

Projet de Master

Sciences et ingénierie de l'environnement
Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL)

Intégration de données satellite de neige pour
la prévision à court terme et la prévision saisonnière des apports
en eau dans les barrages alpins

Raphael Renevey

Supervisé par

Anne Leroquais (Hydrique Ingénieurs)
Dr. Frédéric Jordan (Hydrique Ingénieurs)
Dr. Giovanni De Cesare (LCH, EPFL)

Lausanne, Printemps 2022



Table des matières

Avant-propos.....	1
Liste des Figure	2
Liste des Tableaux.....	5
Abbréviations	6
1. Introduction.....	7
1.1. Contexte, objectifs et questions de recherche	7
2. Etat de l'art	10
2.1. Prévisions à court-terme : Modèles pluie-débit.....	10
2.2. Prévisions saisonnières d'apports d'eau	13
2.3. Données satellite de neige	16
3. Sites d'étude et données.....	20
3.1. Sites d'étude	20
3.2. Données.....	33
4. Méthodologie.....	35
4.1. Mesures par satellite de SWE.....	35
4.2. Prévisions à court terme : Simulation pluie-débit dans RS.....	44
4.3. Prévisions avec du Machine Learning.....	53
4.4. Prévisions saisonnières par régression linéaire	55
4.5. Modèles testés.....	59
5. Résultats et discussion	66
5.1. Analyse des données satellite de SWE.....	66
5.2. Prévisions à court-terme	70
5.3. Prévisions Saisonnières.....	75
6. Conclusion.....	84
6.1. Synthèse	84
6.2. Réponses aux questions de recherche.....	85
6.3. Perspectives	87
7. Références.....	89
8. Annexe.....	94
8.1. Description des bassins versants	94
8.2. Prévisions saisonnières	96

Avant-propos

Je tiens à adresser mes remerciements à toute l'équipe de Hydrique Ingénieur, qui m'a accueilli avec grand enthousiasme et fourni un cadre professionnel de travail ainsi qu'une expérience dans le monde professionnel enrichissante. Plus particulièrement, à Anne Leroquais et Frédéric Jordan, qui m'ont supervisés pour ce projet de master, durant lequel ils ont su me former, guider et conseiller ; A Johann Fransiskakis, pour ses conseils dans le domaine du Machine Learning et ses talents de débogage. Au gang du grenier, c'est-à-dire Guillaume Buchs et Matthieu Rykner, dont la compagnie quotidienne et leur stock de cookies m'ont donné l'énergie nécessaire à la réalisation de ce projet.

A toute l'équipe de Wegaw et en particulier Thomas James, Daria Ludtke et Ion Padilla pour leur travail remarquable sur les données satellite de neige, et pour leur feedback sur le travail effectué au long du projet.

A mes parents, mon frère Axel et ma sœur Noemi qui m'ont toujours poussé vers le bon chemin tout au long de ma vie.

A mes amis proches de l'EPFL : Alexis, Aurélie, Aurélien, Blanche, Edouard, Gaël, Hugo, JA, Julie, Lorenzo, Mélodie, Nouha et Sébastien, qui sont comme ma deuxième famille et sans qui ces dernières années n'auraient pas pu être aussi mémorables qu'elles le sont.

Liste des Figure

Figure 1 : Barrage de Moiry, vers Grimentz dans le canton de Valais en Suisse. Construit en 1958, il mesure 148m de haut. Source : PixaBay	7
Figure 2 : Image capturée par MODIS sur le satellite TERRA de NASA, le 19 Mars 2016 ("Spring Snow Cover in The Alps," 2016).	8
Figure 3 : Cycle de l'eau simplifié. L'eau arrivant à l'exutoire d'un bassin versant dépend d'une multitude de phénomènes physiques (Sitterson et al., 2018).	10
Figure 4 : Représentation des bassins versants selon un modèle global (a), semi-distribué (b) et distribué (c) (Saeed and Al-Khafaji, 2016).	11
Figure 5 : Types de modèles hydrologiques. Réalisé à partir de (Manual on flood forecasting and warning, 2011; Orczykowski and Tiukało, 2016).	11
Figure 6 : Schéma de l'Ensemble Streamflow Prediction, pris de (Wood and Lettenmaier, 2008)13	
Figure 7 : Exemple de détection de couverture de neige. Contient des données modifiées de Copernicus Sentinel (2015) produit par l'algorithme e-shape ("Snow cover extent map - Sentinel Online," 2021).	17
Figure 8 : Hydromaps.ch, valeur médiane de SWE pour le 1er Mars en Suisse (1981-2010).	19
Figure 9 : Bassins versants des zones étudiées.	20
Figure 10 : Exemple de débit mesuré pour un bassin versant à régime glaciaire (Gletsch, 2014). Le débit en rouge oscille la nuit et le jour, la neige et la glace fondant proportionnellement à la température de l'air; l'effet des précipitations en bleu sur le débit est visible et varie selon l'évènement.	21
Figure 11 : Répartitions des débits pour les bassins versants étudiés, période 2012-2021. Calculé pour les débits supérieurs à 0 m ³ /s.	22
Figure 12 : Bassin versant d'Arve	23
Figure 13 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Arve	23
Figure 14 : Bassin versant de Bortelsee.....	24
Figure 15 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Bortelsee.....	24
Figure 16 : Bassin versant de Ferden	25
Figure 17 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Ferden	25
Figure 18 : Bassin versant de Gletsch.....	26
Figure 19 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Gletsch	26
Figure 20 : Bassin versant de Godet.....	27
Figure 21 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Godet	27
Figure 22 : Bassin versant de Hongrin.....	28
Figure 23 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Hongrin	28
Figure 24 : Bandes de neiges pour le bassin versant de Kummenbord	29
Figure 25 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Kummenbord	29
Figure 26 : Bassin versant du Lac de Joux	30
Figure 27 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour le Lac de Joux.....	30
Figure 28 : Bassin versant du Lac de la Gruyère	31
Figure 29 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour le Lac de la Gruyère.....	31
Figure 30 : Bassin versant de Zeuzier.....	32
Figure 31 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Zeuzier	32
Figure 32 : Mesures de SWE pour le bassin versant de Ferden pour un jour donné. Chaque pixel représente une surface de 100m par 100m.....	35
Figure 33 : Réflectance spectrale pour différents type de couverture de sol. Source : (Wardlow et al., 2012). La distinction entre neige et nuage est faite grâce à leurs différentes signatures spectrales	

dans l'infrarouge et le visible.	36
Figure 34 : Validation pour la hauteur de neige mesurée par satellite à l'échelle du pixel (a) et du bassin versante (b). L'erreur est réduite à plus grande échelle.	37
Figure 35 : Carte des bandes d'altitudes de Kummenbord couvertes par les points de mesures satellite de Wegaw (Valeur moyenne de SWE pour la période 2017-2021).Chaque mesure couvre une surface de 100 m2.	39
Figure 36 : Exemple de correction de pics en fin de saison pour le SWE mesuré à Kummenbord pour l'année 2017-2018.	40
Figure 37 : Code de correction des pics en fin de saison du SWE Wegaw.	40
Figure 38 : Exemple de correction de « sudden drops » pour le SWE mesuré à Gletsch pour l'année 2017-2018.	41
Figure 39 : Code de correction des « sudden drops » en fin de saison du SWE Wegaw.	41
Figure 40 : Code pour réaliser la mise à l'échelle des données de SWE de Wegaw	42
Figure 41 : Série temporelle de SWE pour la période 2013-2021. Résultat d'une mise à l'échelle pour le bassin versant de Ferden, la courbe rouge représentant la série originale, et la courbe bleue la série mise à l'échelle de SWE.	43
Figure 42 : concept de modélisation GSM-SOCONT. Le bassin versant est décomposé en bandes d'altitudes dont les processus hydrologiques diffèrent en fonction de si la bande est glaciaire ou non-glaciaire.	45
Figure 43 : concept de modélisation GSM-SOCONT.	46
Figure 44 : Modèle de neige	48
Figure 45 : Modèle de glacier	49
Figure 46 : Récapitulation des étapes pour la prévision des débits : simulation continue (marron), simulation mise à jour (rose), prévision non-filtrée (bleu), prévision filtrée (noir).	51
Figure 47 : Evolution du SWE à Hongrin en fin Juin 2019. Les courbes jaune, verte et bleue montrent l'effet d'une fonte d'intensité faible, moyenne et forte respectivement.	52
Figure 48 : Schématisation d'un perception multicouche. La couche de données en entrée et connecté aux couches cachées successives, puis à la couche de sortie. Source : Projet de Master de Johann Franziskakis, 2020.	53
Figure 49 : la validation-croisée « k-folds » (Laqrichi, 2015) sépare le jeu de donnée en k blocs, et entraîne l'algorithme en gardant 1 bloc de côté pour la validation à chaque itération.	54
Figure 50 : Exemple de simulation RS pour une année avec le SWE modélisé.	55
Figure 51 : Exemple de série temporelle de SWE modélisé issus d'une simulation RS (les années sont superposées).	56
Figure 52 : Exemple de débit cumulé durant les 30 prochains, calculé à partir de mesures de débits (les années sont superposées).	57
Figure 53 : Exemple de régression linéaire entre le SWE et le Volume cumulé pour un jour donnée de l'année.	57
Figure 54 : Schéma résumant les différents modèles testés durant ce projet de master.	59
Figure 55 : Variables utilisées à Zeuzier pour la régression linéaire dans les modèles SWE RS et dans le modèle SWE Wegaw. Variables pour la prévision à 30 jours.	62
Figure 56 : Variables utilisées à Hongrin pour le Machine Learning dans les modèles SWE RS et dans le modèle SWE Wegaw. La variable à prédire est le débit cumulé dans 30 jours.	63
Figure 57 : Série de temps du SWE pour les bassins versants étudiés entre 2017 et 2021.	67
Figure 58 : valeurs médiane de SWE de Wegaw, RS et de Hydromaps dans différents bassins versant, pour le 1er des mois de Février à Mai.	69
Figure 59 : Simulations de débits à Gruyère (Louibach) de mars à Juin avec le SWE Wegaw (courbe verte) et le SWE de RS (courbe bleue) et le débit mesuré (courbe rouge).	71
Figure 60 : Performances des modèles testés pour des prévisions à 24h pour Ferden (MAPE) pour	

différentes pour classes de débits.	72
Figure 61 : Prévisions des modèles de ML benchmark et le modèle SWE de Wegaw pour Ferden dans 24h au pas de temps horaire.....	73
Figure 62 : Performance annuelle en MAE et MAPE pour les prévisions saisonnières à Ferden dans un horizon de 30 jours.	75
Figure 63 : Série temporelle de prévisions saisonnières par régression à Ferden dans 30 jours. La courbe verte représente les résultats du modèle SWE Wegaw, la courbe bleue du modèle SWE RS et la courbe rouge représente la mesure de débit cumulé.....	76
Figure 64 : Performance annuelle en MAE et MAPE pour les prévisions saisonnières à Gruyère dans un horizon de 30 jours.	77
Figure 65 : Série temporelle de prévisions saisonnières par régression à Gruyère dans 30 jours. La courbe verte représente les résultats du modèle SWE Wegaw, la courbe bleue du modèle SWE RS et la courbe rouge représente la mesure de débit cumulé.....	78
Figure 66 : évolution des erreurs en fonction de l'horizon de prévision	80
Figure 67 : Série temporelle de prévisions saisonnières par ML à Ferden dans 30 jours. La courbe verte représente les résultats du modèle SWE Wegaw, la courbe bleue du modèle SWE RS et la courbe rouge représente la mesure de débit cumulé.	81
Figure 68 : Série temporelle de prévisions saisonnières par ML à Gruyère dans 30 jours. La courbe verte représente les résultats du modèle SWE Wegaw, la courbe bleue du modèle SWE RS et la courbe rouge représente la mesure de débit cumulé.	82

Liste des Tableaux

Tableau 1 : Caractéristiques des bassins versants étudiés. Les bassins versants sont classés par surface totale.....	22
Tableau 2 : Description des données de mesures utilisées dans les simulations RS.	33
Tableau 3 : Description des données météorologiques utilisées dans les simulations RS.....	33
Tableau 4 : Description des modèles météorologique utilisés dans les modèles de prévisions hydrologiques opérationnels (Documentation interne Hydrique Ingénieurs, 2021).....	33
Tableau 5 : récapitulatif des données satellite de SWE.....	34
Tableau 6 : Seuils utilisés pour nettoyer les données de SWE de Wegaw durant l'entre saison. ..	42
Tableau 7 : Description des paramètres du modèle de neige.....	47
Tableau 8 : Description des paramètres du modèle de glacier.....	49
Tableau 9 : Variables utilisées dans les différents modèles de Machine Learning testés pour prévoir le débit à Ferden dans 24h.	61
Tableau 10 : Variables utilisées dans les différents modèles de Machine Learning testés pour prévoir le débit à Gruyère et à Ferden dans 30 jours.	64
Tableau 11 : Principales différences entre le SWE mesuré par satellite (SWE Wegaw) et le SWE de modélisé par RS (SWE RS). *Indicateurs calculés pour les valeurs supérieures à 1 cm.	68
Tableau 12 : Performance de plusieurs modèles hydrologiques de RS pour le Benchmark (SWE modélisé par RS) et le modèle SWE Wegaw (SWE mesuré par satellite).....	70
Tableau 13 : Performance (exprimée par le MAPE pour les débits supérieur à 4 m ³ /s) des différents modèles de ML testés pour prévoir le débit à Ferden dans 24h en fonction du mois de l'année...71	71
Tableau 14 : Performance de prévision saisonnière d'apport dans 30 jours exprimée par le MAPE pour les différents modèles de régression à Ferden.	76
Tableau 15 : Performance de prévision saisonnière d'apport dans 30 jours exprimée par le MAPE pour les différents modèles de régression à Gruyère.....	77
Tableau 16 : Performance des modèles de prévisions saisonnières à 30, 60, 90 et 120 jours. L'indicateur utilisé est le MAPE [%], calculé pour les valeurs de débits cumulés supérieures au 15 ^{ème} percentile et pour la période du 1 ^{er} Février au 1 ^{er} Août.	79
Tableau 17 : Performance (MAPE [%]) des modèles de prévisions saisonnières à 30 jours à Ferden avec du Machine Learning.....	80
Tableau 18 : Performance (MAPE [%]) des modèles de prévisions saisonnières à 30 jours à Ferden avec du Machine Learning.....	81

Abbreviations

CM-SHF	: Climate-Model-based Seasonal Hydrological Forecast
ENSO	: El Nino Southern Oscillation
ESP	: Ensemble Streamflow Prediction
CGCM	: Coupled atmosphere-ocean-land General Circulation Model
SWE	: Snow Water Equivalent
SCE	: Snow Cover Extent
ML	: Machine Learning
MLP	: Multi-Layer-Perceptron
MSC	: Melting SWE Cover
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error
MAE	: Mean Absolute Error
NDSI	: Normalized Difference Snow Index
NSE	: Nash-Sutcliffe model efficiency coefficient
RS	: Routing System
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error
MAE	: Mean Absolute Error
NDSI	: Normalized Difference Snow Index
NSE	: Nash-Sutcliffe model efficiency coefficient
RS	: Routing System

1. Introduction

1.1. Contexte, objectifs et questions de recherche

Ce projet traite des prévisions d'apports hydrologiques, plus particulièrement les prévisions de débits de rivières et de volumes d'eau dans les retenues de barrage. La prévision des débits est un enjeu de haute importance en Suisse, permettant d'une part d'optimiser la production hydroélectrique qui couvre 57% de la production électrique, et d'autre part de prévenir contre le danger naturel que sont les crues.



Figure 1 : Barrage de Moiry, vers Grimentz dans le canton de Valais en Suisse. Construit en 1958, il mesure 148m de haut. Source : PixaBay

Hydrique Ingénieurs est une entreprise qui fournit de telles prévisions, notamment aux exploitants de barrages pour qui les prévisions sont essentielles : elles permettent de mieux gérer le volume d'un barrage afin de produire de l'électricité de manière optimale et d'éviter les pertes. En particulier, les prévisions à court terme (+1h à +5 jours) sont utiles pour le trading intraday et day-ahead, et les prévisions à moyen terme ou saisonnières (+30 jours à + 120 jours) pour le trading à moyen terme. Les prévisions d'Hydrique Ingénieur sont par simulation pluie-débit calculées sur le logiciel propriétaire Routing System (RS), ainsi qu'avec du Machine Learning (ML).

En Suisse, 40% du ruissellement provient de la fonte au printemps et en été de la neige accumulée durant l'hiver, ainsi que de la fonte des glaciers. Ce stock de neige peut être obtenu soit par modélisation, en fonction de la précipitation et de la température de l'air, soit par l'observation. Les observations satellite permettent, en effet, de déterminer la couverture neigeuse à haute résolution, et d'en déduire la valeur d'eau contenue dans la neige, quantifiée par l'« équivalent en eau de neige » (EEN), ou « Snow Water Equivalent » (SWE). La valorisation de ces informations doit permettre d'améliorer les prévisions d'apports dans les retenues alpines et ainsi améliorer la fiabilité de la production hydroélectrique en Suisse.



Figure 2 : Image capturée par MODIS sur le satellite TERRA de NASA, le 19 Mars 2016 ("Spring Snow Cover in The Alps," 2016).

Ainsi, afin de réaliser des prévisions précises, deux facteurs sont à considérer. Premièrement, la connaissance des conditions actuelles du stock de neige donne une indication sur les apports futurs pour une prévision saisonnière. Deuxièmement, les conditions futures météorologiques sont une forte source d'incertitude dans les prévisions. En effet, les variations de température affectent considérablement la vitesse de fonte du stock de neige.

Cependant, la connaissance de conditions climatiques au-delà de 30 jours n'est pas suffisamment précise de nos jours. La connaissance du SWE peut ainsi réduire de manière significative les autres parts d'incertitude, et peut ainsi aider à mieux prédire les apports futurs. De plus, des mesures de SWE peuvent être utilisées pour calibrer ou remplacer le stock de neige modélisé dans les prévisions à court terme.

Le but de ce travail de Master est d'estimer la valeur ajoutée qu'aurait l'intégration de mesures satellite de SWE dans les prévisions saisonnières et à court-terme de débit en tentant de répondre aux questions de recherche suivantes :

- ➔ *Quelle est la représentativité des données SWE issues de satellite et de modélisation par rapport aux données terrain ?*
- ➔ *En quoi l'assimilation de mesures satellite SWE apporte-t-elle une amélioration de performance pour la prévision saisonnière d'apport d'eau ?*
- ➔ *En quoi l'assimilation de mesures satellite SWE apporte-t-elle une amélioration de performance pour la prévision à court-terme d'apport d'eau ?*

Le rapport traite premièrement l'état de l'art (chapitre 2) en termes de prévisions à court terme, de prévisions saisonnières et de mesures satellite de SWE. Les données utilisées ainsi que les sites étudiées sont détaillés dans le chapitre 3. Les méthodes de prévision sur Routing System et de Machine Learning sont détaillées dans le chapitre 4, qui décrit aussi l'intégration des données satellite dans ces méthodes. Le chapitre 5 présente les résultats obtenus. Finalement, le chapitre 6 conclut ce rapport.

2. Etat de l'art

L'état de l'art décrit les principales méthodes utilisées en hydrologie pour la prévision de débits et la mesure de SWE par satellite. Il donne un cadre au projet et justifie l'utilisation de la méthodologie. Premièrement, la prévision à court terme est détaillée, résumant les principaux modèles de pluie-débit existants. Puis, les méthodes de prévisions saisonnières sont résumées avant d'explorer l'état de l'art en termes de données satellite de neige.

2.1. Prévisions à court-terme : Modèles pluie-débit

La précipitation n'est pas toujours suffisante pour prédire les débits d'eau arrivant dans les réservoirs de barrages, les rivières ou les lacs. En effet, une panoplie de paramètres affecte le débit généré par un évènement de pluie comme l'état initial du bassin versant (saturation en eau du sol ou de la neige), la présence de neige, d'un glacier, etc. La Figure 3 résume les principaux processus hydrologiques pouvant impacter les débits.

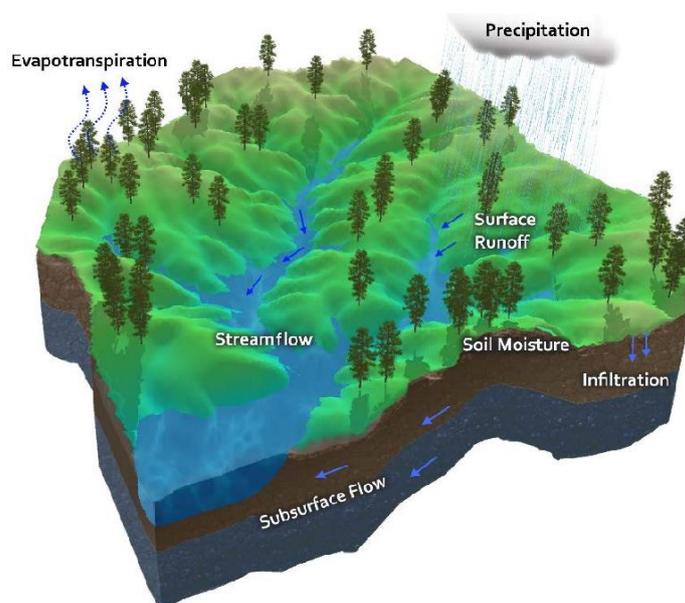


Figure 3 : Cycle de l'eau simplifié. L'eau arrivant à l'exutoire d'un bassin versant dépend d'une multitude de phénomènes physiques (Sitterson et al., 2018).

Le modèle pluie-débit permet de convertir un évènement de précipitation en débit. Il existe de nombreuses variantes de modèles pluie-débit, qui peuvent être divisées en quatre classes: probabiliste, empirique, conceptuel et physique (voir Figure 5). Chaque classe est aussi caractérisée par sa structure spatiale qui peut être globale, semi-distribuée ou distribuée.

Structure spatiale des modèles hydrologiques

L'approche globale considère le bassin versant comme une seule entité ; la variabilité spatiale n'est pas prise en compte et une perte de précision est possible car il faut moyenner les variables sur tout le bassin versant. L'approche semi-distribuée sépare le bassin en sous-entités homogènes, c'est-à-dire qui sont tous décrits par des processus hydrologiques similaires. Cette approche permet de prendre en compte la variabilité spatiale sans rendre le modèle trop complexe. Finalement, l'approche distribuée découpe le bassin versant en une grille ; chaque cellule de cette grille a une réponse hydrologique et un débit calculé séparément des autres cellules. Cette approche nécessite un modèle d'élévation, des données satellite, de précipitations et de caractéristiques de sol pour chaque cellule. La Figure 4 schématise les structures spatiales de bassins versants.

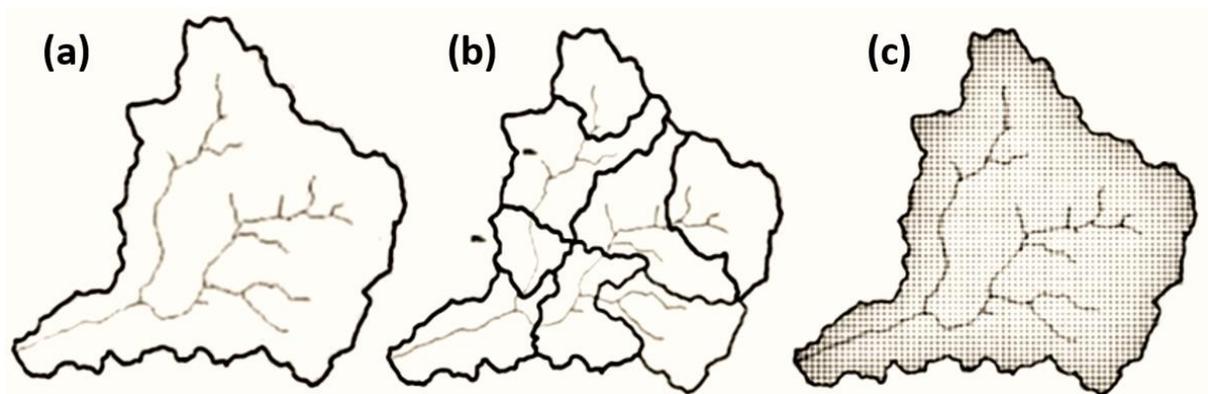


Figure 4 : Représentation des bassins versants selon un modèle global (a), semi-distribué (b) et distribué (c) (Saeed and Al-Khafaji, 2016).

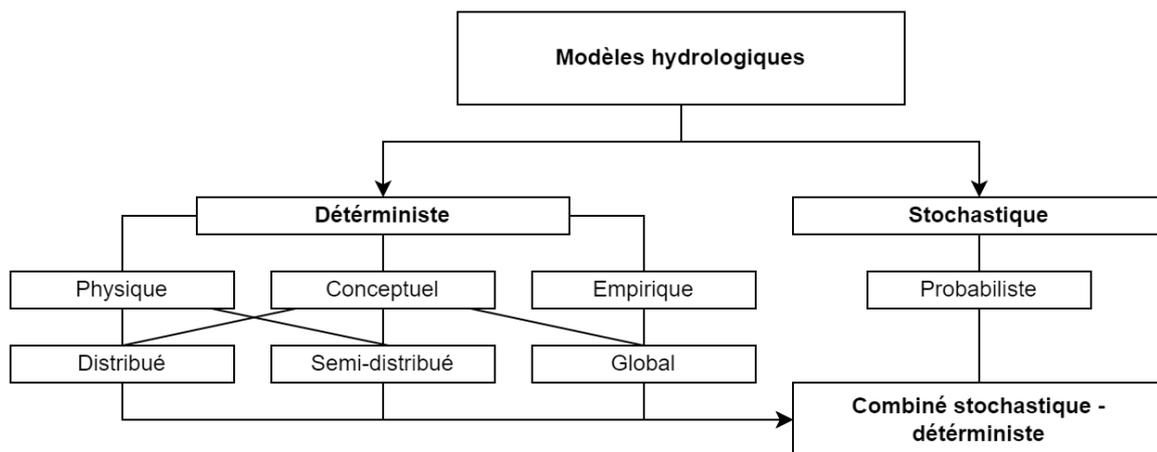


Figure 5 : Types de modèles hydrologiques. Réalisé à partir de (Manual on flood forecasting and warning, 2011; Orczykowski and Tiukalo, 2016)

Modèles empiriques

Les modèles empiriques, aussi appelés « boîte noire » ou « data-driven » utilisent des séries temporelles de mesures au lieu de décrire les processus physiques qui ont lieu dans un bassin versant. Plusieurs modèles de ce type existent, comme ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ou le Unit Hydrograph Model.

