à la station météo contribuent énormément à l'apprentissage du modèle et ce quel que soit le site étudié et le type de sélection de variable. D'un point de vue uniquement topographique, l'accumulation de neige ou l'érosion du manteau neigeux est donc en grosse partie dictée par la courbure du terrain à l'échelle très locale autour du point considéré (25 m à Izas et au col du Lac Blanc, 50 m au col du Lautaret). Cependant, on remarque qu'au col du Lautaret et à Izas la mesure de hauteur de neige ponctuelle est la variable principale tandis qu'au col du Lac Blanc, c'est le TPI qui est prépondérant suivi de la mesure de hauteur de neige. Une explication probable est la représentativité de la mesure effectuée par rapport à l'enneigement sur la zone. Au col du Lautaret et à Izas, la station serait située dans des zones où la hauteur de neige est proche de l'enneigement moyen. A l'inverse, au col du Lac Blanc, la station de mesure serait située dans une zone d'accumulation et par conséquent refléterait peu l'enneigement global du site. L'étude menée par Revuelto et al. (2014a) montre le TPI comme étant le paramètre le plus explicatif de la variabilité spatiale de la hauteur de neige. Dans cette étude, on montre également que le TPI joue un rôle majeur dans l'apprentissage du modèle, la courbure du terrain à l'échelle ultra-locale (25 m ou 50 m) participe donc beaucoup à l'explication de la distribution de la hauteur de neige.

5.3 Evolution temporelle de l'importance des paramètres topographiques au cours de la saison

En observant la contribution des Sx, on remarque que certaines orientations de vents semblent avoir une dynamique similaire concernant la distribution spatiale de la hauteur de neige. En effet, des Sx voient leur importance croître ou décroître simultanément, et d'autres contribuent de manière constante au cours de la saison (c.f. 4.3.). Ces variations semblent fortement liées à la configuration du relief local autour du site étudié. Par exemple, au col du Lautaret, le Sx à 315° et à 270° fonctionnent de paire. En analysant la topographie du site d'étude, on observe que dans

ces deux directions, le vent rencontre les mêmes formations topographiques. Les cellules en amont du site d'étude sont plus hautes et exposées au vent, du transport a donc potentiellement lieu. De même, la bordure ouest du site d'étude est exposée au vent dans ces directions. La neige transportée peut donc se déposer au centre de la zone d'étude qui constitue une grande cuvette abritée de ces vents. D'autre part, les conditions nivo-météorologiques en amont de la levée TLS participent aux variations de la contribution des Sx. La base de données des épisodes de transport de neige par le vent sur la saison 2014-2015 (Tab. 16, annexe C), permet de relier le pic de contribution du Sx 500 m à 0° à un épisode de précipitation associée à du transport de neige par le vent quelques jours avant la levée TLS. Des tentatives pour inclure ce type d'événements dans l'apprentissage ont été réalisées. Par exemple, les occurrences de transport de neige par orientation de vent dans les jours précédents ont été inclues au col du Lac Blanc. Au col du Lautaret nous ne disposions d'une base de donnée expertisée comme au Lac Blanc. Ainsi, les occurrences de précipitations neigeuses par vent fort (> 4 m.s^{-1}) dans les jours précédents ont été ajoutées aux variables d'apprentissage grâce aux données de la station météo FluxAlp. Malheureusement, les performances des modèles ne se sont pas significativement améliorées pour aucun des deux sites et les résultats ne seront pas développés d'avantage ici.