Modèles probabilistes

Les modèles probabilistes correspondent aux méthodes d'intelligence artificielle comme les réseaux de neurones artificiels, les *ModelTrees*, la méthode *Nearest-Neighbour* (NN), ou des *Support Vector Machines* (SVM). Les *Multi-Layer Perceptrons* (MLP) sont aussi souvent utilisés. Ces modèles peuvent utiliser des mesures de précipitation, de température, des données radar et satellite (Chiang and Chang, 2009; Smith and Eli, 1995). Ces méthodes peuvent aussi intégrer les résultats d'une prévision issue d'un modèle déterministe (Farfán et al., 2020; Rajurkar et al., 2004; Tian et al., 2018) ; il s'agit alors de modèles combiné stochastique-déterministe.

Modèles conceptuels

Les modèles Conceptuels décrivent de manière simplifiée les principaux processus hydrologiques qui s'opèrent dans un bassin versant. Le bassin versant est souvent décrit de manière globale ou semi-distribuée. Ils utilisent des données météorologiques en entrée ainsi qu'une multitude de paramètres. Les modèles conceptuels sont très répandus car ils sont faciles à utiliser et à calibrer. Les modèles utilisés en opérationnel sont le modèle GR (génie Rural), GR4j en France (Coron et al., 2017; Perrin et al., 2003), LISFLOOD pour le European Flood Awareness Sytem (Van Der Knijff et al., 2010), Routing System en Suisse (Jordan, 2007), HBV en suède (Bergström and FORSMAN, 1973), et OpenForecast (Ayzel and Abramov, 2022, pp. 2020–2021) en Russie. Une comparaison des modèles opérationnelle a été réalisée en 2016 (Kauffeldt et al., 2016).

Modèles physiques

Les modèles physiques se basent sur la compréhension de la physique liée aux processus hydrologiques. Le débit à l'exutoire est représenté comme la somme de plusieurs débits issus d'équations physiques. La plupart des modèles requièrent des données précises, une compréhension des propriétés physiques du bassin versant et ont un temps de calcul élevé. A noter que la frontière entre modèles conceptuels et modèles physiques est floue ; Routing System et LISFLOOD sont deux exemples de modèles opérationnels qui sont considérés conceptuels car ils utilisent une calibration, bien qu'ils utilisent des équations similaires à celles des modèles physiques.

2.2. Prévisions saisonnières d'apports d'eau

Généralement, deux approches sont utilisées pour les prévisions hydrologiques saisonnières (Tang et al., 2016). D'une part, il existe des méthodes statistiques qui mettent en correspondance l'état actuel du bassin versant et d'autres prédictors à ce qui a été observé dans le passé telles que la régression ou le Machine Learning. D'autre part, les modèles hydrologiques couplés comme le Ensemble Streamflow Prediction (ESP) ou encore le Climate-model-based seasonal hydrologic forecasting (CM-SHF) sont utilisés.

2.2.1. Modèles hydrologiques couplés

Ensemble Streamflow Prediction

Le Ensemble Streamflow Prediction (ESP) est une méthode bien établie qui génère un ensemble de prévisions de débits dans l'absence de prévisions météorologique de bonne qualité. Cette méthode utilise en entrée plusieurs modèles météorologiques en un seul modèle hydrologique (Harrigan et al., 2018; Wood and Lettenmaier, 2008). En sortie, ces modèles donnent plusieurs prévisions pour chaque modèle météorologique (tel que schématisé dans la Figure 6), ce qui a l'avantage de donner une indication sur l'incertitude pour une prévision de débit donné. L'incertitude des prévisions de débit dépend majoritairement des conditions initiales et des prévisions météorologiques.

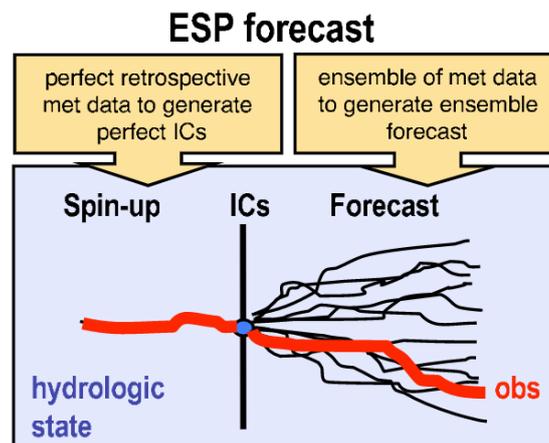


Figure 6 : Schéma de l'Ensemble Streamflow Prediction, pris de (Wood and Lettenmaier, 2008)

Une étude employant cette méthode a montré une amélioration des performances de prévisions de débits jusqu'à 32 jours pour des rivières à faible débit en Suisse (Jörg-Hess et al., 2015). Cependant, la qualité des prévisions diminue de manière significative dans la plupart des régions du monde après 1 mois (Yuan et al., 2015).

Une autre étude menée en Suisse a montré que l'incertitude météorologique est la plus grande source d'incertitude (après les conditions initiales) dans la prévision de débits saisonniers (Fundel and Zappa, 2011). Aujourd'hui, les prévisions météorologiques saisonnières sont peu fiables. Sur le site des perspectives saisonnières de MétéoSuisse, il est dit que « Les calculateurs performants et les simulations réalisées ont beau avoir fait de nets progrès au cours des dernières années, la qualité des prévisions à long terme pour l'Europe centrale et pour la Suisse reste limitée » ("Perspective saisonnière - MétéoSuisse," 2018). Selon (Laulagnet, 2016), les perspectives météorologiques saisonnières pour les mois de mai à juillet 2004-2015 de MétéoSuisse « sont à peine plus performantes qu'un tirage aléatoire ». Les perspectives météorologiques saisonnières de MétéoSuisse ont ainsi peu de valeur ajoutée dans le cadre de prévisions saisonnières.

[Climate-model-based Seasonal Hydrologic Forecasting](#)

Par rapport aux modèles ESP, les modèles *Climate-model-based seasonal hydrologic forecasting* (CM-SHF) utilisent une prévision saisonnière climatique d'un *Coupled General Circulation Model* (CGCM), qui représente les interactions et processus atmosphériques, océaniques et hydrologiques par un jeu d'équations mathématiques (Easey et al., 2006). Les indicateurs saisonniers de climats utilisés sont par exemple ceux liés au phénomène océanique El Niño pour l'Amérique (ENSO index 3.4 : Nino3.4), ou l'indice d'oscillation Nord-Atlantique (NAO) en Europe, qui a été utilisé au Royaume-Uni pour améliorer des prévisions saisonnières (Bierkens and Beek, 2009; Svensson et al., 2015). De nombreux autres indicateurs existent: SOI, Indian Ocean Dipole, North Pacific index, Pacific Decadal Oscillation index, Southern Hemisphere Annual Mode index, and Mean Southern Hemisphere Subtropical Ridge Intensity and Location. Cette méthode n'a pas été appliquée en Suisse, mais aux Royaume-Uni (NAO), et souvent pour de grands bassins versants, soit en Chine (Indian Ocean Dipole), Etats-Unis ou Amérique du Sud (ENSO).

[Limitations et perspectives des méthodes modélistes](#)

Ainsi, l'ESP peut être utilisé pour améliorer des prévisions jusqu'à 30 jours, tandis que le CM-SHF peut être utilisé pour des prévisions au plus long terme. Cependant, le CM-SHF fonctionne bien pour des grands bassins versant, avec des indicateurs climatiques éprouvés, ce qui n'est pas le cas en Suisse.

[2.2.2. Méthodes Statistiques](#)

Les méthodes statistiques sont beaucoup utilisées pour les prévisions saisonnières (Pagano et al., 2009), plus que les modèles d'ensembles car les méthodes sont souvent plus simple à mettre en

place et plus performantes sauf pour quelques exceptions (Kim et al., 2001). Les méthodes statistiques reposent sur des techniques de régression linéaire ou multilinéaire qui mettent en relation une panoplie de variables (comme le SWE, le débit cumulé passé et dans certains des indices climatiques tel que ceux basés sur ENSO) avec les apports saisonniers (Apel et al., 2018; Garen, 1992; KWON et al., 2009; Pagano et al., 2009; Rosenberg et al., 2011). Plus récemment, du Machine Learning a été appliqué (Shortridge et al., 2016; Zhu et al., 2018). Certaines études ont déjà implémenté des méthodes statistiques avec des données satellite de SWE estimé par les satellite Terra et Aqua de MODIS (Apel et al., 2018; Delbart et al., 2015). Cependant, aucune étude n'utilise des estimations de SWE issues de mesures satellite Sentinel-1 qui ont une résolution plus haute. Parmi les méthodes statistiques, il existe une classe de méthode dite hybride qui utilise des modèles physiques pour simuler des variables ensuite utilisées dans les régressions (Li et al., 2009; Wood and Lettenmaier, 2006). Cette approche hybride est comparable voire supérieure dans certains cas par rapport à une approche purement statistique (Rosenberg et al., 2011).

Limitations et perspectives des méthodes statistiques

Le défaut des modèles statistiques est qu'ils s'entraînent souvent sur de longues (30 ans ou plus) période de temps dans un contexte de changement climatique. Par ailleurs, ces modèles supposent que les apports peuvent être prédits par des prédicteurs indicatifs comme la précipitation, la température ou le débit et ne décrivent pas les processus physiques hydrologiques. Tout de même, les méthodes statistiques restent les méthodes les plus performantes et plus employées pour les prévisions saisonnières.

2.3. Données satellite de neige

Pertinence des données de neige en hydrologie

Dans la modélisation de bassin versant à régime glacier, les données relatives à la neige sont importantes pour déterminer le débit résultant de la fonte de la neige et du glacier au printemps. Les caractéristiques principales mesurées sont la couverture de neige (présence ou non de neige), la hauteur de neige et la quantité d'eau stockée dans la neige (SWE).

Complexité de modélisation de la neige

L'estimation du SWE est rendue complexe car il y a une multitude de processus qui décrivent son évolution, comme l'accumulation et la redistribution de neige (Dadic et al., 2010), la fonte et la sublimation. Par ailleurs, la modélisation à l'échelle d'un bassin versant est d'autant plus complexe, à cause de la topographie montagneuse (Engel et al., 2017) et du climat qui varie. De plus, les mesures SWE sont difficiles à obtenir (Sturm et al., 2010a). Dans ce contexte, la littérature scientifique s'est fortement développée dans le but d'améliorer la modélisation de SWE grâce à des mesures sur le terrain, par satellite ou grâce à une paramétrisation de modèle améliorée.

Mesures au sol, aériennes ou satellite ?

Les mesures de très bonne qualité de données de neige se font par Lidar ou par photogrammétrie. Cependant, cela revient à un coût élevé et à une résolution temporelle insuffisante car il faut déployer un drone ou un avion pour réaliser les mesures. De plus, la surface couverte par ces méthodes est trop petite par rapport à l'échelle de certains bassins versants. Ces méthodes ne sont ainsi pas réalistes pour une activité opérationnelle de modélisation hydrologique. L'intérêt des mesures par satellite est leur grande étendue spatiale (couverture globale), leur résolution spatiale correcte (100m à 1000m) et leur résolution temporelle élevée (mesures journalières). Par contre, la qualité des mesures n'est pas aussi bonne : la neige a de nombreuses caractéristiques qui peuvent affecter les mesures de satellite, dont la taille des grains, les contaminants, la densité, la fraction liquide, et la température (Wardlow et al., 2012).

2.3.1. Couverture de neige

La couverture de neige donne une indication sur la présence de neige ou non sur chaque pixel, exprimée en fraction de neige présente ou en binaire. Depuis les années 2000, la NASA produit des cartes de couverture de neige à une résolution de 375-500m depuis le Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) des satellite Terra et Aqua, ainsi que du satellite Suomi National

Polar-orbiting Partnership (S-NPP) de la Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) (Riggs et al., 2017). La Figure 7 montre un exemple d'acquisition de données de couverture de neige avec Sentinel.

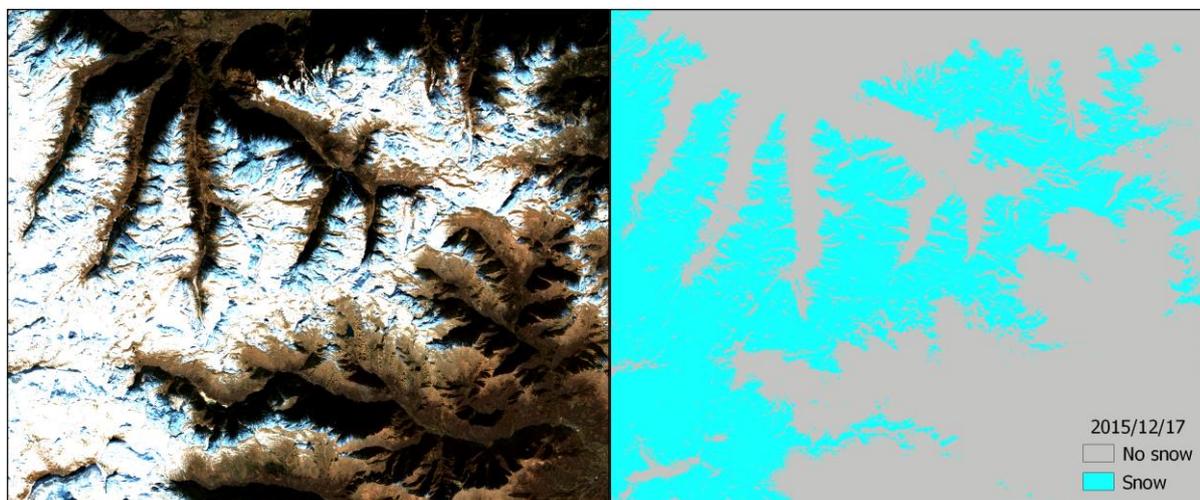


Figure 7 : Exemple de détection de couverture de neige. Contient des données modifiées de Copernicus Sentinel (2015) produit par l'algorithme e-shape ("Snow cover extent map - Sentinel Online," 2021).

Le principe de base de la détection de neige repose sur un indice, le NDSI, qui utilise la différence des caractéristiques spectrales de la neige et d'autres types de couvertures du sol. Une validation des données de MODIS (Notarnicola et al., 2013) montre une précision de 88.1% et une autre validation en Autriche (Parajka and Blöschl, 2006) montre que la précision de la classification des pixel est de 95%. Ainsi, les données actuelles de couverture de neige à cette échelle sont relativement fiables.

2.3.2. Profondeur de neige

La profondeur de neige est plus complexe à estimer, en effet, il n'existe pas de jeu de données global comme pour la couverture de neige. Cependant, une étude récente montre des résultats prometteurs avec les mesures du satellite Copernicus Sentinel-1 (Lievens et al., 2019).

En Suisse, l'institut de recherche de la neige et des avalanches (SLF) publie une carte de profondeur de neige une fois par semaine à une résolution de 1km. La méthode utilisée est une interpolation des mesures de neige du SLF (IMIS) et de MétéoSuisse (SwissMetNet), en prenant en compte la relation entre la profondeur de neige et l'altitude (Auer et al., 2004; "Information about snow depth - SLF," n.d.).

Une carte de profondeur de neige améliorée a été créée en combinant les mesures satellite de

NOAA-AVHRR et les stations de mesures du SLF et de MétéoSuisse (Foppa et al., 2007). Ces modèles sont limités car ils ne prennent pas en compte la variation du terrain, la couverture forestière, le forçage radiatif ou la redistribution de neige. Plus récemment, ExoLabs (Wulf et al., 2020) a développé un modèle géostatistique qui intègre la relation entre la profondeur de neige et la pente, l'orientation et la courbure des pentes grâce à des observations réalisées par drones à Davos.

2.3.3. Snow Water Equivalent (SWE)

La mesure du SWE par satellite présente une difficulté additionnelle car il faut quantifier le volume que représente la neige, c'est-à-dire estimer la densité de la neige. Actuellement, il existe plusieurs méthodes pour mesurer le SWE par satellite (Dozier et al., 2016) :

- ➔ Interpolation spatiale de mesures issues de stations in situ contraintes par des mesures satellite de couverture de neige
- ➔ Estimation du SWE avec la date de disparition de la neige combinée avec un calcul de fonte de neige pour reconstruire le SWE jusqu'à la dernière tombée de neige significative
- ➔ Mesures microondes passives (Takala et al., 2011) (Dong et al., 2007)
- ➔ Modèle numérique combiné avec des observations de SWE au sol : mesures incorporées dans modèles hydrologique (Jörg-Hess et al., 2014), modélisation de la densité avec données météorologiques et mesures de hauteur de neige (Sturm et al., 2010a). (Vachon et al., 2015)
- ➔ Mesures LiDAR combinées avec densité de neige modélisée. Le projet ASO de la NASA combine mesures lidar et mesures satellite avec un modèle hydrologique (Painter et al., 2016)
- ➔ Mesures radar actives : Le lancement des satellite Sentinel ouvre la porte à de nouvelles méthodes car le Synthetic Aperture Radar (SAR) est très sensible à l'eau contenue dans la neige. (Karbou et al., 2021; Marin et al., 2020, p. 1)

En Suisse, une carte des séries temporelle de SWE est disponible dans le catalogue hydrologique Suisse, à une résolution de 1 km² depuis 1970 ("HYDROmaps," 2015), tel que présenté dans la Figure 8. Ce dernier utilise des stations de mesures SLF/MétéoSuisse combinées à un modèle hydrologique pour estimer le SWE dans toute la Suisse (Jörg-Hess et al., 2014).

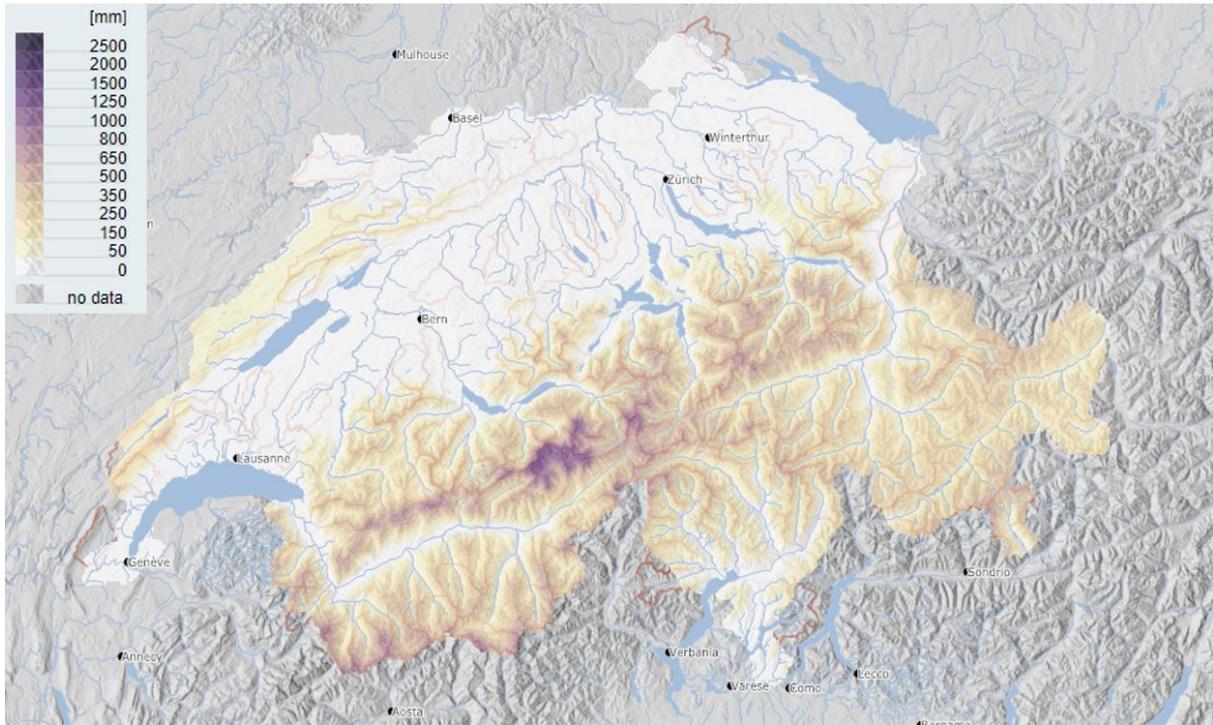


Figure 8 : Hydromaps.ch, valeur médiane de SWE pour le 1er Mars en Suisse (1981-2010).

2.3.4. Limitations des mesures satellite

Des limitations subsistent par rapport aux zones recouvertes de végétation dense comme les forêts, car la canopée des arbres cache la neige au sol (Rittger et al., 2013). Dans une étude menée sur le jeu de donnée de neige le complet aujourd'hui (VIIRS Snow Product), les plus grande pertes de précision ont lieux dans les faces nord des montagnes, qui sont dans l'ombre durant l'acquisition de données matinales des satellite (Notarnicola et al., 2013). Finalement, il est souvent indispensable de calibrer les mesures satellite par des mesures de station au sol. Ceci est problématique, notamment pour les régions qui sont inaccessibles au SWE et demande un réseau de mesure dense, ce qui n'est pas souvent le cas (surtout pour le SWE).

3. Sites d'étude et données

La compréhension des caractéristiques physiques des bassins versants est cruciale pour réaliser des prévisions précises. Ainsi, ce chapitre donne un aperçu des dix sites étudiés dans ce projet. Par ailleurs, les données de mesures et de prévisions météorologiques, les mesures de débits et les mesures satellite de SWE sont résumées.

3.1. Sites d'étude

Un bassin versant est une zone géographique délimitée souvent par des crêtes qui entraînent l'eau des précipitations vers un même endroit, appelé exutoire. Cet endroit peut être un réservoir (lac formé suite à la construction d'un barrage) : c'est le cas pour le Lac de la Gruyère, Hongrin, Godet, Zeuzier, Ferden, Bortelsee et Kummenbord. L'exutoire d'un bassin versant peut aussi être un cours d'eau, par exemple l'Arve au niveau de la jonction avec le Rhône, ou L'orbe dans le cas du bassin versant du lac de Joux et encore Gletsch, qui est le bassin versant de la source du Rhône. La Figure 9 montre la répartition spatiale des bassins versants.

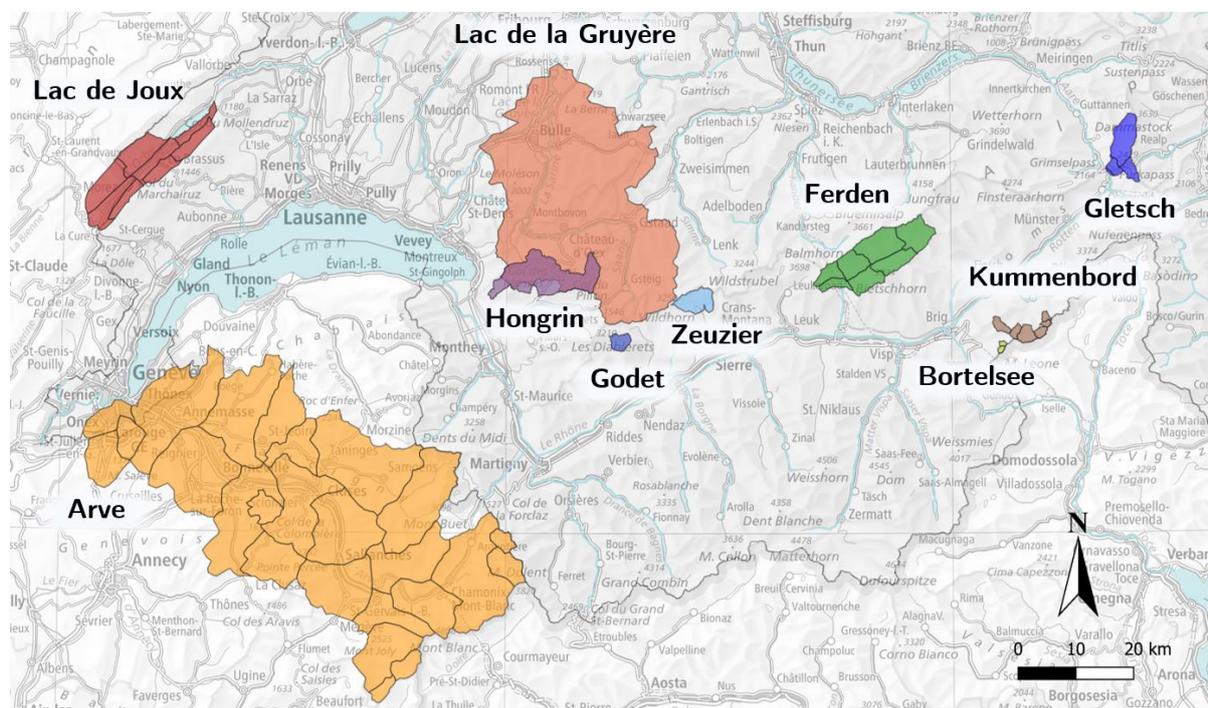


Figure 9 : Bassins versants des zones étudiées.