D'autre part, les fluctuations de la contribution des Sx à 0° au Lac Blanc sont particulièrement intéressantes. En effet, en début de saison, les trois Sx à 0° ont une importance similaire dans l'apprentissage ($\approx 5\%$). Lors de l'épisode de transport de neige par le vent important de début janvier, le Sx à 500 m contribue de manière extrêmement importante ($\approx 35\%$). A partir de février et jusqu'à la fin de la saison, les Sx à 400 m et 500 m ont contribué au même niveau à l'apprentissage ($\approx 5\%$). Sur la même période, le Sx à 50 m a lui doublé en importance ($\approx 10\%$). Des épisodes de transport de neige par le vent moins important et sans précipitations ont été relevés de début février à début mars mais n'ont pas déclenché de pic de contribution marqué parmi les Sx. Un comportement similaire est observable au col du Lautaret avec le Sx 30 m à 315°, le Sx 500 m à 315° et le Sx 500 m à 270°. Le Sx à 30 m est largement prépondérant sur la période d'accumulation à l'exception du scan du 27/03/2018 où les deux Sx à 500 m prennent le pas. Des épisodes de précipitations neigeuses par vent fort avaient eu lieu le 15/03, le 17/03 et le 27/03. Ces observations laissent à penser que l'influence du relief ultra-local sur le transport de neige par le vent ne se fait sentir qu'à partir d'un niveau d'enneigement important. Il y a alors suffisamment de neige mobilisable par le vent et le Sx à petite échelle devient le prédicteur principal de la redistribution de la hauteur de neige (parmi les Sx). Le Sx à grande échelle est lui prépondérant lors d'événements de transport de neige par le vent avec précipitation neigeuse. La distribution de la neige est alors dictée par le relief macro qui conditionne la dynamique locale du vent et donc de la neige en suspension apportée par la précipitation.

Enfin, l'influence des paramètres dépendant uniquement de la topographie comme le TPI ou la pente reste relativement constante au cours de la saison.

5.4 Reconstruction de cartes d'enneigement sur la zone d'étude à partir d'une mesure ponctuelle

La modélisation à visée prédictive est relativement performante en milieu de saison d'un point de vue purement score statistique. Cependant, les erreurs sont encore trop importantes pour pouvoir se satisfaire du résultat présent. De plus, si l'on observe la carte générée au Lac Blanc (Fig.

19) on remarque que l'enneigement proposé par la modélisation ne rend pas compte de la variabilité spatiale importante du phénomène. D'autre part, les résultats obtenus par l'algorithme au col du Lautaret démontre l'incapacité du modèle à reconstituer l'enneigement en fin de saison lorsque la couverture neigeuse de la zone est faible, les variables topographiques comme le Sx ou le TPI ne portant pas l'information nécessaire pour décrire cette période de la saison. En effet, les accumulations sont trop faibles et disparates. De plus, le transport de neige par le vent est inexistant à cette période. En outre, les résultats obtenus au Lac Blanc montrent que l'algorithme est également incapable de reconstruire les cartes de hauteur de neige du début de saison (fin décembre et début janvier). Cette partie de l'étude mérite à être approfondie. Le choix de l'algorithme d'apprentissage est largement discutable et d'autres techniques d'apprentissage profond seraient peut être plus performantes. Cependant, les algorithmes d'apprentissage automatique nécessitent de disposer de volumes de données importants, il est donc absolument nécessaire de constituer des jeux de données terrain denses pour pouvoir réaliser des apprentissages de qualité. Enfin, l'échec de ce type de modélisation permet d'affirmer que les variables topographiques actuelles combinées à la hauteur de neige ponctuelle ne suffisent pas pour entraîner un modèle prédictif et obtenir de bons résultats.

6 Conclusion

Les cartes de hauteur de neige générées grâce aux relevées TLS ont permis grâce à leur résolution spatiale de 1 m de mieux comprendre le rôle des paramètres topographiques considérés dans la variabilité à petite échelle de la hauteur de neige au col du Lautaret. Malgré le manque de données de validation, la cartographie obtenue semble cohérente avec les observations visuelles que nous avons pu faire sur le site tout au long de la saison de mesure.