Les bassins versants étudiés couvrent le massif du Mont Blanc, le Jura, les Préalpes et les Alpes. La variété et l'étendue spatiale des bassins étudiés font que les régimes hydrologiques sont variés. Le régime d'un bassin versant donne une indication sur les variations de son débit habituellement

représentées par le graphique de l'écoulement mensuel moyen calculé sur plusieurs années. Le régime peut être glaciaire, nival ou pluvial:

- Un régime glaciaire (voir Figure 10) est caractérisé par des débits importants en été à la suite de la fonte de la glace (maximum en juillet-août), et des débits faibles en automne, hiver et début de printemps. Des oscillations de débits sont observables entre la nuit et le jour durant la saison chaude. La variabilité interannuelle est faible car la température varie peu d'année en année.

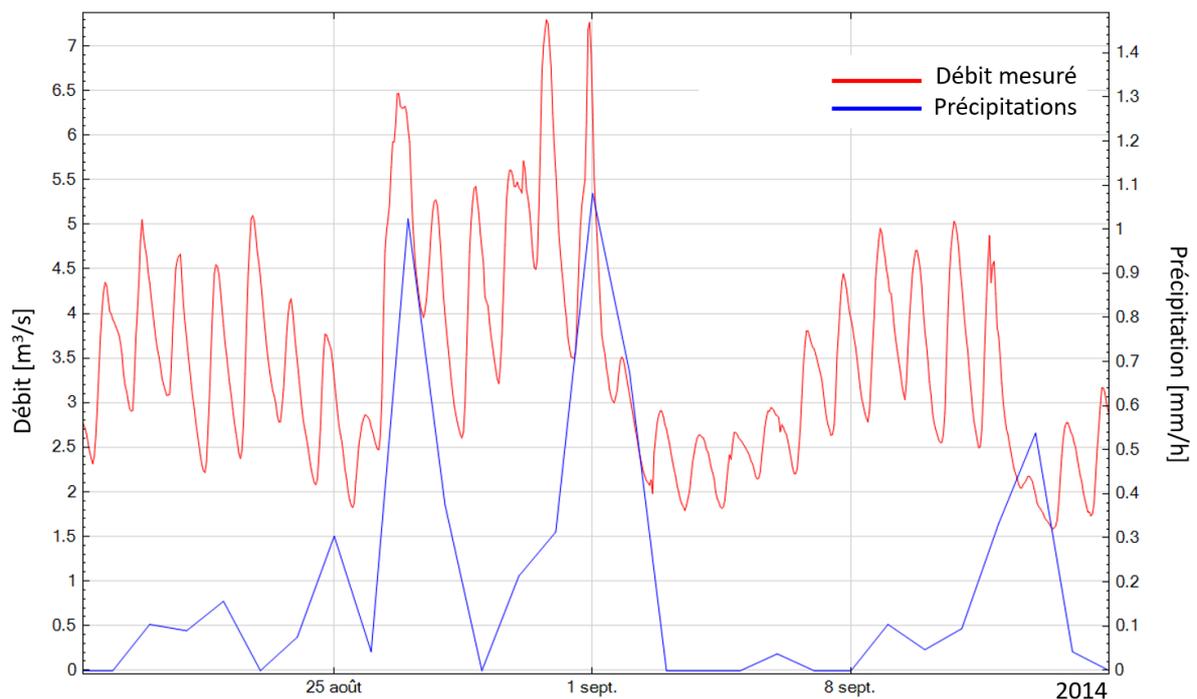


Figure 10 : Exemple de débit mesuré pour un bassin versant à régime glaciaire (Gletsch, 2014). Le débit en rouge oscille la nuit et le jour, la neige et la glace fondant proportionnellement à la température de l'air; l'effet des précipitations en bleu sur le débit est visible et varie selon l'évènement.

- Le régime nival est similaire au régime glaciaire, avec un maximum qui arrive plus tôt (juin); par contre la variabilité interannuelle est forte car la quantité de neige reçue peut varier fortement d'une année à l'autre.
- Finalement, le régime pluvial présente des débits plus élevés en hiver et faibles en été et une variabilité interannuelle forte due aux variations de précipitation.

En réalité, certains bassins versants présentent un régime mixte, c'est-à-dire une combinaison des 3 régimes, notamment pour les grands bassins versants qui contiennent des régions de plateau et de montagne comme Arve.

	Surface Totale [km ²]	Surface glaciaire [km ²]	Débit moyen [m ³ /s]	Altitudes min/max [m]
Arve	2082	108	73.19	400-5000
Lac de Gruyère	949	-	33.1	700-3000
Ferden	164	32	6.97	1800-3900
Lac de Joux	156	-	4	1000-1500
Hongrin	87	-	2.89	1300-2500
Gletsch	40	19	2.72	2300-3600
Kummenbord	22	1.5	1.25	2000-3200
Zeuzier	17	0.3	2.51	1800-3000
Godet	13	-	0.89	1800-2500
Bortelsee	2	0.02	0.25	2400-3200

Tableau 1 : Caractéristiques des bassins versants étudiés. Les bassins versants sont classés par surface totale.

Les Figure 10 et la Figure 11 donnent un aperçu des dix bassins versants étudiés. Les bassins versants ont une surface variant de 2 km² à 2000 km², les débits mesurés à l'exutoire varient de 0.25 m³/s à 73.19 m³/s. Cette étendue de caractéristiques physiques assure une représentativité des différents bassins versants en Suisse. La courbe interannuelle de débit est donnée pour chaque bassin versant dans les pages qui suivent, ainsi qu'en annexe.

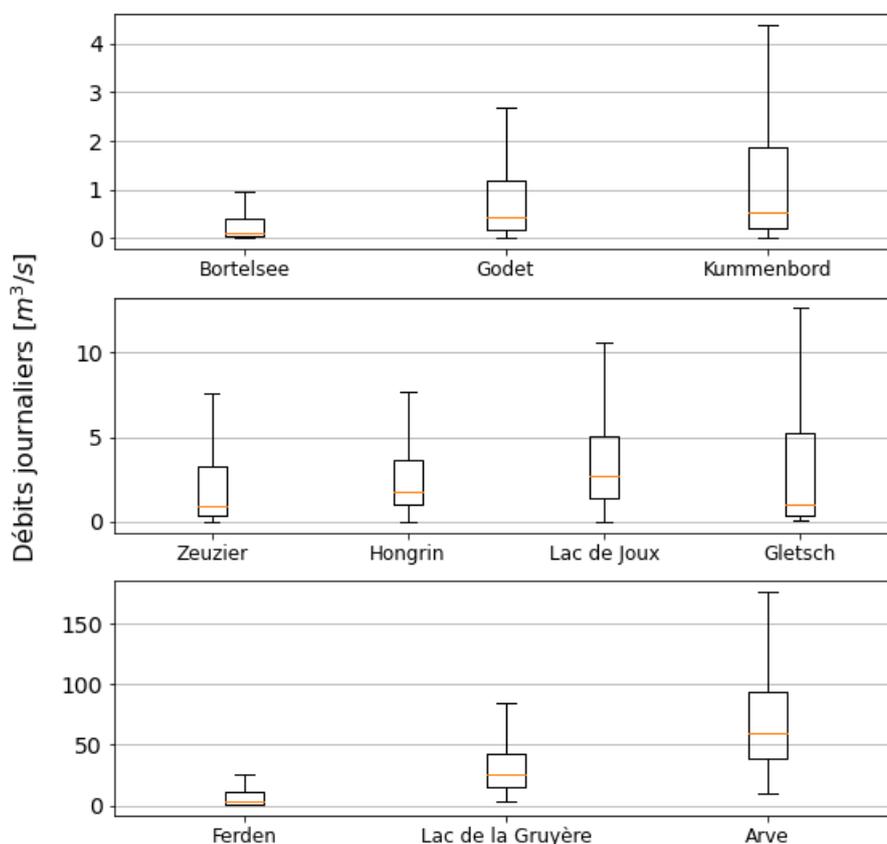


Figure 11 : Répartitions des débits pour les bassins versants étudiés, période 2012-2021.

Arve

Le bassin de l'Arve est le plus grand étudié, s'étendant sur plus de 2000km² (Figure 12). Ce bassin versant englobe le massif du Mont blanc, et vient terminer son parcours dans le Rhône à Genève. C'est ainsi le bassin versant avec la variation d'altitude la plus grande, la plus grande altitude et les débits les plus élevés. Avec un régime glaciaire (100km² de glaciers), L'Arve a une hydrologie « excessive » : des débits estivaux élevés, une puissance de crues (230m³/s pour 100 ans de temps de retour) et un étiage hivernal (voir Figure 13).

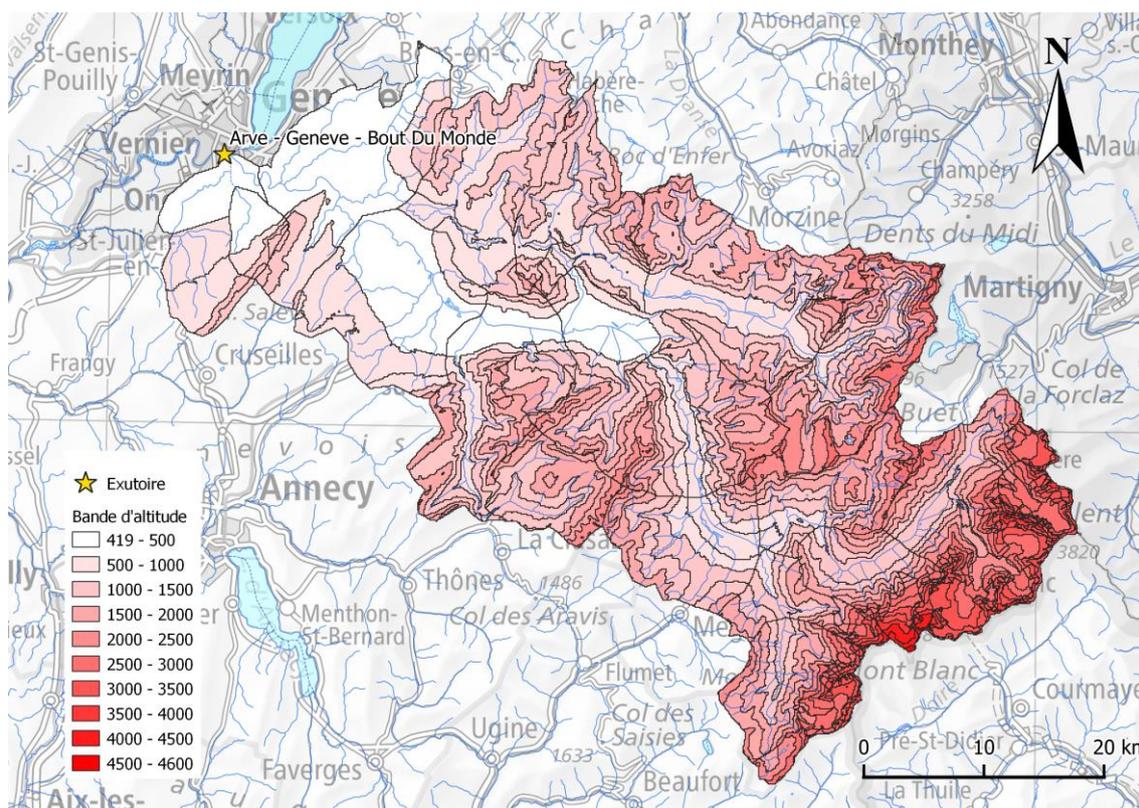


Figure 12 : Bassin versant d'Arve

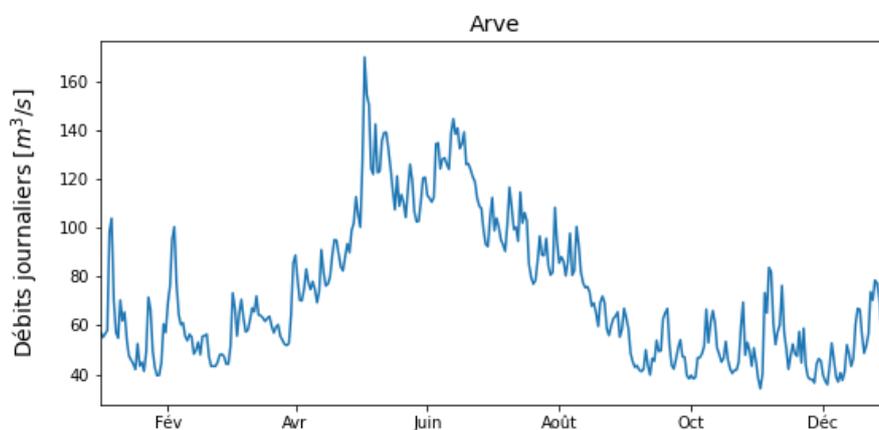


Figure 13 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Arve

Bortelsee

Le bassin de Bortelsee est le bassin du lac du même nom, qui se situe à une altitude de 2463m au nord du tunnel du Simplon (côté Italie), et au sud du bassin de Kummembord. C'est le plus petit en termes de surface (2km²) et de débits, avec seulement 5 bandes d'altitudes. Le régime est glaciaire, avec une petite partie du bassin versant recouverte par un glacier.

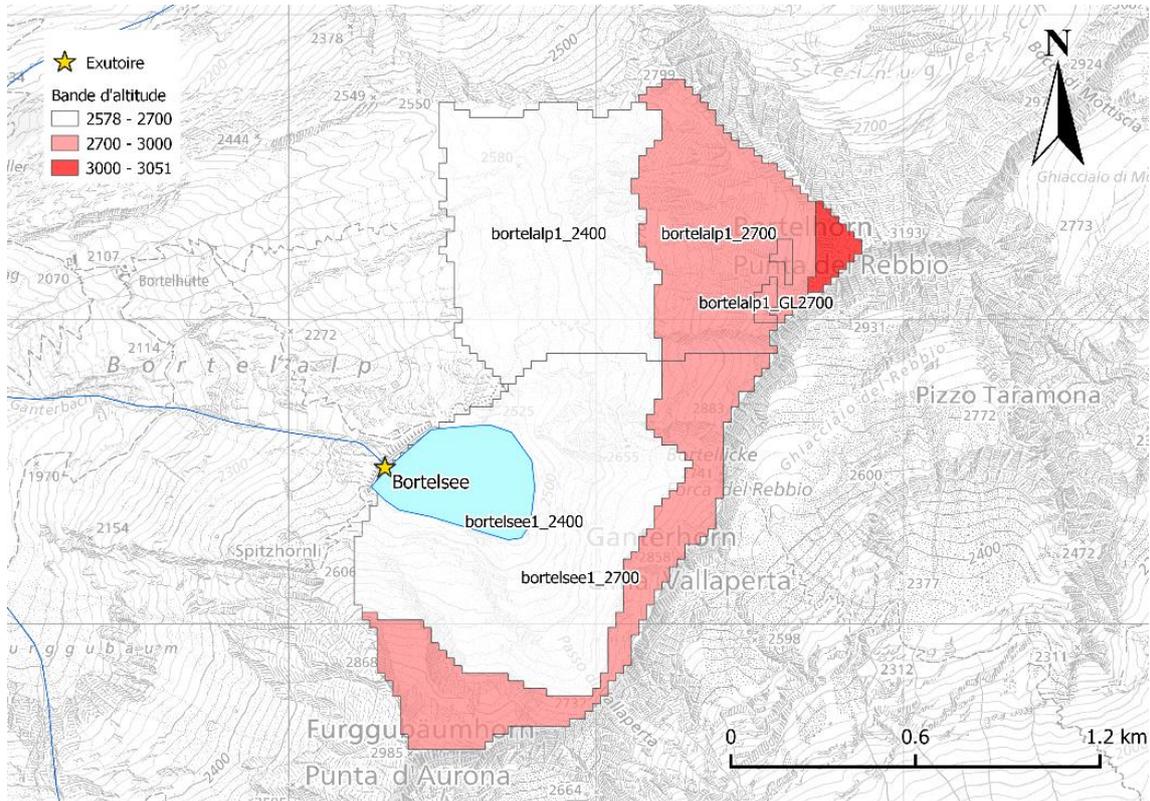


Figure 14 : Bassin versant de Bortelsee

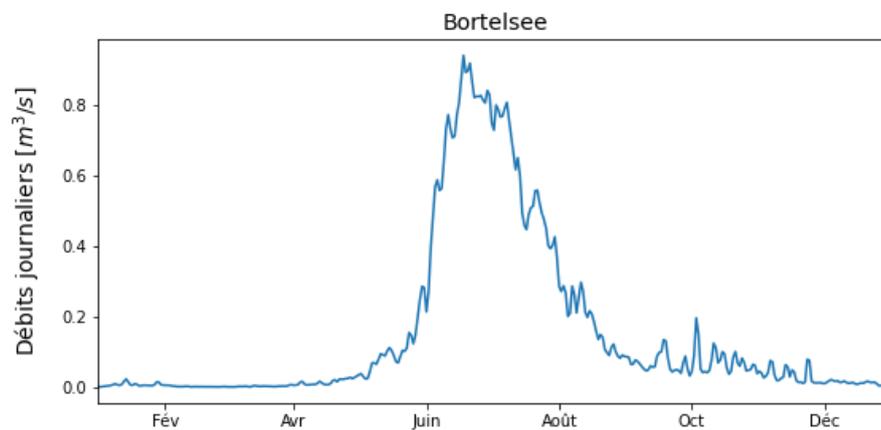


Figure 15 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Bortelsee

Ferden

Le bassin de versant de Ferden est situé dans la vallée du Lötschen, L'eau de ce bassin est acheminée vers le lac de Ferden, lac artificiel sur la rivière Lonza créé par le barrage de Ferden à 1311m d'altitude. Ce bassin versant à régime glaciaire a presque 20% de sa surface recouverte par un glacier, avec des débits moyens de presque 7 m³/s.

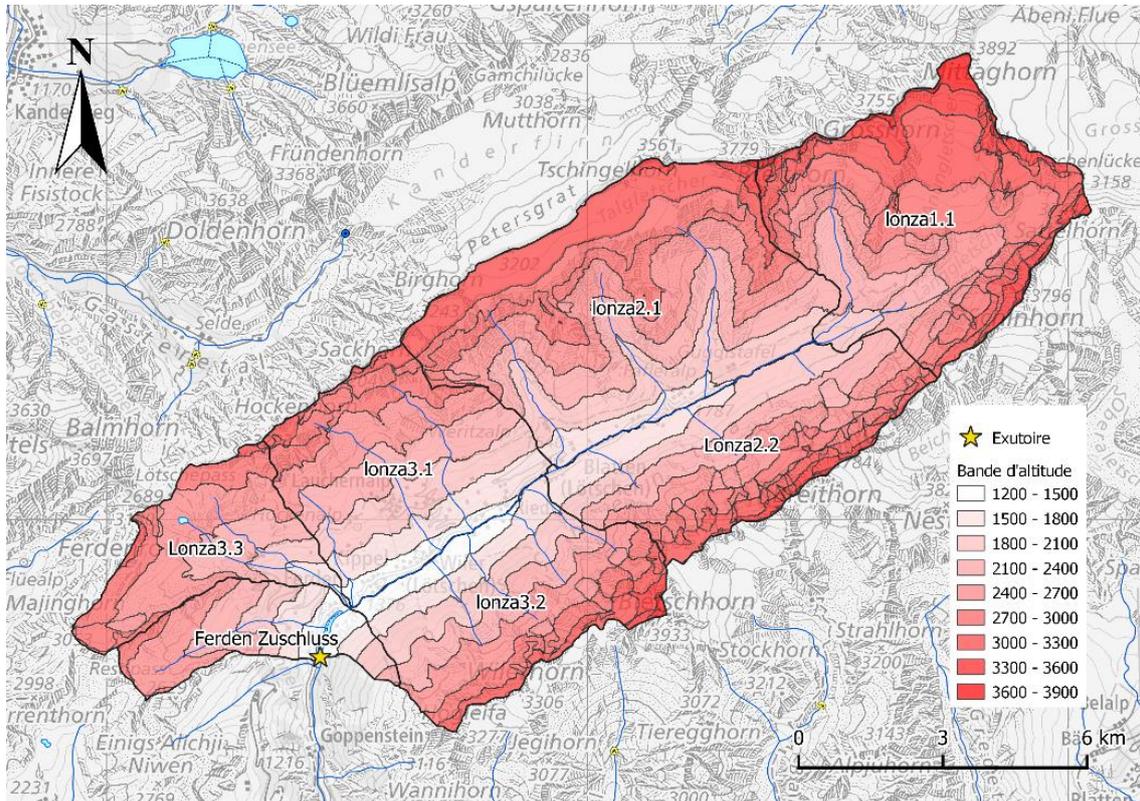


Figure 16 : Bassin versant de Ferden

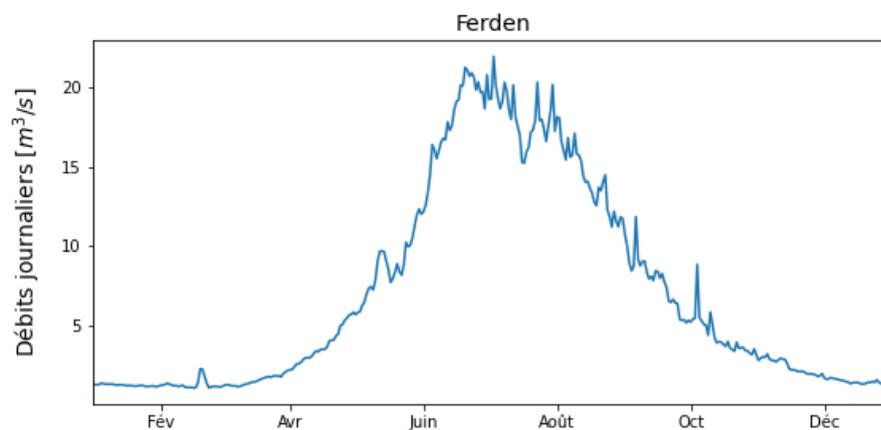


Figure 17 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Ferden

Gletsch

Le bassin versant de Gletsch est situé à la source du Rhône à la frontière des cantons du Valais, Berne et d'Uri. Ce bassin versant de régime glaciaire a presque la moitié de ses 40 km² de surface recouverte de glacier (glacier du Rhône), le régime est donc glaciaire avec un débit moyen de 3 m³/s.

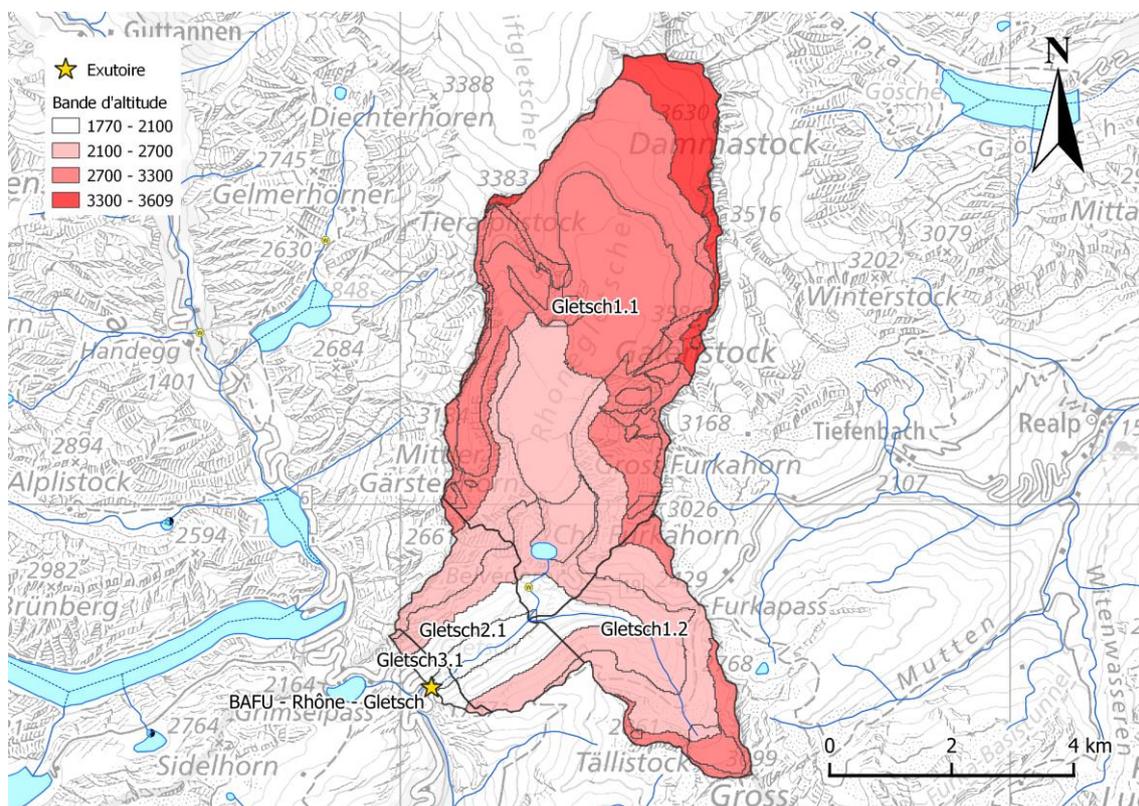


Figure 18 : Bassin versant de Gletsch

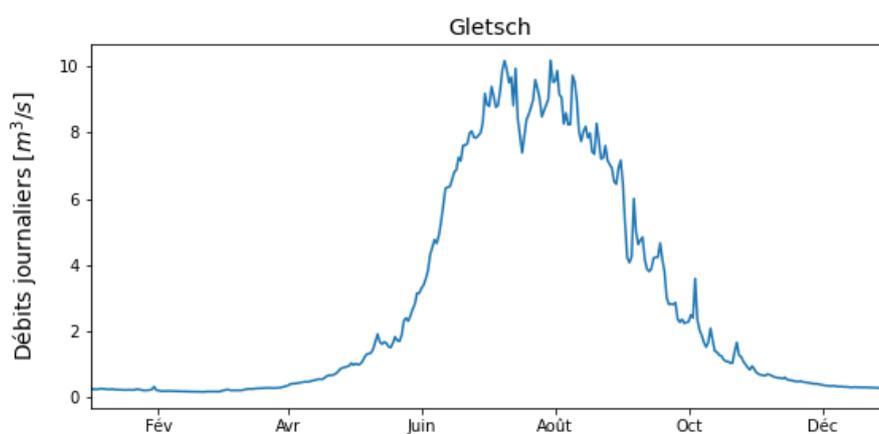


Figure 19 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Gletsch

Godet

Les eaux du bassin versant de Godet se déversent dans un réservoir au barrage de Godey (1540m) sur la rivière Lizerne, à l'Est de Derborence et au Sud-Est des Diablerets. Ce bassin versant de 14km² a un débit moyen relativement faible pour sa surface, soit de 0.75 m³/s. L'altitude varie de 1500 à 2500m

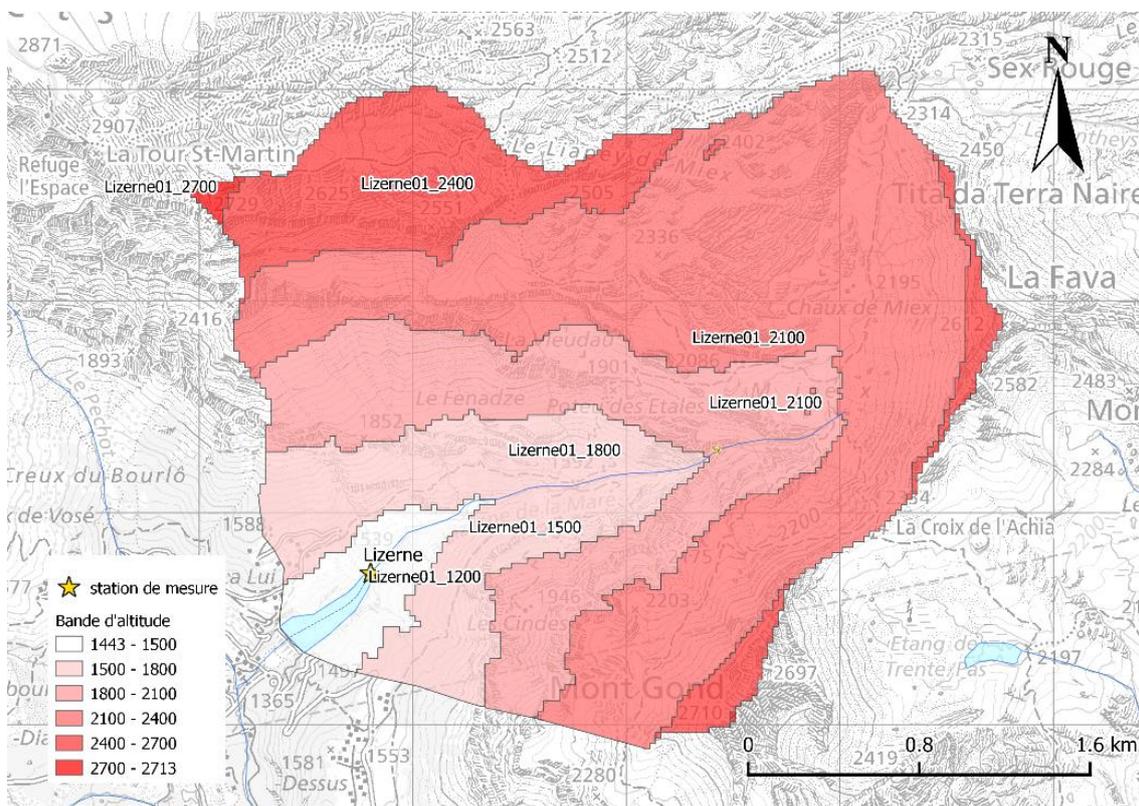


Figure 20 : Bassin versant de Godet

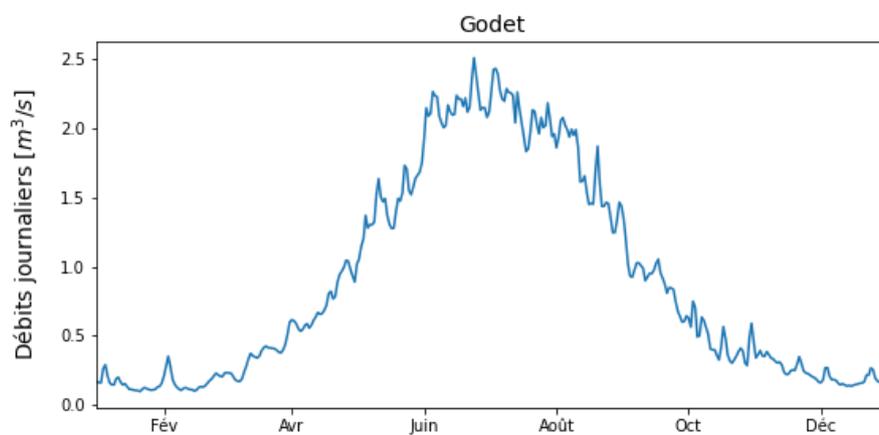


Figure 21 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Godet

Hongrin

Le lac de l'Hongrin, à proximité du col des Mosses dans les Préalpes Vaudoises, est un lac artificiel formé par la construction du barrage de l'Hongrin en 1969 à 1255m d'altitude. Le lac est relié par une galerie et une conduite forcée à deux centrales de pompage-turbinage au bord du Lac Léman. La capacité est de 52 millions de m³, avec un débit maximal de turbinage de 56 m³/s.

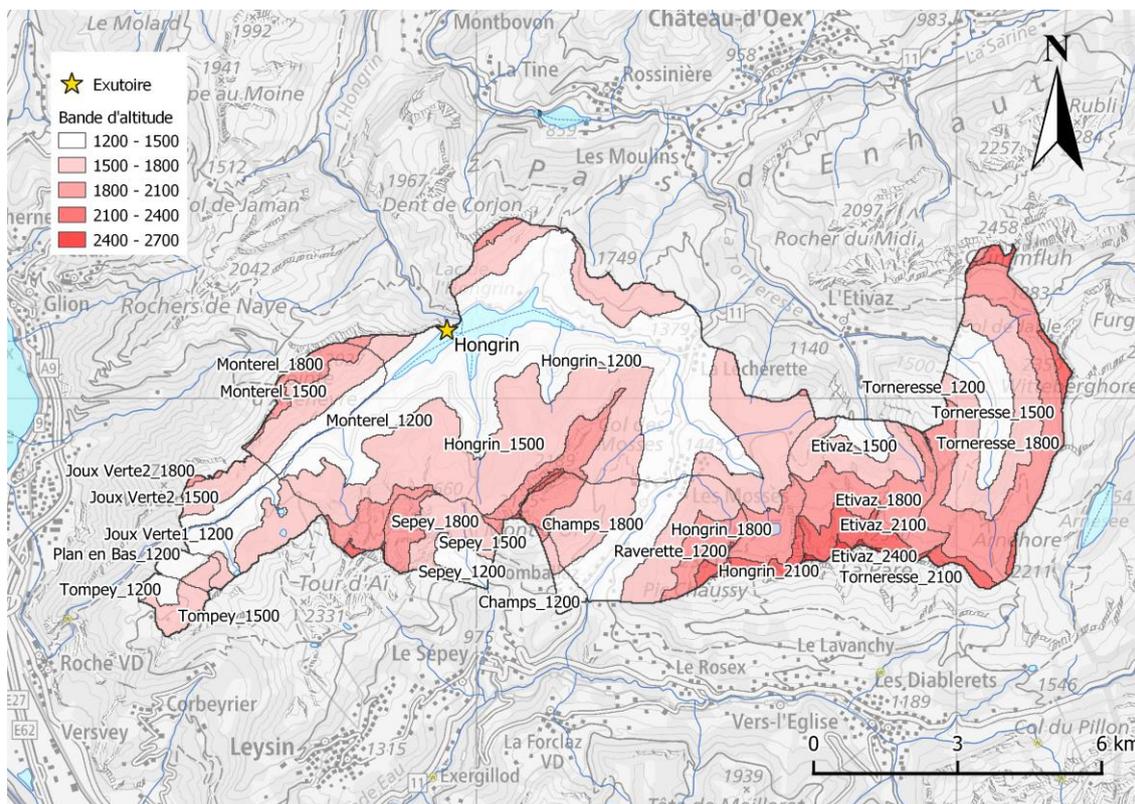


Figure 22 : Bassin versant de l'Hongrin

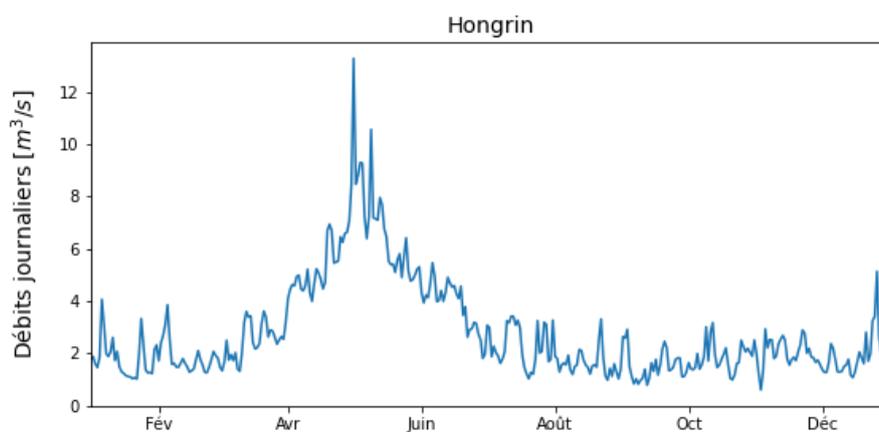


Figure 23 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Hongrin

Kummenbord

Le bassin versant de Kummenbord, au nord-est du tunnel du Simplon, est un regroupement de plusieurs sous-bassins versants : Saflich, Mätital, Chummibord, Chriegalp, Wannibach et Flesch, dont les eaux sont acheminées dans un réservoir nommé Kummenbord. La surface est de 22km² avec un débit moyen de 1.26m³/s.

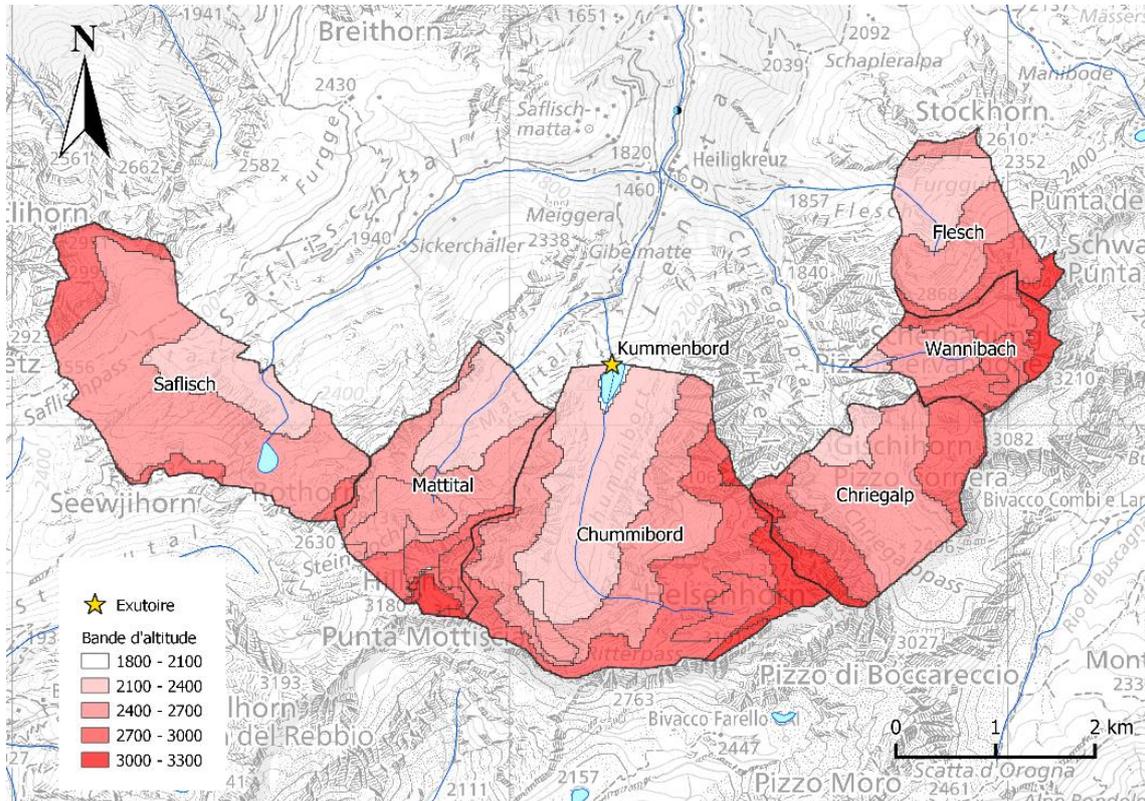


Figure 24 : Bandes de neiges pour le bassin versant de Kummenbord

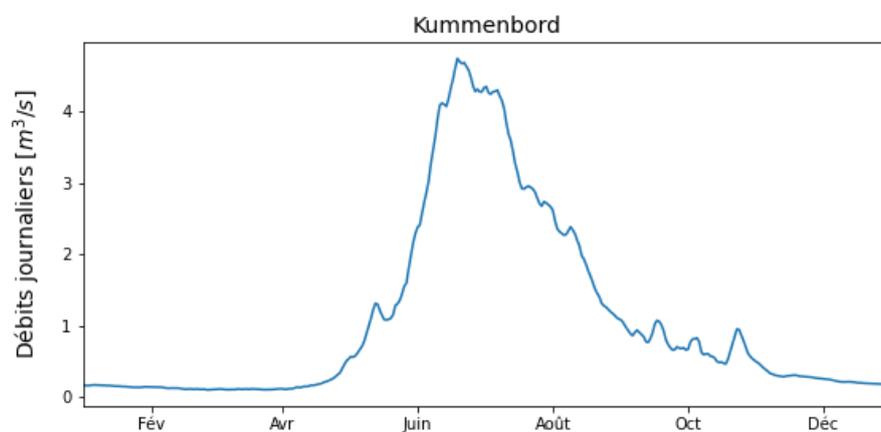


Figure 25 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Kummenbord

Lac de Joux

Le lac Joux, dans le Jura suisse, est un bassin versant avec des caractéristiques karstiques, c'est-à-dire que l'eau s'infiltré par le sol. Ce bassin versant est traversé par l'Orbe, rivière prenant sa source au pied du Noirmont dans le massif du Jura, au lac des Rousses. La mesure du débit se fait à la station « Orbe-Le Chenit-Frontière », avec un débit moyen de 4 m³/s.

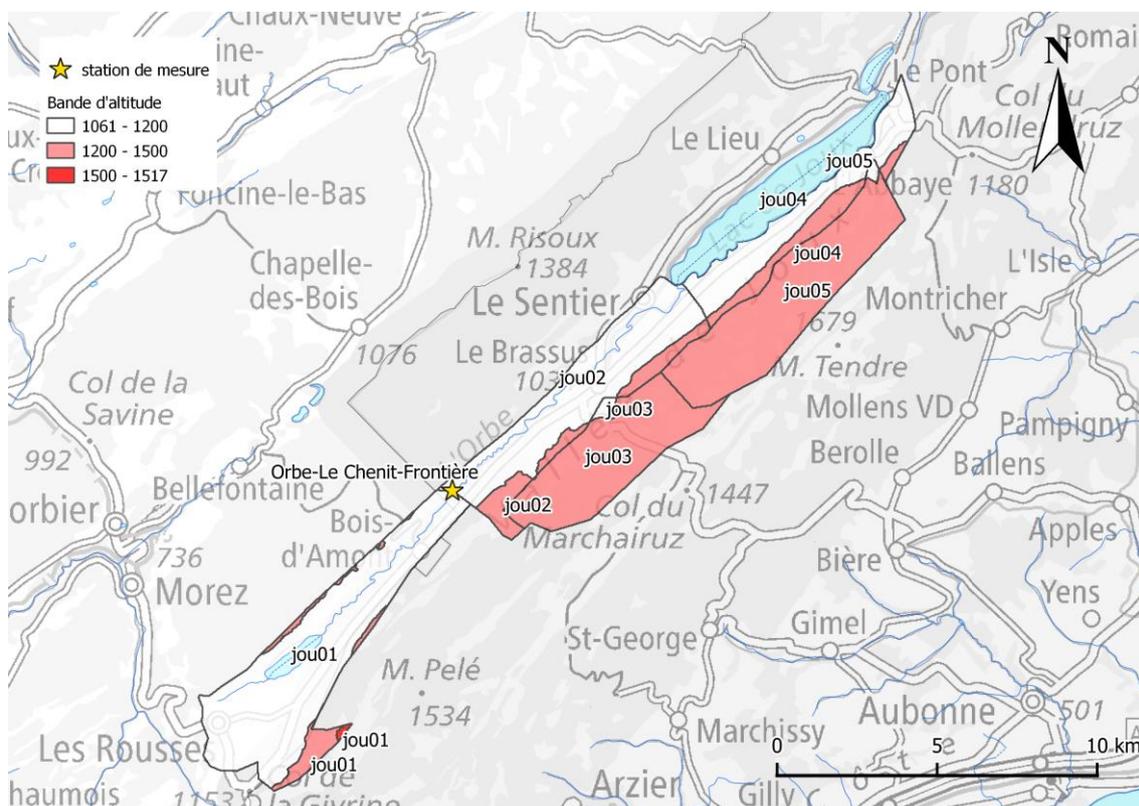


Figure 26 : Bassin versant du Lac de Joux

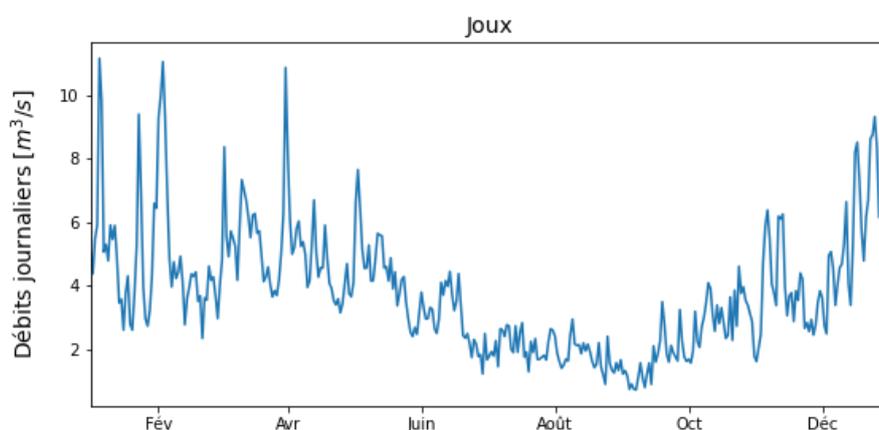


Figure 27 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour le Lac de Joux

Lac de la Gruyère

Le lac de la Gruyère est le deuxième bassin versant en termes de surface, avec presque 1000 km². L'eau de ce bassin arrive dans le lac de la Gruyère, lac artificiel formé par le barrage de Rossens sur la Sarine. Il s'étend dans les Préalpes Fribourgeoises et Vaudoises. Il englobe la Sarine, sur lequel il y a le barrage de Lessoc et Rossinière ; de l'eau provient aussi du lac de l'Hongrin qui se déverse dans la Sarine. Le bassin versant a des apports du lac de Montsalvens, formé par le barrage de Montsalvens sur la Jogne.

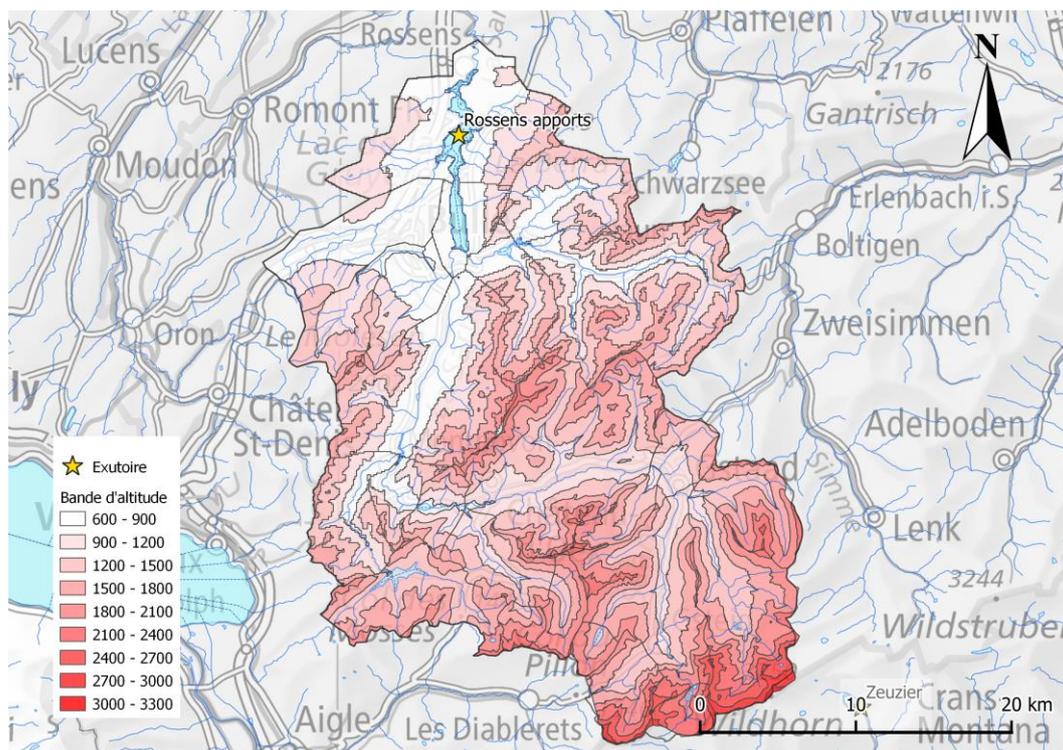


Figure 28 : Bassin versant du Lac de la Gruyère

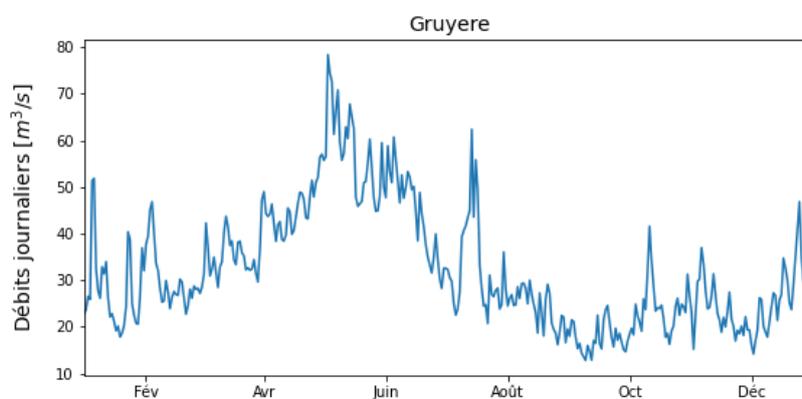


Figure 29 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour le Lac de la Gruyère

Zeuzier

Le lac de Zeuzier est un réservoir de 51 millions de m³ situé au Nord-Est d'Anzère dans le Valais, à 1777 m d'altitude. Il a été formé par les barrages de Zeuzier (156 m) et de Proz-Riond (20 m) construits en 1957. Son bassin versant fait approximativement 17 km² et le débit moyen des apports dans le lac est de 2.51 m³/s.