Le Sx général (somme des Sx à distances et orientations spécifiques comprises dans le modèle) ressort de notre étude comme étant le prédicteur topographique principal de la distribution de hauteur de neige, quel que soit le site d'étude considéré. La sélection multivariée des variables d'apprentissage dans le cadre de la modélisation à visée explicative spatiale permet d'obtenir la diversité de distances de recherche pour le paramètre Sx nécessaire à la description d'un site à la topographie complexe. En effet, l'analyse à visée explicative temporelle a mis en évidence le rôle différent et complémentaire des Sx à petite et grande échelle. Le Sx à petite échelle caractérise le relief ultra-local (20 m à 50 m) et permet de décrire la redistribution de la hauteur de neige due au transport par le vent sur un manteau neigeux relativement formé (correspondant à la fin du début de saison, typique de début février). Le Sx à grande échelle décrit le relief macro (400 m à 500 m) et est un excellent prédicteur de la distribution de la neige lors d'événement de transport de neige par le vent avec précipitation. D'autre part, le TPI (25 m et 50 m) ainsi que la hauteur de neige mesurée à la station météo ressortent également comme prédicteurs principaux. Leurs importances respectives fluctuent notamment en fonction de la représentativité de la hauteur mesurée vis à vis de l'enneigement moyen sur la zone étudiée. Enfin, l'analyse prédictive montre que le couple variables d'apprentissage - algorithme utilisé n'aboutit pas à un modèle prédictif de cartes de hauteur de neige fiable.

Des études supplémentaires sont requises afin de progresser dans cette branche, que ce soit concernant les prédicteurs topographiques ou l'approche algorithmique utilisée. Cette étude met en évidence que les paramètres topographiques actuels ne sont pas suffisant pour décrire la distribution de hauteur de neige tout au long de la saison, en particulier lorsque l'enneigement est faible. L'introduction de paramètres météorologiques en amont de la date à reconstruire couplées à l'état de la neige en surface du manteau pourrait améliorer les performances du modèle. En effet, l'occurrence de précipitations, l'état de surface du manteau neigeux, les épisodes de vent fort, l'évolution des températures sont autant de paramètres qui influent sur l'épaisseur du manteau neigeux et la redistribution spatiale de la neige. D'autre part, utiliser un algorithme plus adapté à la prédictions de série temporelle comme les chaînes de Markov cachées ou les réseaux de neurones récurrents pourrait également faire progresser remarquablement la qualité des prédictions.

A Carte de hauteur de neige au col du Lac Blanc

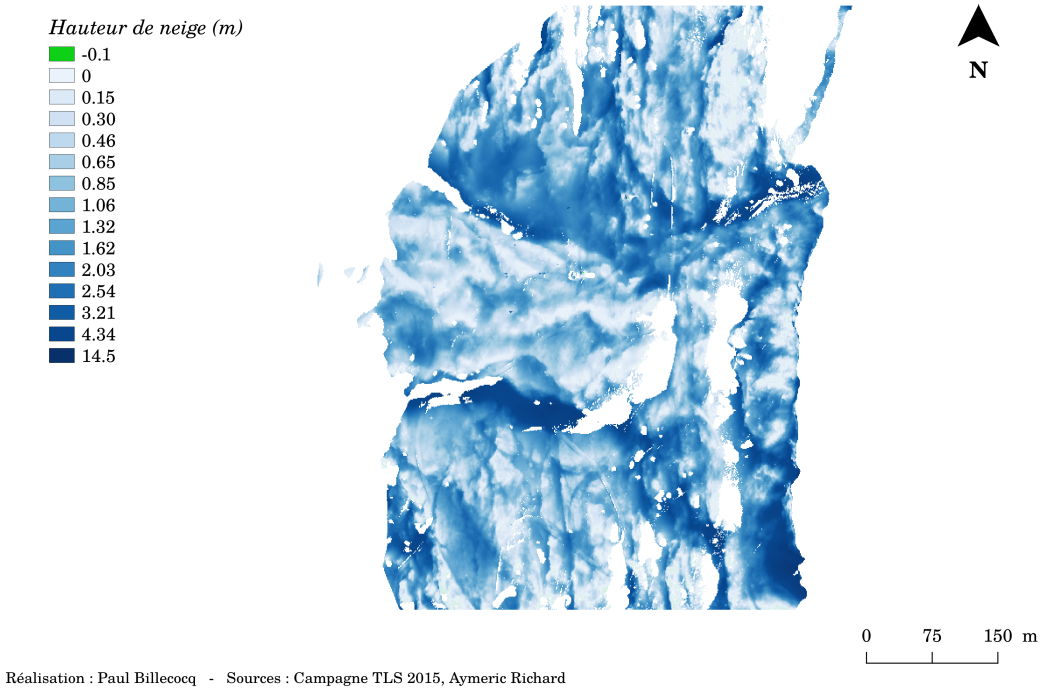

FIGURE 20 – Cartographie de la hauteur de neige au Col du Lac Blanc le 12/02/2015