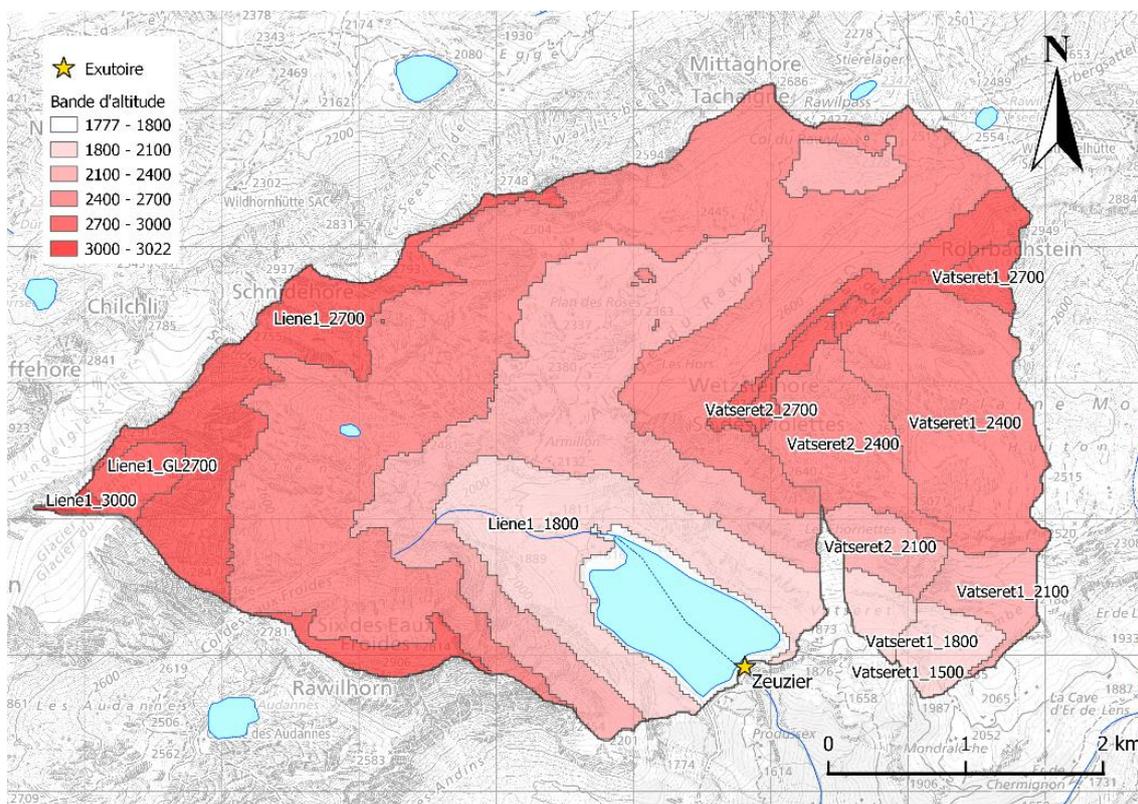


Figure 30 : Bassin versant de Zeuzier

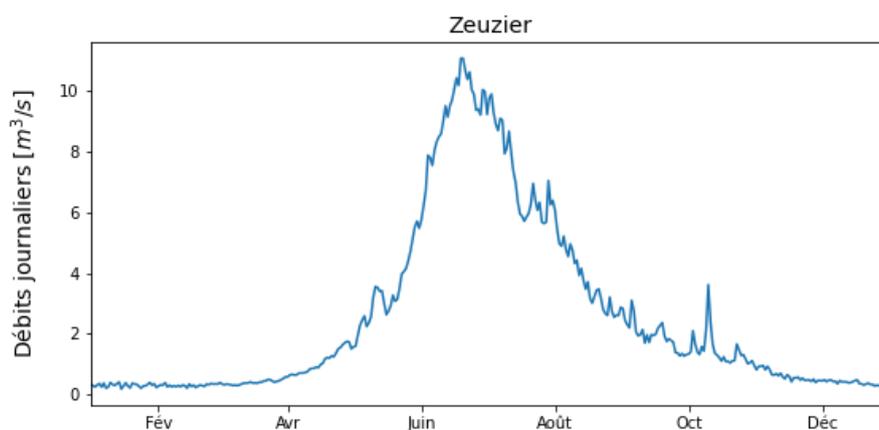


Figure 31 : Débit journalier moyen sur la période 2011-2021 pour Zeuzier

3.2. Données

3.2.1. Mesures des exploitations hydro-électriques

Des mesures de débits, de niveau des lacs et de puissance sont fournies par les exploitations hydroélectriques (voir Tableau 2). Ces mesures servent à estimer le débit dans les exploitations par recalcul.

Variable	Unité	Résolution
Débit	m ³ /s	1h ou 24h
Niveau	m	1h ou 24h
Puissance	Wh	1h ou 24h

Tableau 2 : Description des données de mesures utilisées dans les simulations RS.

3.2.2. Mesures météorologiques

Des mesures de précipitation, température et rayonnement issues de MétéoSuisse sont utilisées dans les simulations de Routing System et en entrée de certains modèles ML. Les informations relatives aux mesures sont résumées dans le Tableau 3.

Variable	Unité	Résolution
Précipitation	mm/h	1h
Température	°C	1h
Rayonnement	Wh/m ²	1h

Tableau 3 : Description des données météorologiques utilisées dans les simulations RS.

3.2.3. Prévisions météorologiques

Pour les prévisions à court-terme, de nombreux modèles météorologiques prévisionnels sont utilisés en opérationnel. Dans cette étude, les modèles utilisés sont Cosmo1E et Cosmo2E, produits par MétéoSuisse, ainsi que IFS, produit par ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts), résumés dans le tableau Tableau 4.

	Cosmo1E50	Cosmo2E	IFS
Résolution spatiale	1.1 km	2.2 km	9 km
Résolution temporelle	3h (8x par jour)	6h (4x par jour)	12h (2x par jour)
Horizon de prévision	33h	96h	10 jours

Tableau 4 : Description des modèles météorologique utilisés dans les modèles de prévisions hydrologiques opérationnels (Documentation interne Hydrique Ingénieurs, 2021).

3.2.4. Mesures satellite de SWE (Wegaw)

Les données de neige issues de mesures satellite sont fournies par Wegaw. Le Snow Water Equivalent ainsi que le Melting Snow Cover (MSC) sont fournis. Ces données et leur méthode d'acquisition sont décrites en détail dans le chapitre 4.1. Le Tableau 5 récapitule les caractéristiques principales des données de SWE.

Mesure	SWE [m]
Format	Grille de point
Résolution spatiale	100 m
Résolution temporelle	1 jour
période	01.01.2017 - 01.01.2021

Tableau 5 : récapitulatif des données satellite de SWE.

Le Melting Snow Coverage est une variable qui donne une information sur la part de neige mouillée dans un pixel.

4. Méthodologie

Cette partie décrit les méthodes utilisées dans ce projet de master. Premièrement, la méthode d'acquisition et de post-traitement des données satellite de neige est réalisée. Ensuite, la méthodologie de prévision à court terme sur Routing System est détaillée, ainsi que l'intégration des données satellite dans ce modèle. L'algorithme de Machine Learning pour les prévisions à court terme et saisonnières est décrit, ainsi que la méthode de régression linéaire pour les prévisions saisonnières. Finalement, les différents modèles sont testés pour évaluer la valeur ajoutée des mesures satellite sont établis.

4.1. Mesures par satellite de SWE

Wegaw est une entreprise spécialisée dans le domaine de la télédétection et du Machine Learning qui produit des données de couverture de neige, de hauteur de neige, et est en train d'explorer la mesure de Snow Water Equivalent (SWE). Ce chapitre décrit la méthodologie utilisée par Wegaw pour transformer des mesures de satellite en mesures de couverture, profondeur et contenu en eau (SWE) de neige. Les étapes de la méthodologie du chapitre 4.1.1 sont issues de documentation interne de Wegaw et ne contiennent ainsi pas de contribution de la part de l'étudiant. La Figure 32 permet de visualiser le SWE de Wegaw pour un jour donné à Ferden.

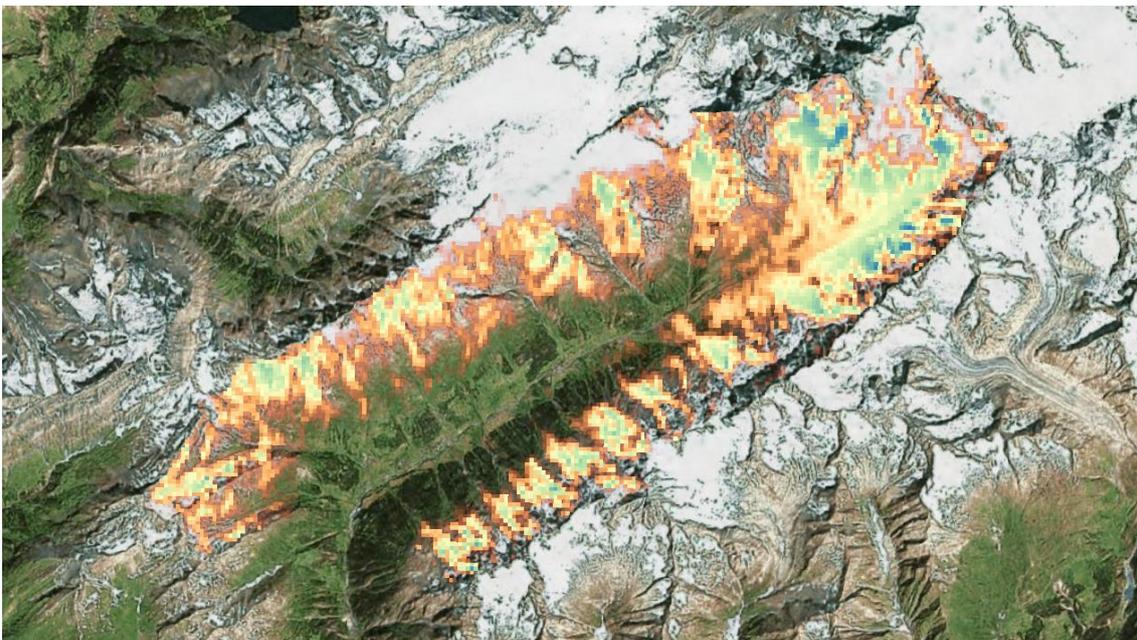


Figure 32 : Mesures de SWE pour le bassin versant de Ferden pour un jour donné. Chaque pixel représente une surface de 100m par 100m.

4.1.1. Méthodologie Wegaw pour mesurer le SWE

Couverture de neige

La première étape est l'estimation de la couverture de neige. Celle-ci sert à déterminer dans quelle zone les algorithmes de conversion de la profondeur de neige vers le SWE vont être appliqués. Les données de Sentinel-2 sont d'abord nettoyées par l'algorithme FMASK (Qiu et al., 2019) pour repérer les nuages et Sen2COR (Main-Knorn et al., 2017) pour la correction atmosphérique.

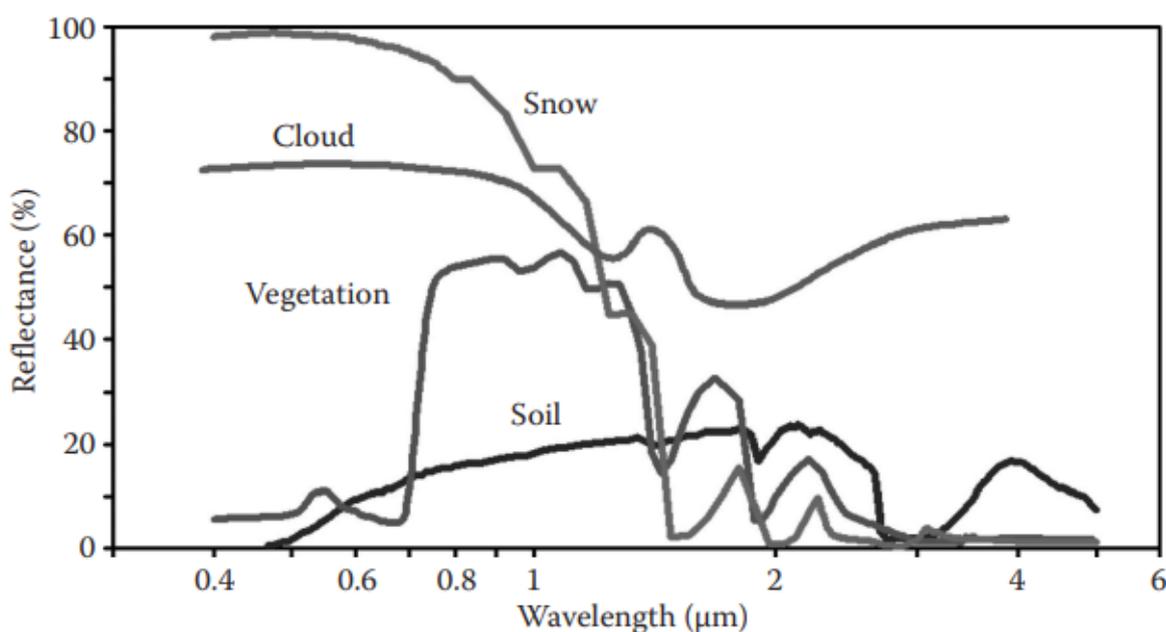


Figure 33 : Réflectance spectrale pour différents type de couverture de sol. Source : (Wardlow et al., 2012). La distinction entre neige et nuage est faite grâce à leurs différentes signatures spectrales dans l'infrarouge et le visible.

Puis, l'algorithme rLIS (Richiardi et al., 2021), utilise le Normalized Difference Snow Index ou NDSI (Salomonson and Appel, 2004), pour distinguer la neige des nuages. Ce dernier utilise la différence de réflectance dans le proche infra-rouge (un SWIR élevé pour les nuages) et dans le visible (forte réflectance pour la neige). La Figure 33 détaille la signature spectrale de la neige et des nuages. Par ailleurs, une altitude limite est déterminée, en dessous laquelle la probabilité d'avoir de la neige est nulle.

Profondeur de neige

Dans un second temps, la profondeur de neige peut-être déterminée grâce à un algorithme (James, 2022) qui utilise des mesures satellite de profondeur de neige de Sentinel-1 (Lievens et al., 2019), de stations météorologiques et la couverture de neige obtenue précédemment ainsi qu'un

modèle numérique d'élévation. Les mesures satellite subissent une correction pour bruit thermique, une calibration radiométrique et une calibration range-Doppler. La hauteur de neige est déterminée par une méthode de détection de changements.

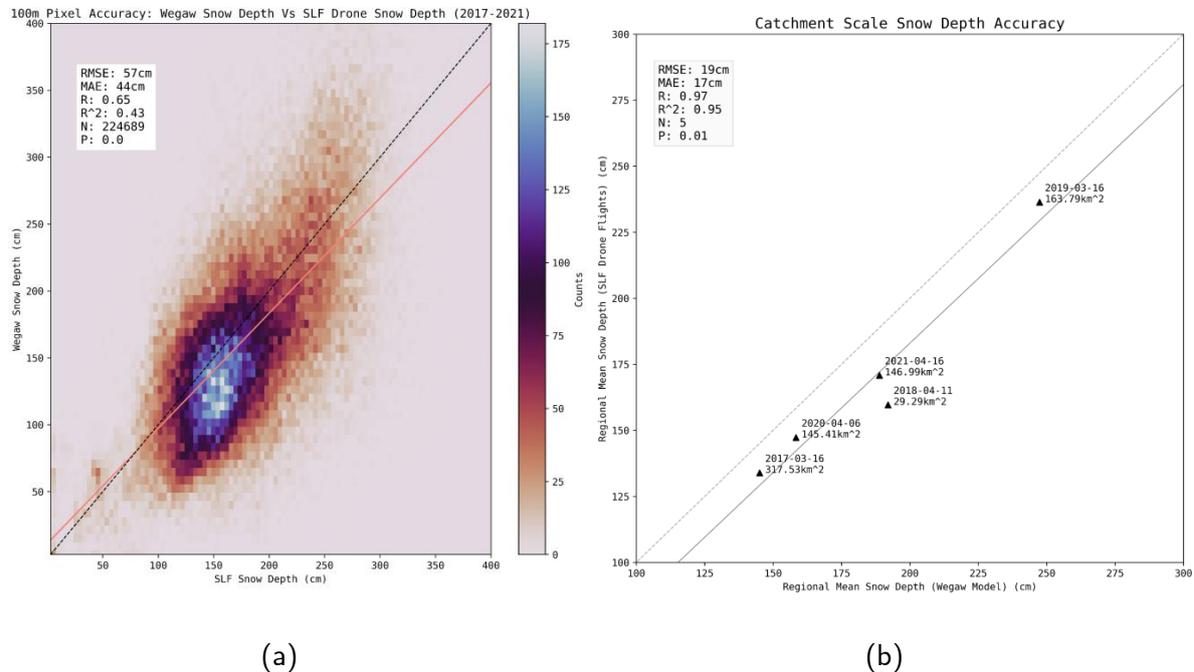


Figure 34 : Validation pour la hauteur de neige mesurée par satellite à l'échelle du pixel (a) et du bassin versant (b). L'erreur est réduite à plus grande échelle.

La validation dans la Figure 34 montre que l'algorithme performe relativement bien au niveau du bassin versant, avec un RMSE de 57cm et de 19cm à l'échelle du pixel (100m) et du bassin versant respectivement. Les erreurs proviendraient de la redistribution de la neige par le vent ainsi que des caractéristiques de terrain complexes (James, 2022).

Snow Water Equivalent

Une fois la profondeur de neige obtenue, il s'agit de déterminer la densité de la neige, afin de pouvoir obtenir le SWE. Le Snow Water Equivalent est défini comme l'eau contenue dans la neige et peut être exprimée en mm (Brodzik, 2004) selon la formule suivante :

$$SWE (mm) = Z(mm) * \frac{\sigma_{neige}}{1000 (kg/m^3)}$$

Avec σ_{neige} la densité de neige et Z la hauteur de neige.

Wegaw se base sur un algorithme similaire à (Sturm et al., 2010b). Cet algorithme utilise des données de profondeur de neige, le jour de l'année, la localisation de la station de mesure pour estimer la densité de neige, en entraînant leur modèle sur des données historiques de SWE et de profondeur de neige. Cette méthode fonctionne relativement bien car il y existe une relation

statistique entre la densité et profondeur de neige, le jour de l'année, le climat et le type de neige. Par ailleurs, le fait que l'étendue des valeurs de densité de neige soit beaucoup plus petite que celle de profondeur de neige réduit les erreurs d'estimations (Sturm et al., 2010b).

4.1.2. Analyse des données Satellite de SWE

Comparaison au SWE modélisé par RS

Premièrement, une comparaison des mesures de SWE satellite de Wegaw et de SWE modélisée par Hydrique Ingénieur est réalisée. La Comparaison du SWE est faite au niveau du bassin versant. De plus, une analyse bande par bande est réalisée pour le bassin de Kummenbord.

Comparaison au SWE modélisé par Hydromaps

Finalement, une comparaison du SWE Wegaw et du SWE de RS aux cartes et données du SLF, trouvées sur hydromaps.ch est réalisée. Le catalogue hydrologique (hydromaps.ch) se base sur les mesures des stations du SLF et de MétéoSuisse ainsi qu'un modèle hydrologique pour réaliser des cartes d'estimations de SWE (Jörg-Hess et al., 2014). Les données en libre accès sont limitées à une valeur médiane de SWE pour le 1^{er} jour des mois de Février, Mars, Avril et de Juin entre 1980 et 2010. La comparaison des valeurs du SWE de Wegaw et du SWE de RS avec une tierce source de données d'un institut de renommée, donne une idée de la véracité des données utilisées dans ce projet.

4.1.3. Post-traitement des données

Dans un premier temps, il s'agit de convertir les données dans leur format de grille, au format utilisable dans RS ou dans le ML. Puis, une étape de post-traitement des données est réalisée afin de corriger des valeurs erronées.

Agrégation au niveau des bandes de neiges

Les données au format de point sont moyennées à l'échelle des bandes d'altitude des bassins versants à l'aide de QGIS. En effet, les données satellite sont sous forme d'une grille de points espacé de 100m, tandis que la modélisation semi-distribuée des bassins versants découpe ce dernier en bande d'altitude de plusieurs km².



Figure 36 : Exemple de correction de pics en fin de saison pour le SWE mesuré à Kummenbord pour l'année 2017-2018.

Pour corriger ces pics, il s'agit dans un premier temps de les détecter : une augmentation de SWE trop élevée en un jour et l'absence de précipitations en simultané est considéré comme une erreur. Une fois détectées, les erreurs sont lissées en les remplaçant par la moyenne des jours précédents. L'algorithme de détection et correction est mise en place tel que décrit dans la Figure 37.

```
PastAvgSWE = mean(SWE(i:i-4)) #moyenne des jours précédents
if (SWE(i) - PastAvgSWE > 0.05) And (p < 0.1) #detection des pics
    SWE(i) = PastAvgSWE #remplacer les erreurs par la moyenne
```

Figure 37 : Code de correction des pics en fin de saison du SWE Wegaw

Les seuils sont déterminés dans un processus essai-erreur. Ainsi, une erreur est définie par augmentation de SWE de 50mm en un jour alors que la précipitation est inférieure à 0.1mm/h (2.4mm pour 24h).

Correction des « sudden drops »

Par moments, les valeurs de SWE descendent à zéro soudainement, pour aucune raison justifiée, comme observé Figure 38.

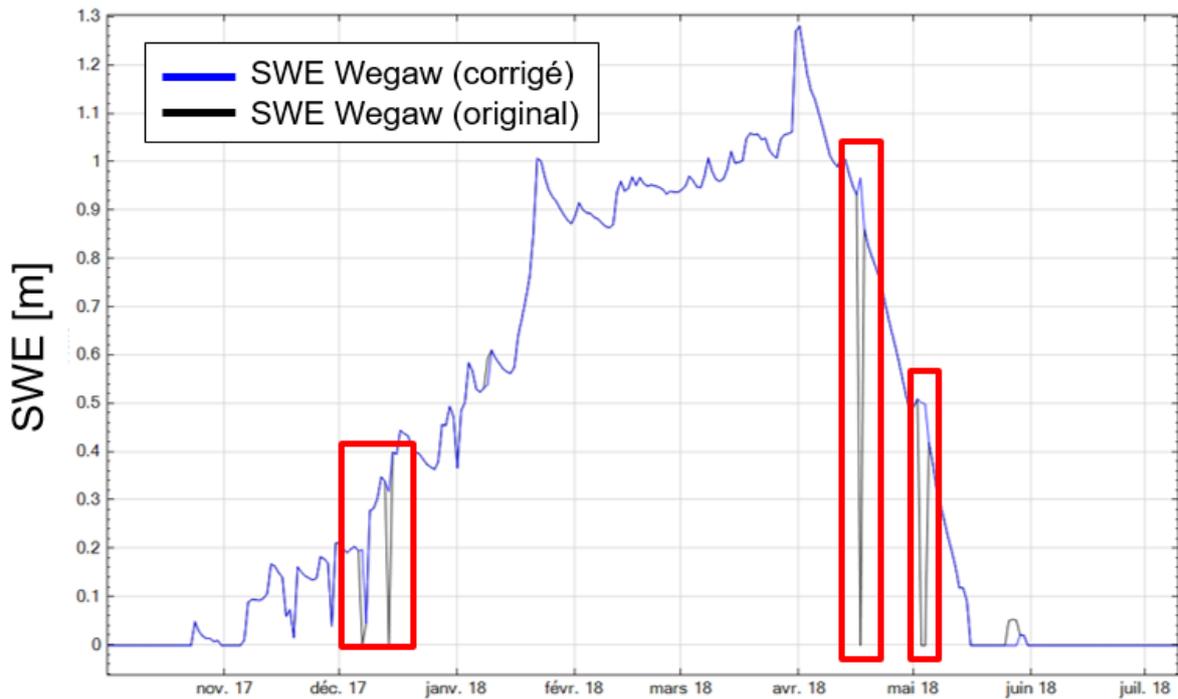


Figure 38 : Exemple de correction de « sudden drops » pour le SWE mesuré à Gletsch pour l'année 2017-2018.

Ces valeurs sont naturellement dues à des erreurs de traitement ou des mesures originales de Wegaw. La détection de ces valeurs se fait en considérant les valeurs plus petites que le seuil de 1cm de neige, et qui ont des valeurs voisines plus grandes que 10 cm, tel que codé dans la Figure 39. Ces seuils ont été déterminés par un processus d'essais-erreurs.

```
PastAvgSWE = mean(SWE(i:i-4)) #moyenne des jours précédents
if (SWE(i)<0.01) and (SWE(i-1)>0.1) #detection des "sudden drops"
    SWE(i) = PastAvgSWE #remplacer les erreurs par la moyenne
```

Figure 39 : Code de correction des « sudden drops » en fin de saison du SWE Wegaw

Mise des valeurs du SWE à l'entre saison à zéro pour RS

A la fin de la fonte des neiges et avant la période d'accumulation des neiges (typiquement juillet-octobre), le SWE mesuré est très faible, mais jamais à nulle. Ceci est problématique pour RS, notamment pour les bandes glaciaires dont le modèle veut que la fonte du glacier s'active uniquement lorsque la neige est totalement fondue. Pour corriger ceci, les valeurs de SWE qui se situent sous un seuil (dépendant du bassin versant) sont remplacées par 0.

Bassin versant	Seuil [m]
Arve	0.1
Lac de Gruyère	0.02
Ferden	0.05
Lac de Joux	0.02
Hongrin	0
Gletsch	0.04
Kummenbord	0.1
Zeuzier	0.05
Godet	0.05
Bortelsee	0.05

Tableau 6 : Seuils utilisés pour nettoyer les données de SWE de Wegaw durant l'entre saison.

Les seuils sont déterminés pour chaque bassin versant par un processus d'essais-erreurs tel que décrit dans le Tableau 6. En effet, certains bassins versants ont des valeurs de SWE plus élevées que d'autres durant l'entre-saison. Par ailleurs, certains bassins versants comme Hongrin qui n'ont pas de glacier ne nécessitent pas cette correction.

Création d'une série temporelle étendue de SWE Wegaw

La prévision saisonnière se base sur des méthodes statistiques qui nécessitent une durée de données longues afin d'avoir des prévisions performantes. Cependant, les mesures satellite sont disponible uniquement sur 4 ans (Oct. 2017 - Oct. 2021). Une série hybride de 8ans est créé en regroupant le SWE de RS pour la période Oct 2012 à Oct 2017 avec le SWE de Wegaw.

Comme observé dans le chapitre 5.1, le SWE de Wegaw et de RS n'ont pas les mêmes amplitudes de SWE. Un facteur de mise à l'échelle est appliqué à la série temporelle du SWE de Wegaw. La mise à l'échelle est décrite par le code de la Figure 40.

```
Factor = max(SWE_RS) / max(SWE_W) #calcul du facteur
Factorized_SWE_W = SWE_W * Factor #application du facteur au SWE de
Wegaw
```

Figure 40 : Code pour réaliser la mise à l'échelle des données de SWE de Wegaw

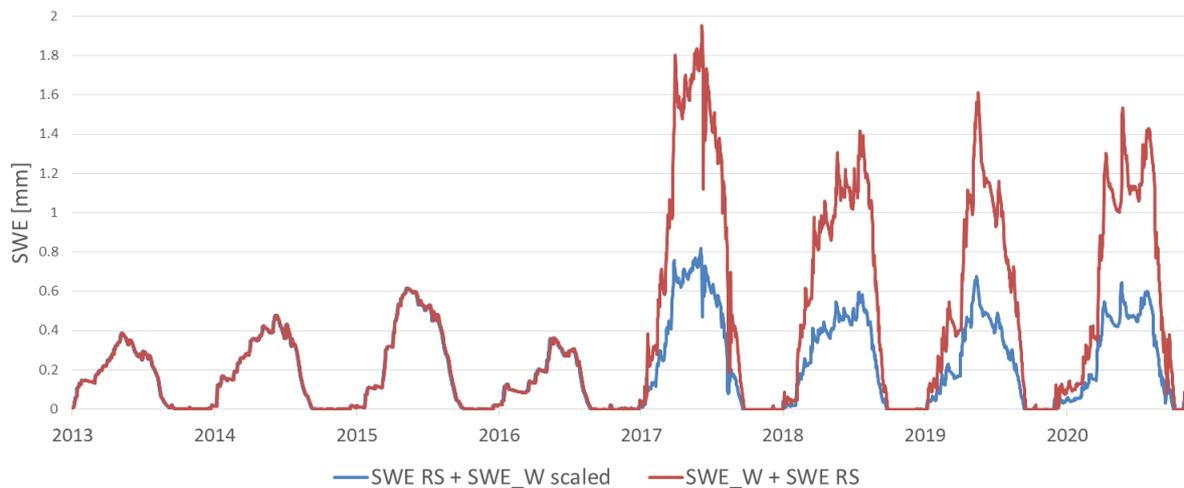


Figure 41 : Série temporelle de SWE pour la période 2013-2021. Résultat d'une mise à l'échelle pour le bassin versant de Ferden, la courbe rouge représentant la série originale, et la courbe bleue la série mise à l'échelle de SWE

La Figure 41 montre le résultat d'une mise à l'échelle des données de SWE de Wegaw dans le but d'obtenir une série temporelle plus longue et uniforme. L'exemple de Ferden est utilisé car il présente des valeurs de SWE Wegaw beaucoup plus élevées que celles de RS. A noter que cela rend l'interprétation des résultats moins évidente car les incertitudes sur les résultats peuvent être dues aux données de SWE RS ou de SWE Wegaw.

4.2. Prévisions à court terme : Simulation pluie-débit dans RS

Ce chapitre donne un contexte au lecteur par rapport aux méthodes utilisées par *Hydrique Ingénieurs* pour fournir des prévisions à leurs clients. Certaines parties de ce chapitre sont tirées de documentations internes et ne contiennent ainsi pas de contribution de la part de l'étudiant.

La modélisation s'effectue dans Routing-System (RS), suite de logiciels créés par le *Laboratoire de Constructions Hydrauliques* (LCH) de l'EPFL puis développée par *Hydrique Ingénieurs* (Documentation interne Hydrique Ingénieurs, 2012; Jordan, 2007).

Les bassins versants sont modélisés selon le concept semi-distribué, qui représente un bassin versant comme un ensemble d'entités hydrologiques homogènes. Le modèle semi-distribué se situe entre un modèle global, qui considère l'ensemble du bassin versant comme une entité, et un modèle distribué, qui discrétise le bassin versant en une grille régulière. Le principe général de modélisation des écoulements utilisé est la simulation pluie-débit, qui permet de transformer des séries de variables météorologiques (précipitation, température, rayonnement) en une série de débit. Le modèle est calé, sur la base de mesures de débits passées et par ajustement d'une série de constantes physiques.

4.2.1. Modélisation des bassins versants

Les limites des bassins versants sont déterminées en fonction de la topographie et d'autres indications (géologie, ouvrages, exutoires, jonctions). Puis, les bassins versants sont découpés selon le concept GSM-SOCONT, acronyme signifiant « Glacier-Snow Melt SOil CONTRibution model » (Schaepli et al., 2005). Ce concept discrétise les bassins versants en deux niveaux :

- ➔ Le premier niveau correspond aux zones glaciaires et zones non-glaciaires.
- ➔ Le deuxième niveau consiste à diviser le bassin versant en bandes d'altitudes de 300m.

Ainsi, le bassin versant est discrétisé en bandes d'altitudes soit glaciaires, soit non-glaciaires. Les séries de temps de variables météorologiques et leur débit de ruissellement correspondants sont calculés séparément pour chaque bande. Le débit total à l'exutoire du bassin versant correspond donc à la somme des débits de chaque bande. Chaque bande pompcini est composée d'objets hydrologiques liés entre eux qui représentent les processus hydrologiques principaux. Ces modèles diffèrent entre les bandes glaciaires et non glaciaires, comme schématisé dans la Figure 42.

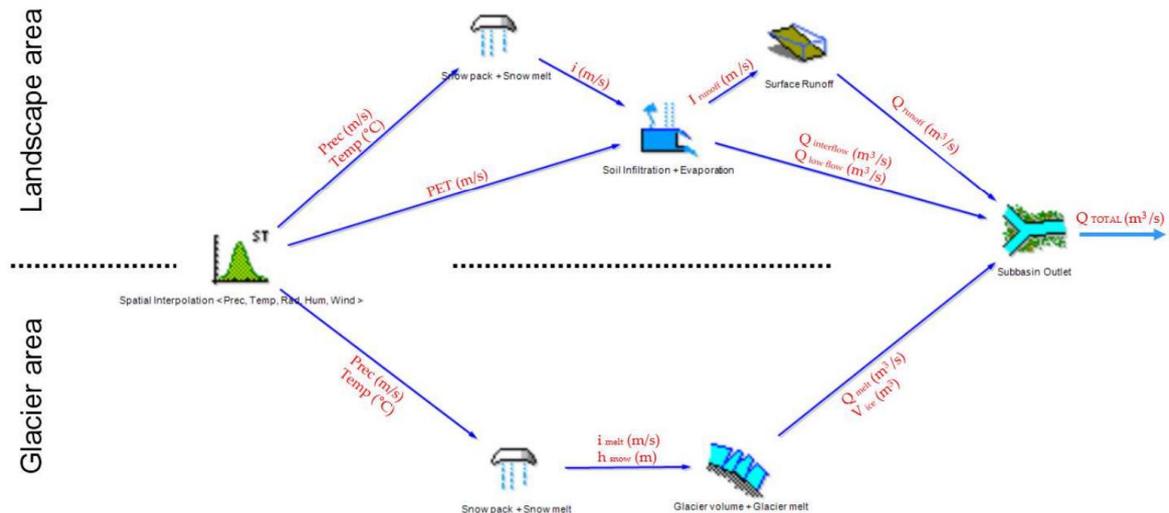


Figure 42 : concept de modélisation GSM-SOCONT. Le bassin versant est décomposé en bandes d'altitudes dont les processus hydrologiques diffèrent en fonction de si la bande est glaciaire ou non-glaciaire.

Bande d'altitude non-glaciaire

La bande d'altitude non-glaciaire est décrite par 3 processus hydrologiques : un modèle de neige, un modèle d'infiltration (GR3plus) et un modèle de ruissellement (SWMM). Avec les données de précipitation et de température, le modèle de neige produit une précipitation équivalente qui est transférée au modèle d'infiltration. Le modèle de neige produit transfère aussi l'évapotranspiration au modèle d'infiltration. A partir de ces informations, le modèle d'infiltration calcule le débit de base intermédiaire et l'intensité nette de ruissellement de surface. Finalement, le modèle SWMM calcule le ruissellement de surface par calcul d'onde cinématique simplifiée.

Bande d'altitude glaciaire

La bande d'altitude glaciaire est composée d'un modèle de glacier et d'un modèle de neige. L'intensité nette de fonte est calculée par le modèle de neige. Il fournit de plus la hauteur de neige, au modèle Glacier. Lorsque la hauteur de neige est nulle (toute la neige a fondue), le modèle glacier produit un débit de fonte glaciaire, qui est transféré à un réservoir linéaire.

Le schéma de la Figure 43 synthétise de manière détaillée le fonctionnement du modèle GSM-SOCONT. La partie de gauche correspond aux bandes non-glaciaires et la partie de droite correspond aux bandes glaciaires.

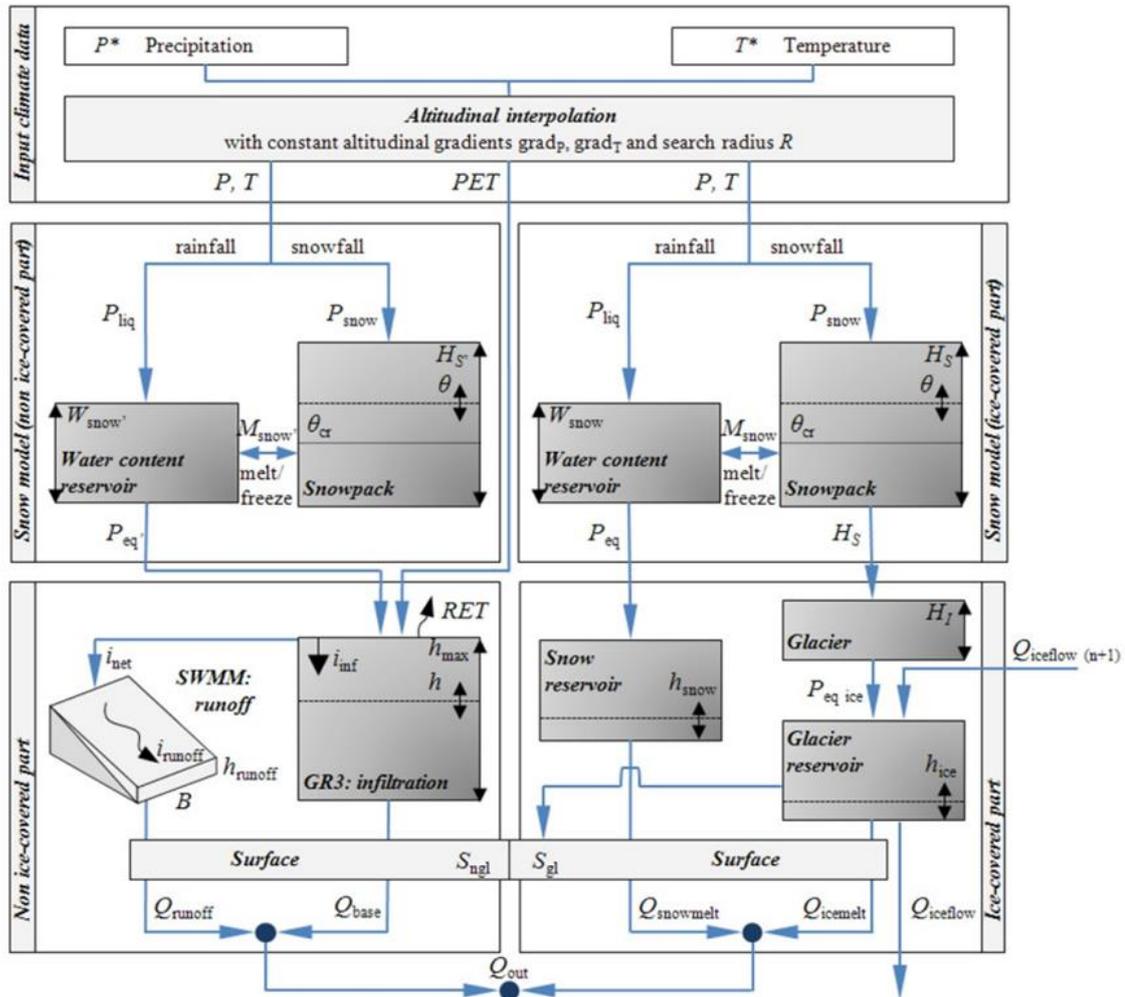


Figure 43 : concept de modélisation GSM-SOCONT.

Interpolation des variables météorologiques

Pour chaque bande d'altitude, les données météorologiques de température, précipitation, évapotranspiration et rayonnement solaire sont issues de l'interpolation (méthode inverse-carré-distance) des stations météorologiques situées dans un certain rayon de recherche en fonction de la localisation (centre de gravité) de la bande. Pour la température, deux gradients de température (sec ou humide) ainsi qu'un coefficient additif de correction sont considérés. Pour la précipitation, un gradient altimétrique de précipitation et un coefficient multiplicatif de correction sont employés. L'évapotranspiration est calculée au pas de temps horaire selon la méthode de Turc.

4.2.2. Modèles de simulation hydrologique

Cette partie détaille les objets hydrologiques qui sont présents dans les bandes d'altitude : le modèle de neige, de glacier, d'infiltration et de ruissellement.

Modèle de neige

Pour chaque bande, le modèle de neige simule l'évolution du Snow pack (accumulation et fonte) en fonction de la précipitation et de la température, produisant une précipitation équivalente, tel que schématisé dans Figure 44. L'influence du rayonnement peut être prise en compte si besoin. Le principe utilisé est celui du degré-jour, selon lequel pour chaque degré au-dessus de 0°C, une partie de la neige fond.

Premièrement, la précipitation est séparée dans un réservoir neige ou dans un réservoir eau selon un seuil de température. La séparation neige-pluie se fait de manière linéaire entre 0°C et 2°C. Ainsi, en dessous de 0°C, uniquement de la précipitation solide est produite, augmentant la hauteur du réservoir de neige ; au-dessus de 2°C, uniquement de la précipitation liquide est produite, augmentant la hauteur du réservoir d'eau. Finalement, entre 0°C et 2°C, une partie de précipitation est liquide, l'autre est solide.

Le transfert du réservoir de neige vers le réservoir d'eau (fonte) se fait en fonction de l'intensité de la fonte (degré-jour). L'intensité de fonte de neige est augmentée en fonction de l'intensité de précipitation liquide (phénomène de pluie sur neige). Le transfert dans le sens inverse (regel) se fait en fonction de l'intensité de regel.

Lorsque le réservoir d'eau dépasse un seuil critique, une précipitation équivalente est produite, qui dépend de la hauteur de neige et de la quantité de neige dans le Snow pack.

Finalement, la fonte de neige par chaleur du sol est également possible avec une intensité constante.

Paramètre	Description
T [°C]	Température
P [m/s]	Précipitation
α [-]	Facteur de séparation pluie-neige
T_{cp1} ; T_{cp2} [°C]	Températures seuils (inférieur et supérieur) séparation pluie-neige. $T_{cp1}=0$ °C et $T_{cp2}=2$ °C
T_{cr} [°C]	Température critique. $T_{cr}=0$ °C. Température en dessous de laquelle la neige fond, au-dessus de laquelle l'eau gèle.
H_N [m]	Hauteur de neige
θ [-]	Saturation en eau (W_N/H_N)
θ_{cr} [-]	Hauteur d'eau critique. Hauteur du réservoir d'eau à partir de laquelle une précipitation équivalente est produite. Typiquement $\theta_{cr}=0.1$
W_N [m]	Contenu en eau de la neige (correspond à la hauteur du réservoir d'eau)
M_N [m/s]	Facteur de fonte / regel
P_{eq} [m/s]	Précipitation équivalente

Tableau 7 : Description des paramètres du modèle de neige

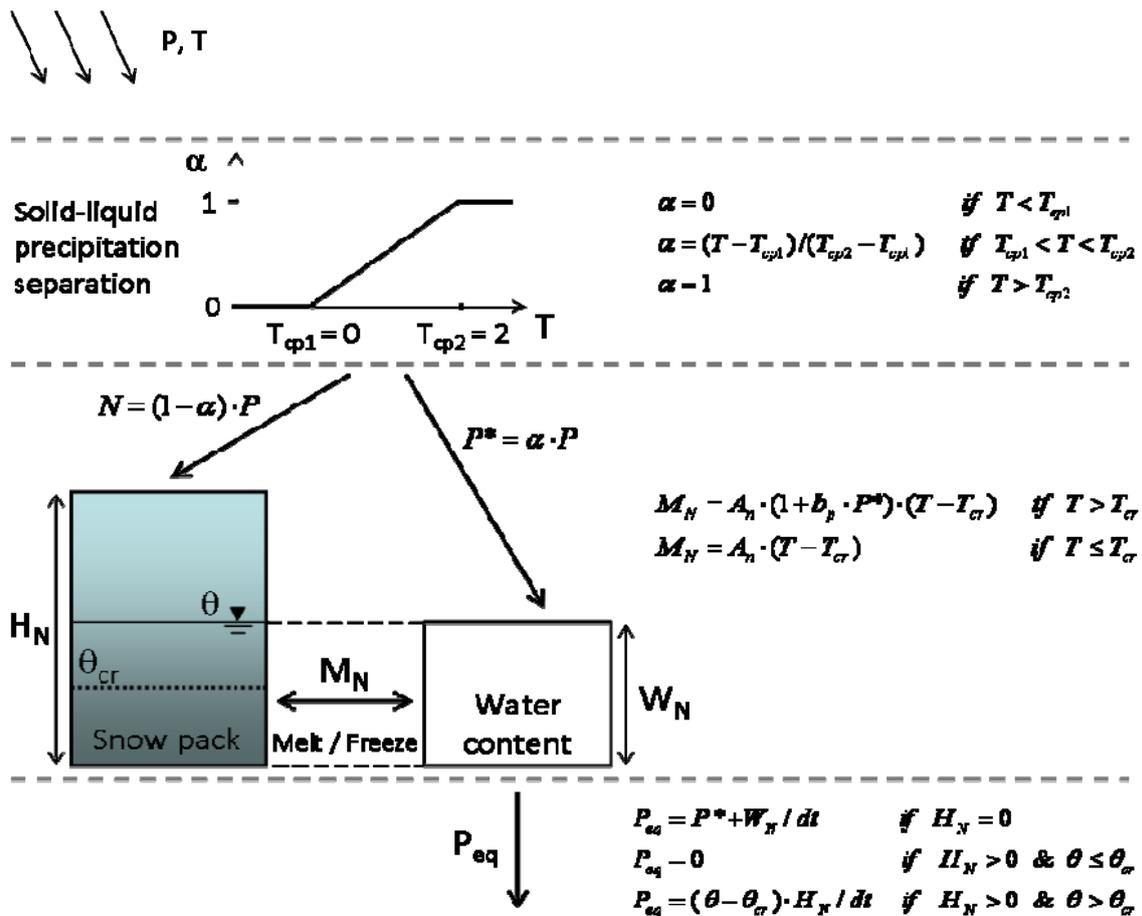


Figure 44 : Modèle de neige

Modèle de glacier

Le modèle de glacier produit un débit de glacier (voir

Figure 45). Le principe utilisé est celui de la méthode *température-indexe*. Il utilise la température, la précipitation et le rayonnement solaire si besoin. Le modèle de glacier est composé de deux parties distinctes :

- le Snow pack, géré par un modèle de neige décrit plus haut, qui produit une précipitation équivalente.
- Un volume de glace, qui fond uniquement lorsque la hauteur de neige est nulle. Le glacier fond soit selon un modèle température-indexe, soit par un modèle d'équilibre énergétique (si le rayonnement est fourni).

Les précipitations équivalentes provenant de la fonte de la glace et de la fonte de la neige sont transférées dans deux réservoirs linéaires séparés qui transfèrent une partie de l'eau à un dernier

réservoir (réservoir lent), ce afin de rendre la réponse hydrologique plus douce.

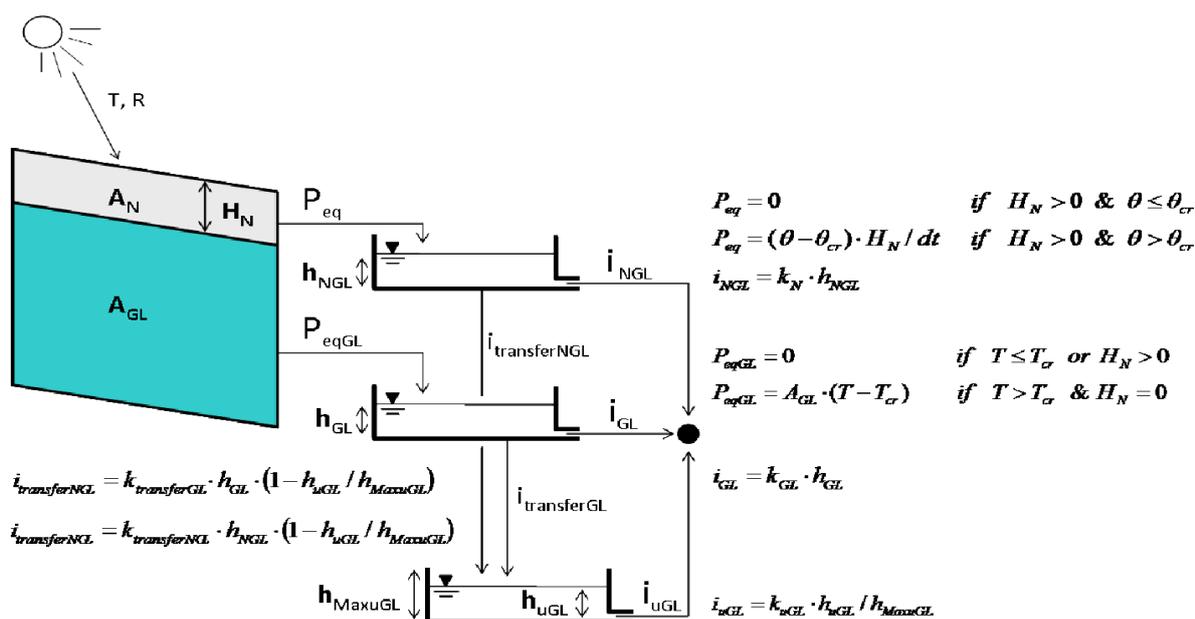


Figure 45 : Modèle de glacier

Paramètre	Description
T [°C]	Température
R [W]	Rayonnement solaire
A _N [mm/°/j]	Intensité de fonte de neige
A _{GL} [mm/°/j]	Intensité de fonte de glacier
P _{eq} [m/s]	Précipitation équivalente du Snow pack
P _{eqGL} [m/s]	Précipitation équivalente du Glacier
T _{cr} [°C]	Température critique. T _{cr} =0°C, à partir de laquelle le glacier fond (si il n'y a plus de neige)
H _N [m]	Hauteur de neige
H _{NGL} [m]	Hauteur du réservoir d'eau issue de la fonte de la neige
H _{GL} [m]	Hauteur du réservoir d'eau issue de la fonte du glacier
H _{MaxuGL} , H _{MaxuGL} [m]	Hauteur du réservoir lent, Hauteur maximum du réservoir lent.
θ [-]	Saturation en eau (W _N /H _N)
θ _{cr} [-]	Hauteur d'eau critique. Hauteur du réservoir d'eau à partir de laquelle une précipitation équivalente est produite. Typiquement θ _{cr} =0.1
i _{NGL} [m/s]	flux sortant du réservoir d'eau issue de la fonte de neige
i _{transferNGL} [m/s]	flux allant du réservoir d'eau issue de la fonte de neige vers le réservoir d'eau issue de la fonte de glace
i _{GL} [m/s]	flux sortant du réservoir d'eau issue de la fonte de glace
i _{transferGL} [m/s]	flux allant du réservoir d'eau issue de la fonte de glace vers le réservoir lent
i _{uGL} [m/s]	flux sortant du réservoir lent

Tableau 8 : Description des paramètres du modèle de glacier

Ainsi, le débit provenant du modèle de glacier est la somme du réservoir linéaire de neige, du réservoir linéaire de glace et du réservoir lent. Ces trois réservoirs peuvent être combinés de différentes manières en fonction des versions.

Afin de prendre en compte l'évolution de la masse du glacier avec le temps, notamment dû à la gravité, une partie de la masse des bandes glacier est transférée aux bandes d'altitudes inférieures.

Modèle d'infiltration (GR3)

Le modèle de sol ou d'infiltration est composé de deux réservoirs. Le premier réservoir, le réservoir rapide, sépare la précipitation en 4 parties :

- ➔ évapotranspiration réelle (ETR), eau perdue qui retourne vers l'atmosphère
- ➔ intensité nette de ruissellement, transférée au modèle SWMM
- ➔ Le débit de subsurface
- ➔ infiltration vers le réservoir lent

Le deuxième réservoir, le réservoir lent, reçoit l'infiltration issue du réservoir rapide et sort un débit souterrain.

Modèle de ruissellement (SWMM)

Le modèle de ruissellement est le modèle SWMM, qui est une onde cinématique sur le plan, modèle simplifié de propagation d'ondes de crue dans les systèmes hydrologiques. Ce modèle s'active lorsque le modèle d'infiltration est trop saturé. Il permet de transformer un signal très fort issu du modèle d'infiltration en une onde de crue typique.

4.2.3. Modèles de simulation hydraulique

Par ailleurs, les aménagements hydrauliques sont modélisés et combinés aux modèles hydrologiques précédemment décrits : Réservoir, turbine / pompe, dérivation, déversoir / vidange. Grâce aux combinaisons entre ces différents objets, la plupart des configurations naturelles ou artificielles peuvent être modélisées aisément.

4.2.4. Prévisions en opérationnel

En opérationnel, les prévisions d'une simulation doivent constamment être mises à jour avec les mesures les plus récentes. Premièrement, une simulation continue (courbe marron) est calculée en utilisant les données du passé (précipitation, température...) comme entrée du modèle préalablement calé. La simulation continue est utilisée pour déterminer les conditions initiales du système. La Figure 46 donne un exemple de mise à jour. Afin de reproduire la balance de volume

sur une période prédéfinie (typiquement 24h), les conditions initiales sont mises à jour (courbe rose).