B Carte de hauteur de neige au bassin expérimental d'Izas

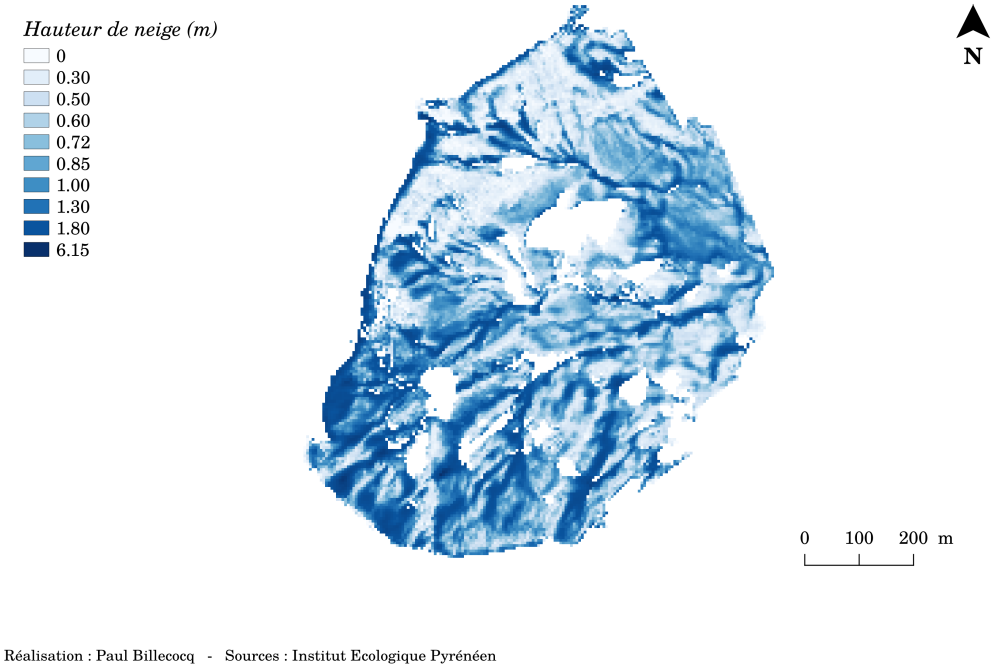

FIGURE 21 – Cartographie de la hauteur de neige au bassin expérimental d'Izas le 02/05/2012

C Base de données des occurrences de transport de neige par le vent au col du Lac Blanc durant l'hiver 2014-2015

Les numéros d'épisode écrits en gras marquent les épisodes de transport avec précipitations

N° épisode	Date début	Date fin	Durée (h)	Précip. (O/N)	Vmoy (m/s)	Vmax (m/s)	Dir vent
1	01-12-2014 08	01-12-2014 20	12	O	4,9	13	S
2	09-12-2014 00	09-12-2014 11	12	N	9,3	18,6	N
3	10-12-2014 00	10-12-2014 08	9	N	7,5	13,8	N
4	17-12-2014 12	18-12-2014 00	12	N	6,8	13,5	N
5	27-12-2014 12	27-12-2014 21	9	N	8,4	17	N
6	29-12-2014 06	30-12-2014 06	18	N	12,8	24	N
7	30-12-2014 12	31-12-2014 12	24	O	14,9	29,4	N
8	04-01-2015 14	05-01-2015 09	18	N	12	19,6	N
9	11-01-2015 06	11-01-2015 12	6	O	8,8	19,1	N
10	15-01-2015 10	15-01-2015 16	6	N	9,7	19,2	S
11	16-01-2015 18	17-01-2015 00	6	O	7,4	15,4	S
12	24-01-2015 00	25-01-2015 11	35	O	12,1	25	N
13	27-01-2015 18	27-01-2015 23	6	N	11,3	15,8	N
14	30-01-2015 00	30-01-2015 12	12	N	8,3	21,3	N
15	01-02-2015 12	01-02-2015 18	6	O	5,4	10,5	N
16	08-02-2015 11	09-02-2015 12	25	O	11,5	30,2	N
17	14-02-2015 08	15-02-2015 06	22	N	5,4	10,8	S
18	22-02-2015 00	22-02-2015 06	6	O	8,5	13,5	N
19	24-02-2015 10	25-02-2015 22	36	N	11,7	21,1	N
20	02-03-2015 08	03-02-2015 05	21	O	8,3	22,9	N
21	04-03-2015 14	06-03-2015 00	34	O	14,4	33,5	N
22	29-03-2015 12	30-03-2015 12	24	O	9,9	20,3	N
23	31-03-2015 00	02-04-2015 12	36	O	11,1	24,6	N