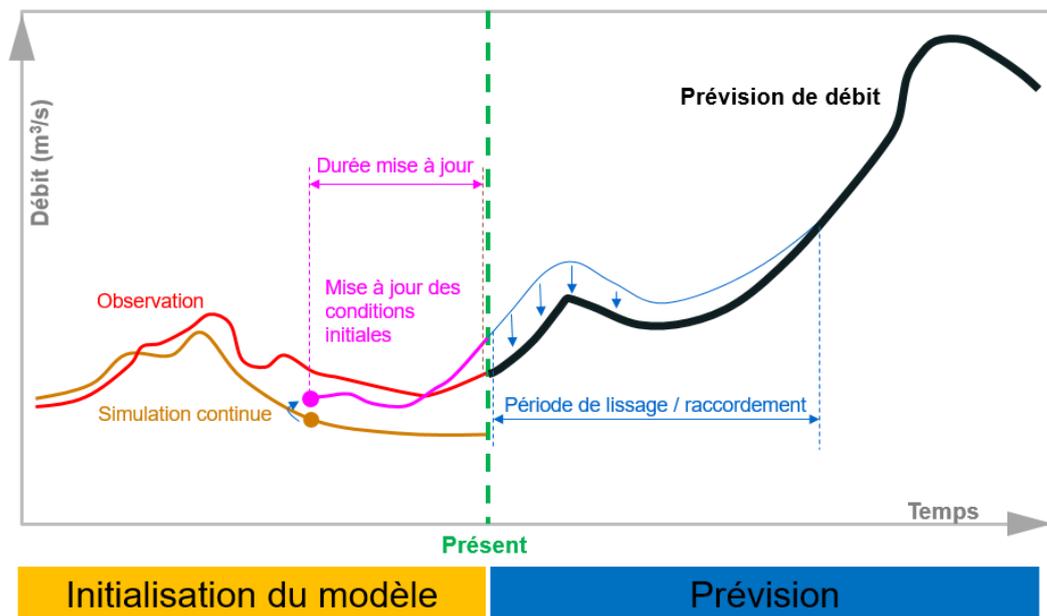


Figure 46 : Récapitulatif des étapes pour la prévision des débits : simulation continue (marron), simulation mise à jour (rose), prévision non-filtrée (bleu), prévision filtrée (noir).

Cette simulation mise à jour est le point de départ de la prévision non-filtrée. Les prévisions de débit non-filtré (courbe bleue) sont réalisées en injectant des prévisions météorologiques en entrée du modèle mis à jour. Finalement, une étape post-traitement est réalisée, filtrant les prévisions, raccordant les dernières valeurs mesurées avec les prévisions (courbe noire) afin d'éviter un saut.

4.2.5. Intégration des données de SWE de Wegaw dans RS

Le SWE obtenu par les mesures de satellite Wegaw est intégré dans le modèle pluie-débit de Routing System. Plus particulièrement, les mesures de SWE sont intégrées au modèle de neige de RS. Ainsi, les processus qui déterminent le débit issu de la fonte des neiges est le même que pour le modèle.

Dans le cas présent, la calibration d'un modèle se fait au pas de temps horaire tandis que les mesures de SWE sont réalisées une fois par jour. Pour faire face à cela, la valeur du stock de neige est mise à jour une fois par jour à minuit par la valeur mesurée par satellite. Durant la journée, ce stock de neige varie en fonction de l'intensité de fonte ; une fois la journée terminée, le stock est réinitialisé/remplacé par la nouvelle mesure du SWE.

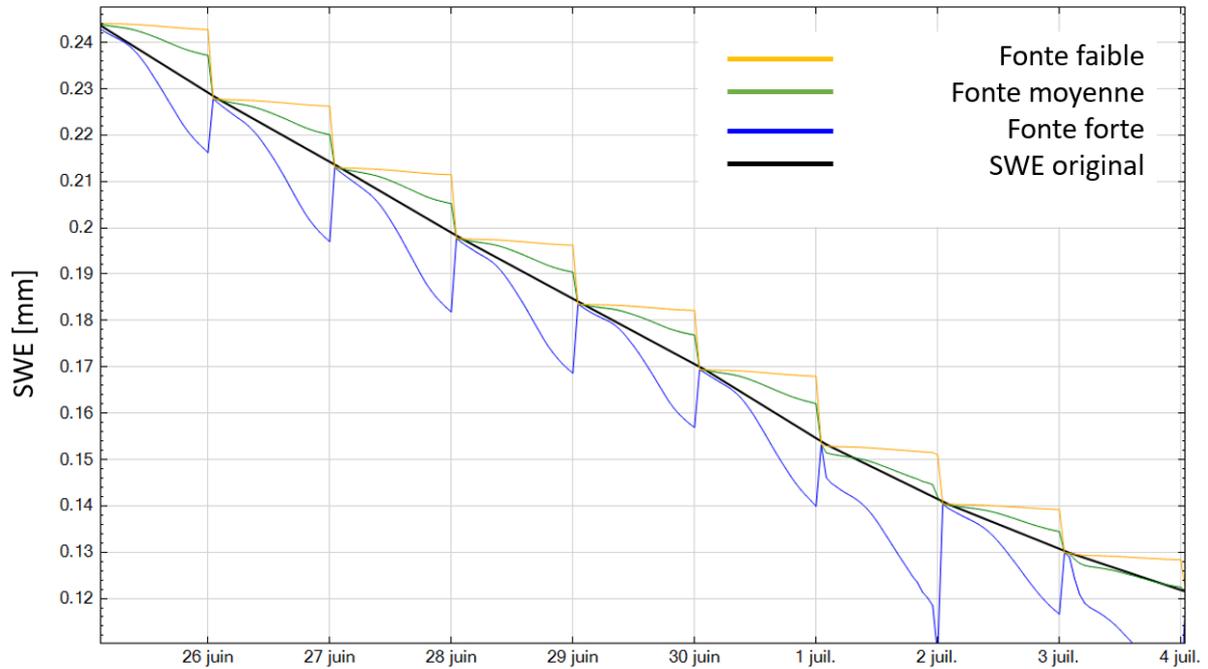


Figure 47 : Evolution du SWE à Hongrin en Juin 2019. Les courbes jaune, verte et bleue montrent l'effet d'une fonte d'intensité faible, moyenne et forte respectivement.

La Figure 47 donne un exemple de l'intégration du SWE de Wegaw au modèle de neige. Chaque jour à minuit, le SWE est réinitialisé par la mesure satellite. Durant les 24 heures suivantes, le stock de neige baisse en fonction du paramètre d'intensité de fonte de la neige. La baisse du stock est proportionnelle à la température, d'où une baisse du stock accentuée durant la journée et qui diminue la nuit. Une limitation de ce modèle est qu'il est possible de fondre plus que ce qui est mesuré. Ceci est notamment visible avec la courbe bleue qui a une intensité de fonte volontairement exagérée.

4.3. Prévisions avec du Machine Learning

Hydrique ingénieurs implémente aussi des prévisions avec du Machine Learning, spécifiquement avec un réseau de neurones. Le Machine Learning peut s'appliquer autant à des prévisions à court terme qu'à des prévisions au long terme.

Cette partie décrit la structure générale de l'algorithme ML utilisé, sans aller dans le détail théorique du Machine Learning qui n'est pas le sujet de ce projet. Cette partie ne contient pas de contribution de la part de l'étudiant. L'apprentissage est effectué en Python avec les bibliothèques Sickit-learn, PyTorch, TensorFlow et Keras.

Architecture

Le réseau de neurone utilisé est le perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron MLP), schématisé dans la Figure 48.

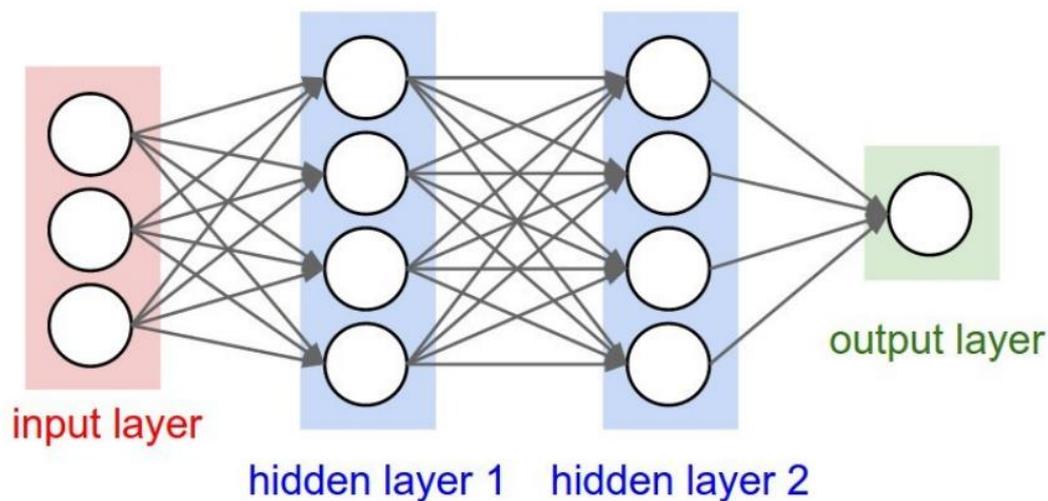


Figure 48 : Schématisation d'un perceptron multicouche. La couche de données en entrée est connectée aux couches cachées successives, puis à la couche de sortie. Source : Projet de Master de Johann Franziskakis, 2020.

La structure du réseau (nombre de neurones cachées, nombres de couches) est déterminée au cas par cas par un processus d'essai-erreur. Dans les essais réalisés, les fonctions d'activations utilisées sont la fonction *sigmoïde* ou *ReLU*.

Entraînement

Une validation croisée de type *k-fold* est effectuée, permettant l'utilisation de la totalité du jeu de données d'entraînement pour l'entraînement et l'évaluation, au lieu d'une partie seulement. La validation croisée *k-fold* est décrite dans la Figure 49.

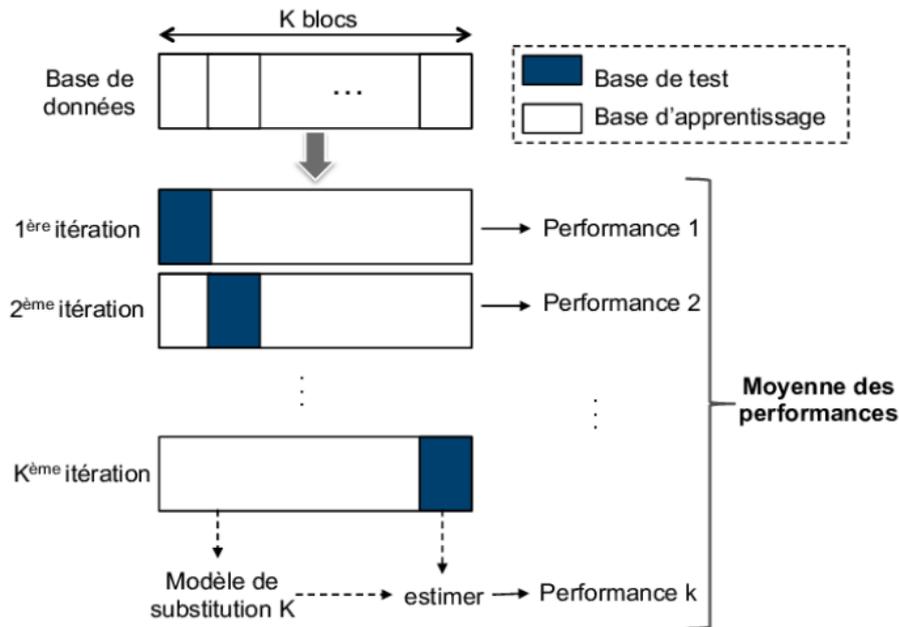


Figure 49 : la validation-croisée « k-folds » (Laqrichi, 2015) sépare le jeu de donnée en k blocs, et entraîne l’algorithme en gardant 1 bloc de côté pour la validation à chaque itération.

La validation croisée évite les phénomènes comme sur le *sur-ajustement* des données, dans lequel le modèle performe très bien sur jeu de donnée d’entraînement, mais beaucoup moins bien sur des jeux de données qui n’ont pas été utilisés durant l’entraînement.

Fonction de coût

La fonction de coût mesure l’écart entre la prédiction fournie et la valeur mesurée. En l’occurrence,

la fonction utilisée est la Mean Square Error (MSEloss) : $L(Q, \hat{Q}) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (Q_i - \hat{Q}_i)^2$

Algorithme d’optimisation

Un algorithme d’optimisation de type Adam est utilisé, qui permet d’adapter l’intensité d’entraînement. Le but de l’optimisateur est de trouver le minimum de la fonction de coût en ajustant les paramètres du modèle, dans un nombre d’essai raisonnable.

Données

Les variables utilisées pour prédire des débits sont typiquement:

- ➔ Variables météorologiques (précipitation, température) passées et futures
- ➔ Variables issues de Routing System (modèles hybrides)
- ➔ La persistance (le débit mesuré dans le passé proche)

Les variables sont déterminées au cas par cas par un processus d’essai-erreur.

4.4. Prévisions saisonnières par régression linéaire

La méthode actuellement utilisée chez Hydrique Ingénieur est une régression linéaire entre la quantité d'eau contenue dans la neige (SWE) et le volume cumulé durant une période d'une certaine durée (30, 60, 90 ou 120 jours). L'incertitude sur une prévision d'un débit à cette échelle de temps étant trop grande, ce sont des débits moyens ou volumes cumulés dans les prochains 30-120 jours qui sont prédits. La méthode de régression linéaire utilisée met en relation le volume cumulé des prochains jours avec l'EEN, pour les valeurs du même jour de toutes les années. Ainsi, cette méthode calcule une régression par jour. Une régression pour un jour donné contient autant de points que d'année dans les séries temporelles de l'EEN et de débit cumulé.

Données

Premièrement, une simulation de contrôle sur un modèle RS préalablement calé est réalisée sur une période d'au moins 8 ans pour en extraire le SWE simulé par le modèle de neige de RS. Un exemple de SWE simulé est donné pour une année dans la Figure 50.

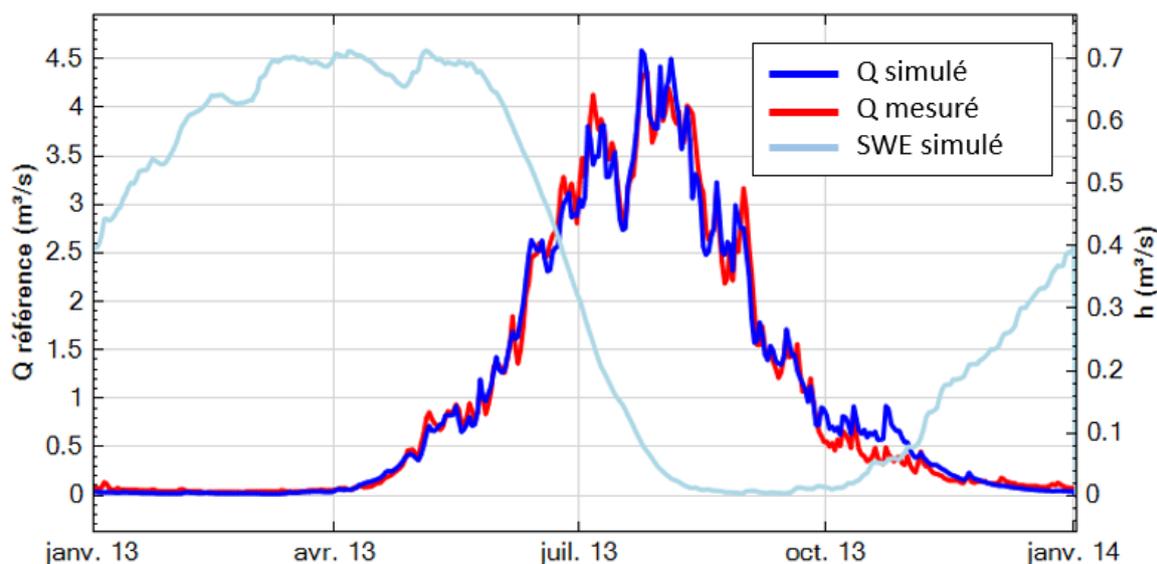


Figure 50 : Exemple de simulation RS pour une année avec le SWE modélisé.

La Figure 50 montre l'évolution de la série temporelle de SWE pour un bassin versant donné, avec chaque courbe représentant une année.

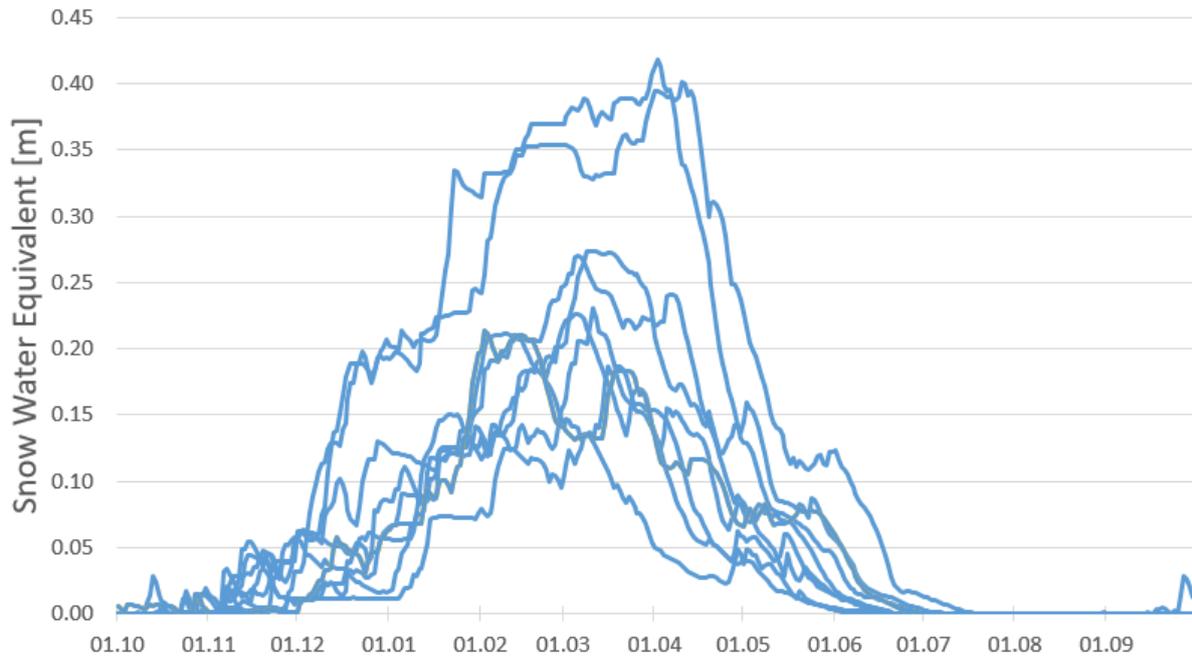


Figure 51 : Exemple de série temporelle de SWE modélisé issus d'une simulation RS (les années sont superposées).

D'autre part, le débit mesuré est utilisé pour calculer un débit cumulé dans un nombre prédéterminé (30, 60, 90 ou 120 jours par exemple) de jours suivant, correspondant à l'horizon de prévision voulu :

$$V_{cumulé,k,\Delta T} = \sum_k^{k+\Delta T} Q_{obs,k} * 86400 (s/j)$$

k :	Date
$Q_{obs,k}$	Le débit mesuré à la date k
$V_{cumulé,k,\Delta T}$	le volume cumulé durant les ΔT prochains jours à partir de la date k (mesure)
ΔT	Délai (ex : $\Delta T = 30$ jours pour prédire le volume des 30 prochains jours)

Cette formule est appliquée à chaque jour de la série temporelle de débit mesuré, tel une fenêtre glissante, et donne en sortie une série temporelle de débit cumulé. La Figure 52 est un exemple d'une série temporelle de volume cumulé des 30 prochains jours pour un bassin versant donné, avec chaque courbe représentant une année.

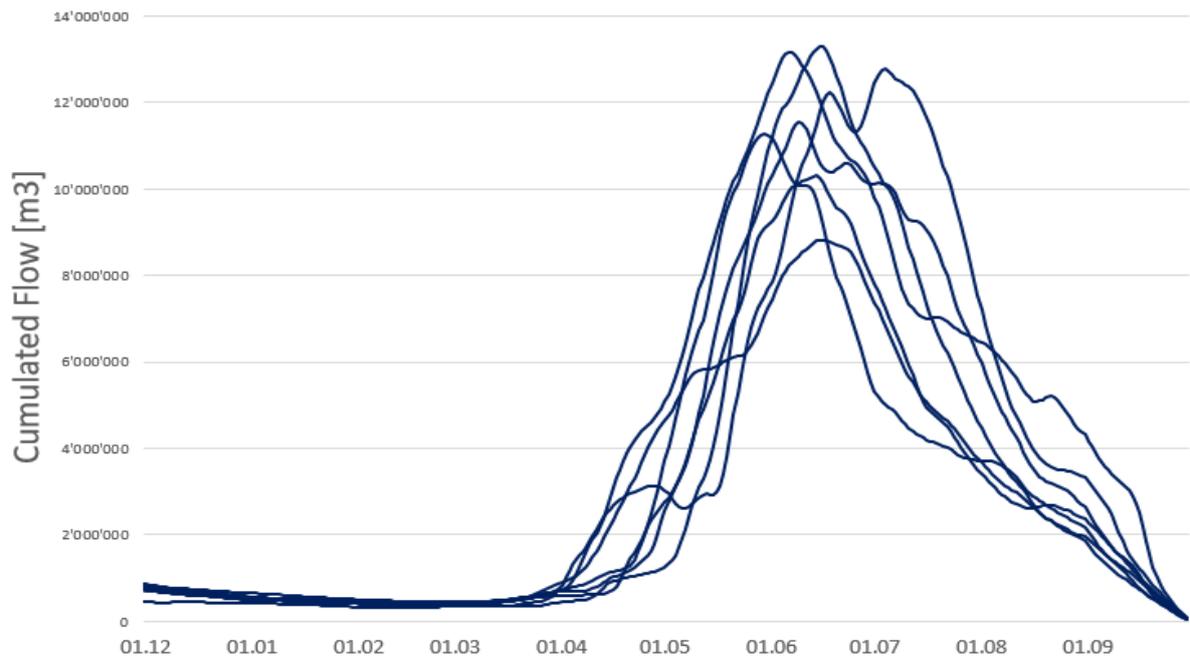


Figure 52 : Exemple de débit cumulé durant les 30 prochains, calculé à partir de mesures de débits (les années sont superposées).

Calcul de la formule de régression

Pour chaque jour de l'année, une régression linéaire est calculée entre le SWE et le volume cumulé. Le nombre de points dans une régression correspond donc au nombre d'années de la série temporelle de débit et de SWE. La Figure 53 montre un exemple de régression pour un jour donné de l'année. La régression est composée de 8 points, car il y a 8 ans de données.

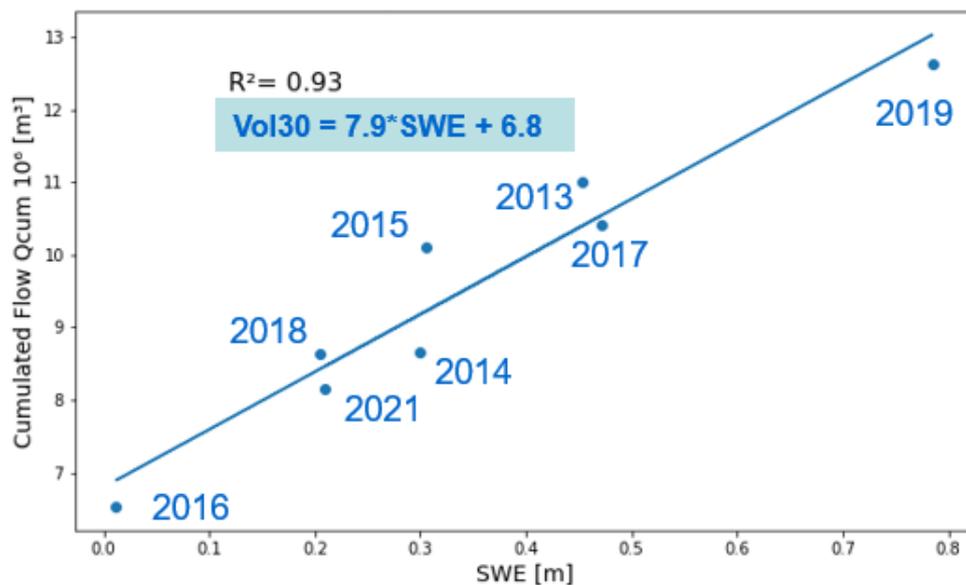


Figure 53 : Exemple de régression linéaire entre le SWE et le volume cumulé pour un jour donné de l'année.

Pour chaque jour de l'année, une formule de régression de la forme suivante est obtenue :

$$V_{cumulé,\Delta T}(i) = \alpha_i * SWE_i + \beta_i$$

i	Le jour de l'année
α_i	La pente de la régression du $i^{\text{ème}}$ jour de l'année
β_i	L'ordonnée de la régression du $i^{\text{ème}}$ jour de l'année
$V_{cumulé,\Delta T}(i)$	le volume cumulé durant les ΔT prochains jours du $i^{\text{ème}}$ jour (prévision)
ΔT	le nombre de jours en avance ($\Delta T = 30$ jours pour prédire le volume des 30 prochains jours par exemple).

Prévision saisonnière en opérationnel

Les prévisions saisonnières en opérationnel suivent le processus suivant :

1. Calibrer un modèle saisonnier et en extraire la série temporelle de SWE modélisée
2. Calculer la série temporelle de débit cumulé des 30, 60, 90 ou 120 prochains jours
3. Calculer la formule de régression pour le jour voulu.
4. Extraire la valeur de SWE la plus récente du modèle saisonnier et calculer les apports futurs grâce à la formule de régression précédemment déterminée.