TABLE 16 – Base de données de transport de neige par le vent au col du Lac Blanc, saison 2014-2015

Références

Besl, P. J. and McKay, N. D. (1992). A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2) :239–256.

Birkeland, K. W., Hansen, K., and Brown, R. L. (1995). The spatial variability of snow resistance on potential avalanche slopes. *Journal of Glaciology*, 41(137) :183–190.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1) :5–32.

Böhner, J. and Antonić, O. (2009). Chapter 8 land-surface parameters specific to topo-climatology. In Hengl, T. and Reuter, H. I., editors, *Geomorphometry*, volume 33 of *Developments in Soil Science*, pages 195 – 226. Elsevier.

Cristea, N. C., Breckheimer, I., Raleigh, M. S., HilleRisLambers, J., and Lundquist, J. D. (2017). An evaluation of terrain-based downscaling of fractional snow covered area data sets based on lidar-derived snow data and orthoimagery. *Water Resources Research*, 53(8) :6802–6820.

Deems, J. S., Fassnacht, S. R., and Elder, K. J. (2006). Fractal distribution of snow depth from lidar data. *Journal of Hydrometeorology*, 7(2) :285–297.

Erickson, T. A., Williams, M. W., and Winstral, A. (2005). Persistence of topographic controls on the spatial distribution of snow in rugged mountain terrain, colorado, united states. *Water Resources Research*, 41(4).

Groffman, P. M., Driscoll, C. T., Fahey, T. J., Hardy, J. P., Fitzhugh, R. D., and Tierney, G. L. (2001). Colder soils in a warmer world : A snow manipulation study in a northern hardwood forest ecosystem. *Biogeochemistry*, 56(2) :135–150.

Gross, M. F., Hardisky, M. A., Doolittle, J. A., and Klemas, V. (1990). Relationships among depth to frozen soil, soil wetness, and vegetation type and biomass in tundra near bethel, alaska, u.s.a. *Arctic and Alpine Research*, 22(3) :275–282.

Grünewald, T., Schirmer, M., Mott, R., and Lehning, M. (2010). Spatial and temporal variability of snow depth and ablation rates in a small mountain catchment. *The Cryosphere*, 4(2) :215–225.

Guyomarc'h, G., Bellot, H., Vionnet, V., Naaim Bouvet, F., Déliot, Y., Fontaine, F., Puglièse, P., Naaim, M., and Nishimura, K. (2018). A meteorological and blowing snow dataset (2000–2016) from a high-altitude alpine site (col du lac blanc, france, 2720 m a.s.l.). *Earth System Science Data Discussions*, 2018 :1–18.

Keller, F., Kienast, F., and Beniston, M. (2000). Evidence of response of vegetation to environmental change on high-elevation sites in the swiss alps. *Regional Environmental Change*, 1(2) :70–77.

Lehning, M., Völksch, I., Gustafsson, D., Nguyen, T. A., Stähli, M., and Zappa, M. (2006). Alpine3d : a detailed model of mountain surface processes and its application to snow hydrology. *Hydrological Processes*, 20(10) :2111–2128.

Liston, G. E. and Sturm, M. (2002). Winter precipitation patterns in arctic alaska determined from a blowing-snow model and snow-depth observations. *Journal of Hydrometeorology*, 3(6) :646–659.

Molotch, N. P., Colee, M. T., Bales, R. C., and Dozier, J. (2005). Estimating the spatial distribution of snow water equivalent in an alpine basin using binary regression tree models : the impact of digital elevation data and independent variable selection. *Hydrological Processes*, 19(7) :1459–1479.

Pomeroy, J., Essery, R., and Toth, B. (2004). Implications of spatial distributions of snow mass and melt rate for snow-cover depletion : observations in a subarctic mountain catchment. *Annals of Glaciology*, 38 :195–201.

Prokop, A. (2008). Assessing the applicability of terrestrial laser scanning for spatial sd measurements. 54 :155–163.

Reu, J. D., Bourgeois, J., Bats, M., Zwertvaegher, A., Gelorini, V., Smedt, P. D., Chu, W., Antrop, M., Maeyer, P. D., Finke, P., Meirvenne, M. V., Verniers, J., and Crombé, P. (2013). Application of the topographic position index to heterogeneous landscapes. *Geomorphology*, 186 :39 – 49.

Revuelto, J., Azorin-Molina, C., Alonso-González, E., Sanmiguel-Vallelado, A., Navarro-Serrano, F., Rico, I., and López-Moreno, J. I. (2017). Meteorological and snow distribution data in the izas experimental catchment (spanish pyrenees) from 2011 to 2017. *Earth System Science Data*, 9(2) :993–1005.

Revuelto, J., López-Moreno, J. I., Azorin-Molina, C., and Vicente-Serrano, S. M. (2014a). Topographic control of snowpack distribution in a small catchment in the central spanish pyrenees : intra- and inter-annual persistence. *The Cryosphere*, 8(5) :1989–2006.

Revuelto, J., López-Moreno, J., Azorin-Molina, C., Zabalza, J., Arguedas, G., and Vicente-Serrano, S. (2014b). Mapping the annual evolution of snow depth in a small catchment in the pyrenees using the long-range terrestrial laser scanning. *Journal of Maps*, 10(3) :379–393.

Revuelto, J., Vionnet, V., López-Moreno, J.-I., Lafaysse, M., and Morin, S. (2015). Combining snowpack modeling and terrestrial laser scanner observations improves the simulation of small scale snow dynamics. 533.

Richard, A. (2015). Suivi de l'enneigement saisonnier sur un site de haute altitude par balayage laser terrestre. Master's thesis, Institut National des Sciences Appliquées, Strasbourg.

Schirmer, M., Wirz, V., Clifton, A., and Lehning, M. (2011). Persistence in intra-annual snow depth distribution : 1. measurements and topographic control. *Water Resources Research*, 47(9).

Schön, P., Prokop, A., Vionnet, V., Guyomarc'h, G., Naaim-Bouvet, F., and Heiser, M. (2015). Improving a terrain-based parameter for the assessment of snow depths with tls data in the col du lac blanc area. *Cold Regions Science and Technology*, 114 :15 – 26.

Sovilla, B., Burlando, P., and Bartelt, P. (2004). Field experiments and numerical modeling of mass entrainment in snow avalanches. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*, 111(F3).

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. *Geoscientific Model Development*, 5(3) :773–791.

Weiss, A. (2001). Topographic position and landforms analysis.

Winstral, A., Elder, K., and Davis, R. (2002a). Spatial snow modeling of wind-redistributed snow using terrain-based parameters. 3 :524–538.

Winstral, A., Elder, K., and Davis, R. E. (2002b). Spatial snow modeling of wind-redistributed snow using terrain-based parameters. *Journal of Hydrometeorology*, 3(5) :524–538.

Winstral, A. and Marks, D. (2002). Simulating wind fields and snow redistribution using terrain-based parameters to model snow accumulation and melt over a semi-arid mountain catchment. *Hydrological Processes*, 16(18) :3585–3603.