4.5. Modèles testés

Ce chapitre résume les différents modèles testés dans ce projet de master pour les prévisions à court terme et les prévisions saisonnières. Globalement, le potentiel des mesures satellite de SWE est testé pour les prévisions à court terme dans RS et dans un modèle de Machine Learning, et pour les prévisions saisonnières, dans un modèle de régression et dans un modèle de Machine Learning.

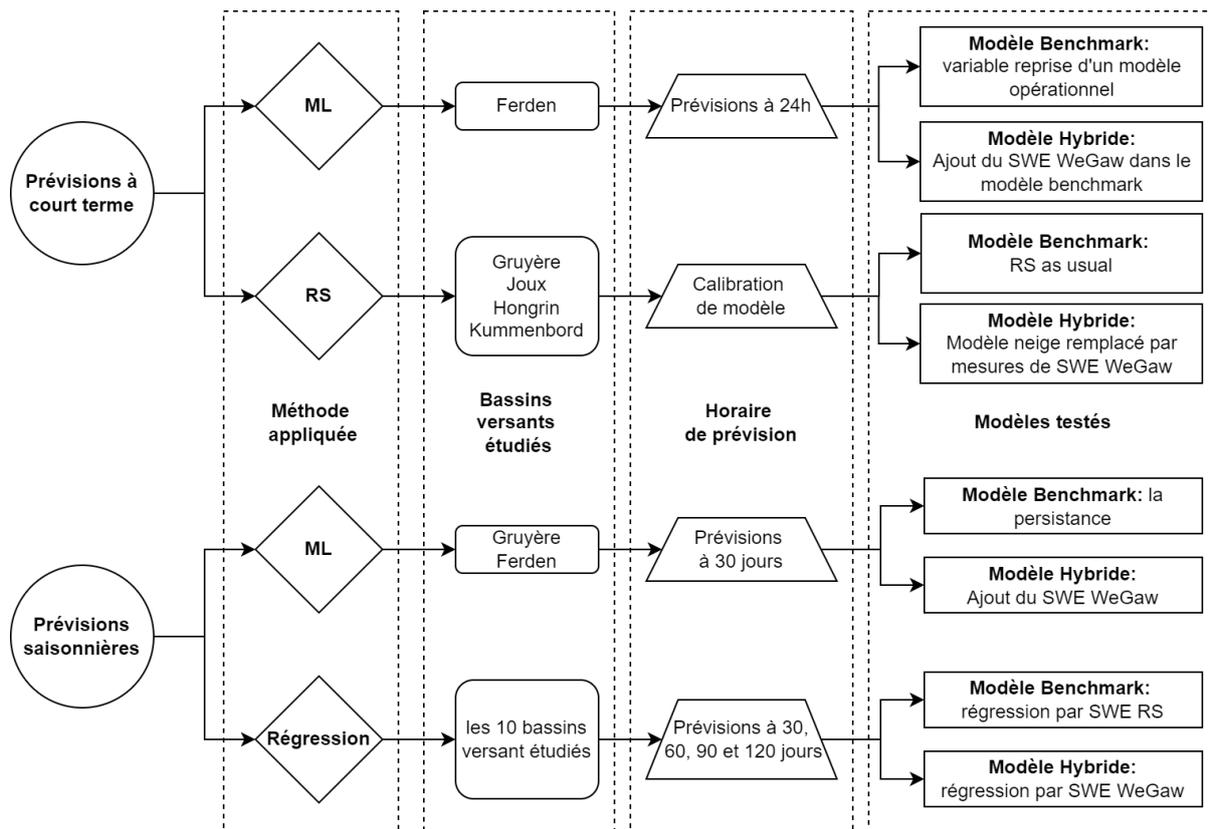


Figure 54 : Schéma résumant les différents modèles testés durant ce projet de master.

La Figure 54 résume les différents modèles testés dans le but d'évaluer le potentiel des données satellite de SWE. Les essais sont caractérisés par la méthode appliquée, les bassins versants étudiés, l'horaire de prévision et finalement les modèles testés. Au total, cela représente 94 modèles différents.

4.5.1. Prévisions à court terme avec Routing System

Premièrement, l'intégration des mesures satellite de SWE dans RS pour la prévision à court terme est testée sur Routing System. La modélisation du bassin versant (création des bandes d'altitudes, des objets hydrauliques, des processus hydrologiques et des connexions entre réservoirs) est prise

de modèles utilisés en opérationnel. Une fois la structure du bassin versant définie, le défi est de calibrer le modèle sur des mesures passées de débit en modifiant les paramètres physiques pour avoir la meilleure performance. La calibration est réalisée uniquement avec des valeurs historiques météorologiques (précipitations et température), sans passer par le processus de mise à jour. Une hypothèse est faite que si la calibration n'est pas améliorée, alors les prévisions ne sont pas améliorées.

Bassins versants étudiés

Les bassins versants du lac de la Gruyère, du lac de Joux, de l'Hongrin et Kummenbord sont étudiés. Ils sont calibrés au pas de temps horaire sur la période 2017-2021.

Modèle benchmark

Le modèle benchmark est le modèle opérationnel pour chaque bassin versant, sans modifications au modèle de neige.

Modèle Wegaw

Le modèle Wegaw est le modèle opérationnel pour chaque bassin versant, avec les mesures du SWE de Wegaw qui remplace le modèle de neige de RS. La calibration du modèle se fait surtout sur l'intensité de fonte des bandes de neiges.

4.5.2. Prévisions à court terme avec du Machine Learning

Le potentiel des mesures satellite de neige est évalué pour les prévisions à court terme dans des modèles de Machine Learning. Les essais effectués consistent à faire varier les différentes variables en entrée du modèle. Notamment, l'ajout du SWE ou MSC de Wegaw dans le ML permet de déterminer leurs pouvoirs prédictifs.

Bassins versants étudiés

Le bassin versant de Ferden a été choisi car il a un régime glaciaire, indiquant ainsi que le SWE pourrait être une variable intéressante pour améliorer les prévisions lors de la fonte des neiges. De plus, les données de MSC sont disponibles pour ce BV et les données sont calibrées avec des mesures de drone. Le Machine Learning est utilisé pour fournir des prévisions à 24h, au pas de temps horaire. Ce modèle a été testé en opérationnel et fonctionne bien; il sert ainsi de benchmark par rapport auquel il est possible de comparer la performance des modèles dit « hybride ».

Modèle benchmark

Le modèle benchmark correspond au modèle de ML utilisé en opérationnel pour Ferden. Il utilise en entrée des prévisions calculées sur RS: La persistance (mesure de débit des dernières 48h), Le débit simulé par (Qsimulé), le débit issu de la fonte de la neige (Qneige) ainsi que des prévisions de rayonnement, de température et de précipitation.

Modèle SWE RS

Le modèle SWE RS reprend les mêmes variables que le modèle benchmark, mais avec le SWE modélisé par RS en plus.

Modèles SWE Wegaw, MSC Wegaw et SWE+MSC Wegaw

Les modèles "hybride" utilisent les mêmes variables que le modèle benchmark, avec une ou plusieurs variables additionnelles: le SWE Wegaw et le MSC (Melting Snow Cover) Wegaw, séparément puis toutes en même temps.

Le Tableau 9 résume les modèles benchmark, SWE RS et SWE Wegaw, qui correspondent chacun à une combinaison différente de variables.

	Benchmark	SWE RS	SWE WEGAW	MSC WEGAW	SWE + MSC WEGAW
Débit (persistance)	✓	✓	✓	✓	✓
Qneige	✓	✓	✓	✓	✓
Rayonnement	✓	✓	✓	✓	✓
Température	✓	✓	✓	✓	✓
Précipitation	✓	✓	✓	✓	✓
Qsimulé	✓	✓	✓	✓	✓
SWE RS		✓			✓
SWE Wegaw			✓		✓
MSC Wegaw				✓	

Tableau 9 : Variables utilisées dans les différents modèles de Machine Learning testés pour prévoir le débit à Ferden dans 24h.

4.5.3. Prévisions saisonnière avec la régression linéaire

Afin d'étudier l'impact de données satellite SWE de Wegaw sur la prévision saisonnière et à court-terme d'apports en eau pour plusieurs bassins versants, trois modèles de prévision saisonnière sont mis en place.

Comme observé dans la Figure 55, les données utilisées sont le SWE de RS et le SWE RS+SWE Wegaw pour prédire le débit cumulé. Le débit cumulé est calculé pour les 10 bassins versants, pour

chaque horaire de prévision (30, 60, 90 ou 120 jours).

Données

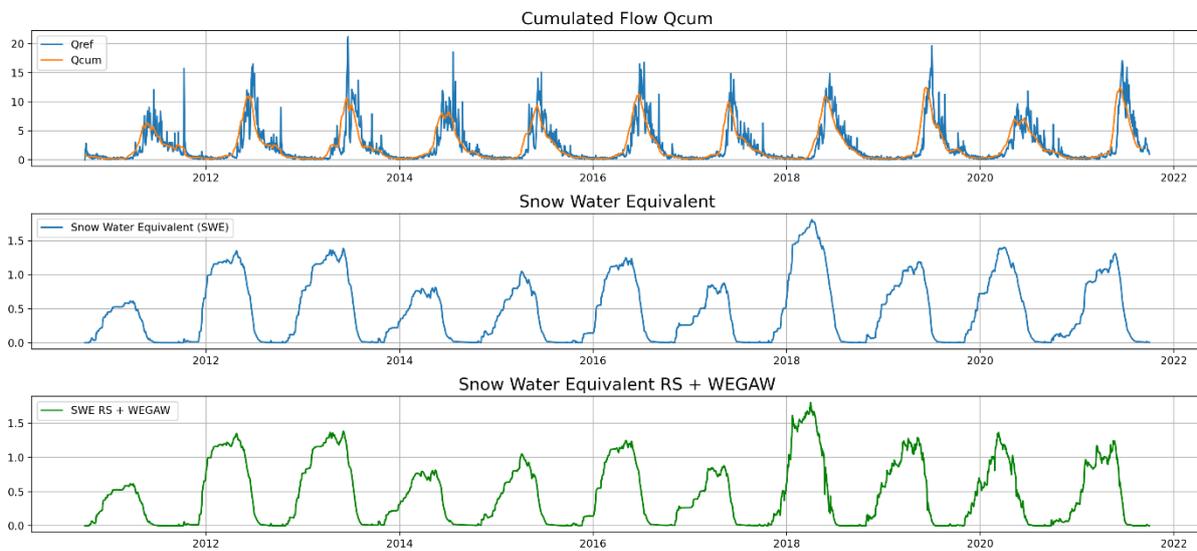


Figure 55 : Variables utilisées à Zeuzier pour la régression linéaire dans les modèles SWE RS et dans le modèle SWE Wegaw. Variables pour la prévision à 30 jours.

Modèle Benchmark

Ce modèle repose sur la moyenne interannuelle de débits mesurés. La moyenne de débits mesurés est réalisée dans le passé sur une dizaine d'années. Cette moyenne interannuelle est utilisée comme prévision pour les apports futurs.

Modèle SWE RS

Premièrement, le SWE est obtenu d'un Routing System calibré. Puis, les apports futurs sont calculés par régression linéaire avec le SWE de RS.

Modèle SWE Wegaw

De la même manière que le modèle précédent les, apports futurs sont calculés par régression linéaire, en revanche cette fois avec le SWE mesuré par satellite.

4.5.4. Prévisions saisonnière avec le Machine Learning

Finalement, les mesures satellite sont intégrées dans un modèle de ML pour réaliser des prévisions d'apports dans 30 jours. Le bassin versant de Ferden et de Gruyère sont choisis ici car Ferden présente un régime hydrologique glacio-nival, tandis que le bassin versant de Gruyère est plus complexe.

Données

La Figure 56 permet de visualiser un exemple de données utilisable en entrée de l'algorithme ML. La température, la précipitation et le débit moyen des 30 derniers jours, le SWE de RS et le SWE de Wegaw sont des indicateurs de l'état actuel et du passé proche du bassin versant.

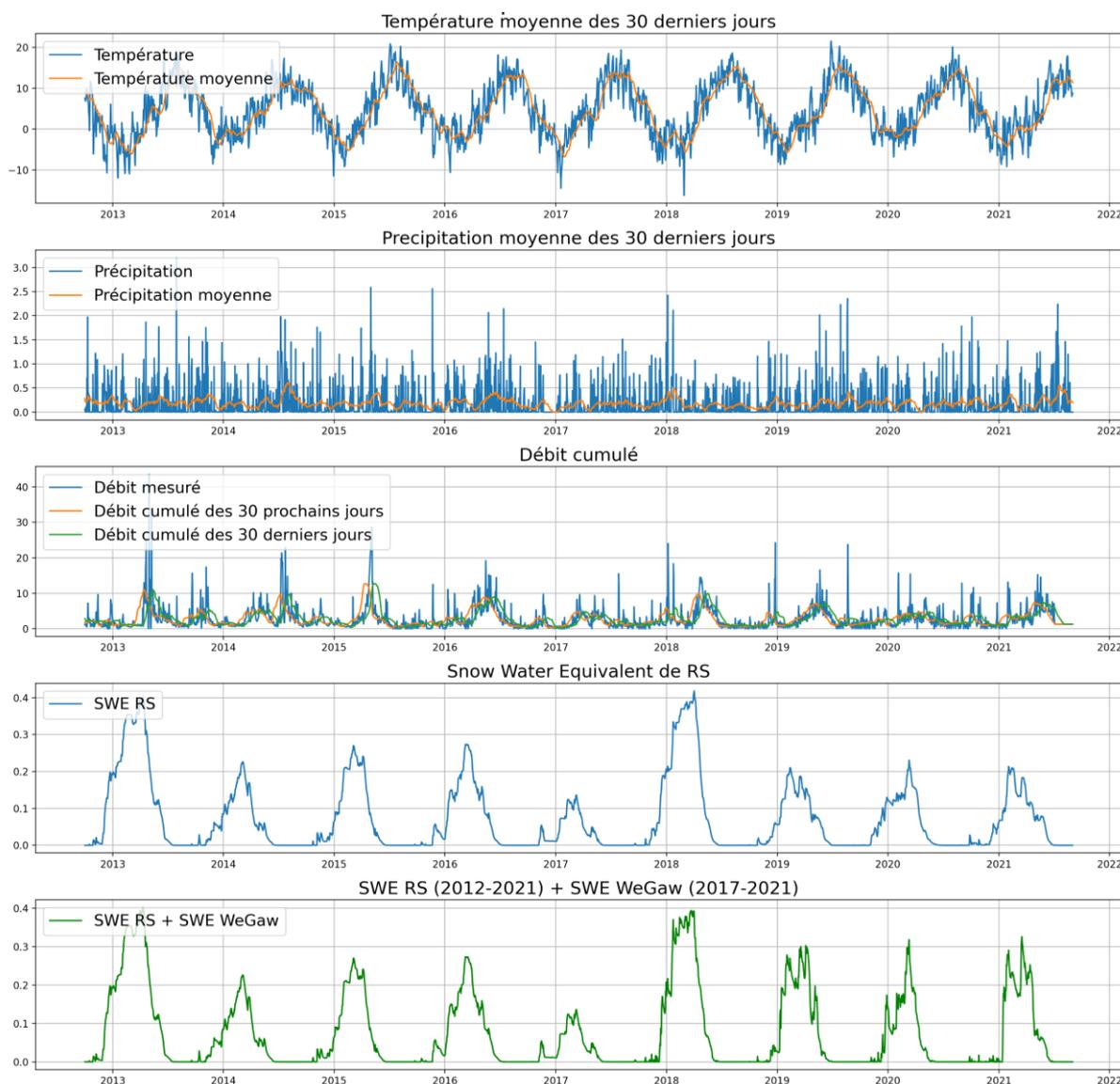


Figure 56 : Variables utilisées à Hongrin pour le Machine Learning dans les modèles SWE RS et dans le modèle SWE Wegaw. La variable à prédire est le débit cumulé dans 30 jours.

Modèle Benchmark

Le modèle benchmark se base sur la variable mesurée dans le passé comme la précipitation, la température et le débit moyenné sur les 30 derniers jours. Le SWE modélisé par RS est aussi fourni comme variable en entrée.

Modèle Wegaw

Le modèle Wegaw contient les mêmes variables que le modèle benchmark, sauf que le SWE de Wegaw est remplacé par le SWE de RS.

	Benchmark	Wegaw	Hybride (RS + ML)
Débit cumulé des 30 derniers jours (persistance)	✓	✓	✓
Température moyenne sur les 30 derniers jours	✓	✓	✓
Précipitation moyenne sur les 30 derniers jours	✓	✓	✓
SWE RS	✓		✓
SWE Wegaw		✓	
Prévisions de la régression linéaire par le SWE RS, par la température, par la précipitation et par la persistance.			✓

Tableau 10 : Variables utilisées dans les différents modèles de Machine Learning testés pour prévoir le débit à Gruyère et à Ferden dans 30 jours.

Le Tableau 10 résume le modèle benchmark (ML avec SWE RS), le modèle Wegaw (ML avec SWE RS) et un dernier modèle, appelé Hybride. Ce modèle hybride contient les prévisions issues de la régression linéaire comme variable d'entrée. Ce modèle est un essai pour tenter d'améliorer le modèle opérationnel et pour montrer l'intérêt d'une combinaison entre la méthode de régression et du Machine Learning.

4.5.5. Indicateurs de performance

Les indicateurs sont utilisés afin d'évaluer la performance des modèles testés. Pour apprécier la valeur ajoutée de la modélisation effectuée, les indicateurs d'un modèle benchmark seront fournis.

Erreur Moyenne Absolue (MAE)

Le premier indicateur de performance est la MAE (Mean absolute Error) :

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{1}^N |Q_{mod} - Q_{obs}|$$

Où Q_{mod} est le débit modélisé, Q_{obs} le débit observé, N le nombre d'observation. La MAE donne une information sur l'amplitude de l'erreur s'exprimant dans l'unité des données considérées.

Erreur Moyenne absolue en pourcentage (MAPE)

Par ailleurs, la MAPE (Mean Absolute Percentage Error), est calculée comme suit :

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_1^N \frac{|Q_{mod} - Q_{obs}|}{Q_{obs}}$$

Où Q_{mod} est le débit modélisé, Q_{obs} le débit observé, N le nombre d'observation. Cet indicateur s'exprime en proportion de la valeur de référence, le rendant robuste à l'échelle de mesure, à l'opposé du MAE (Mean Absolute Error). Le désavantage de cet indicateur est qu'il peut donner des valeurs grandes pour des faibles débits, qui ne sont pas très important.

Nash-Sutcliffe model efficiency coefficient (NSE)

De plus, l'indicateur NSE est utilisé (Nash and Sutcliffe, 1970) :

$$NSE = 1 - \frac{\sum_1^N (Q_{obs} - Q_{mod})^2}{\sum_1^N (Q_{obs} - \bar{Q}_{mod})^2}$$

Où Q_{mod} est le débit modélisé, Q_{obs} le débit observé et \bar{Q}_{mod} la moyenne des débits observés. Dans le cas d'un modèle parfait, le NSE vaut 1, et 0 inversement. Un NSE de zéro indique que le modèle n'est pas meilleur qu'un modèle qui assume que le débit est constant est égal au débit moyen.

5. Résultats et discussion

Afin de comprendre et de pouvoir interpréter les résultats de manière informée, une analyse des données de SWE Wegaw est réalisée. Celle-ci a pour but d'estimer les potentielles erreurs systématiques, biais, et décalage par rapport à la réalité.

Les données satellite sont intégrées au modèle de prévision à court terme. Ceci consiste en la mise à jour du modèle de neige de RS par les données satellite. Par ailleurs, du Machine Learning intégrant des valeurs de SWE satellite est testé.

Finalement, l'utilisation de ces données dans des méthodes de prévisions saisonnières est ensuite étudiée, en comparant un modèle de base (benchmark) avec un modèle intégrant ces données satellite. Des régressions linéaires et multilinéaires ainsi que du Machine Learning sont mis à l'épreuve.

5.1. Analyse des données satellite de SWE

Les mesures satellite de SWE sont comparées à deux sources de SWE : le SWE modélisé par RS, et le SWE modélisé sur Hydromaps par le SLF.

5.1.1. Comparaison des données SWE à RS

Accumulation et fonte de neige

La Figure 57 compare les données de SWE Wegaw issues de mesures satellite avec le SWE modélisé par le modèle hydrologique de RS. Pour chaque bassin versant, il y a une période d'accumulation de neige et une période de fonte. Ces périodes varient en fonction des bassins versants, à cause de la topographie, du climat local et des variations de températures et précipitations annuelles.

Similitudes et différences entre SWE RS et SWE Wegaw

Les SWE de RS et de Wegaw, bien qu'ils soient issus de deux processus totalement différents, présentent de nombreuses similarités. Premièrement, le début de saison d'accumulation de neige est souvent situé au même moment (plus ou moins 1 jour). Par ailleurs, les pics d'augmentation de neige semblent correspondre entre les deux jeux de données, indiquant que les deux méthodes arrivent à capturer les événements de forte précipitation sous forme de neige.

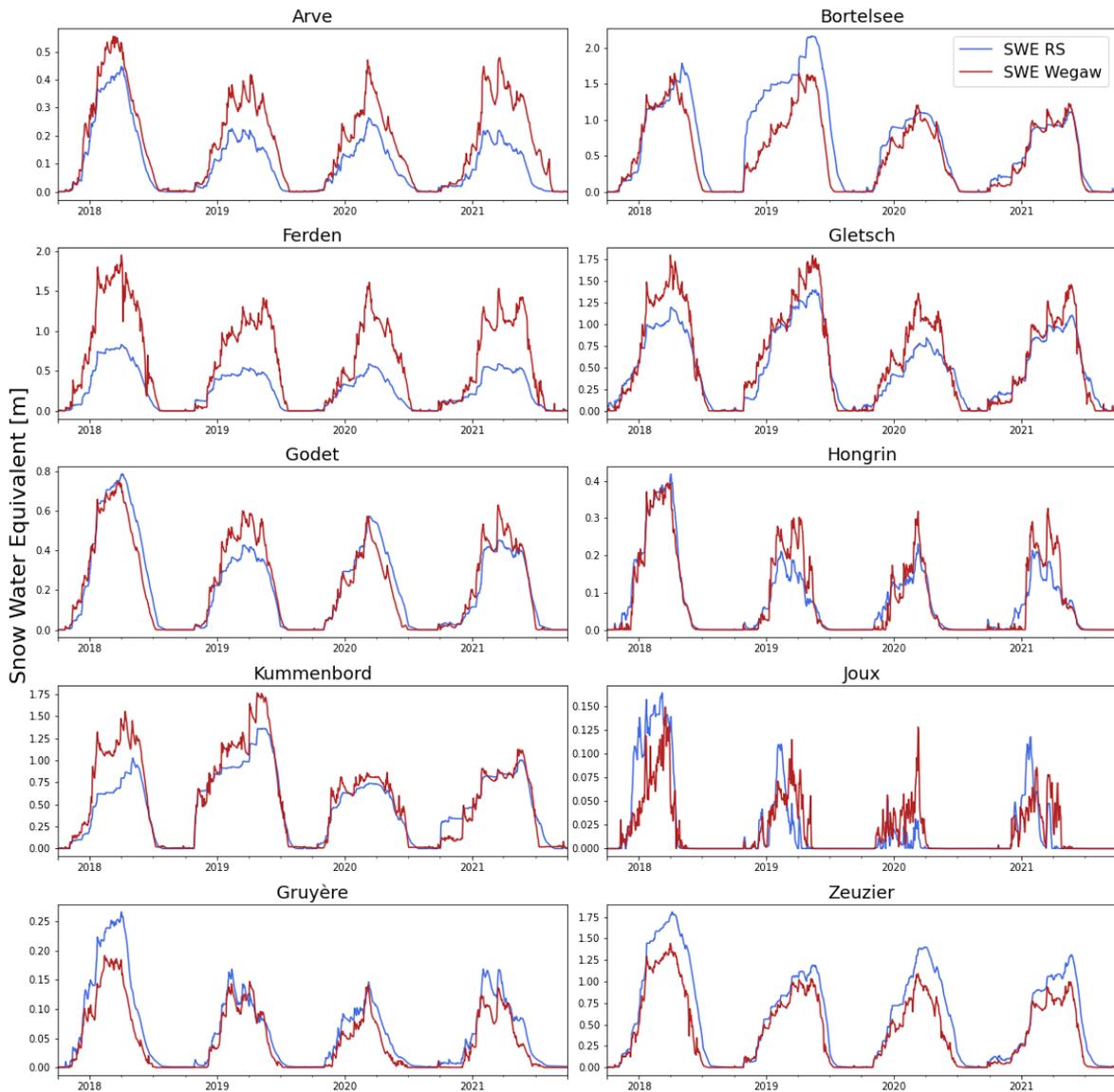


Figure 57 : Série de temps du SWE pour les bassins versants étudiés entre 2017 et 2021.

Cependant, les deux jeux de données présentent aussi des différences. La plus frappante est la différence de l'amplitude du SWE, notamment avec des valeurs maximales très différentes, comme visible dans le Tableau 11. Ces différences sont de l'ordre de dizaines de centimètres. A l'échelle du bassin versant de plusieurs km², une différence de quelques mm à de fortes conséquences sur le volume d'eau mesuré. Par ailleurs, le moment où la neige est totalement fondue varie fortement entre les deux jeux de données.

	Max SWE RS [cm]	Max SWE Wegaw [cm]	MAE*	MAPE*
Arve	45	56	9	42
Bortelsee	216	164	26	87
Ferden	83	195	45	58
Gletsch	139	180	18	41
Godet	79	75	7	43
Hongrin	42	39	4	33
Kummenbord	136	176	15	59
Lac de Joux	16	15	4	75
Lac de la Gruyère	27	19	3	52
Zeuzier	81	144	22	91

Tableau 11 : Principales différences entre le SWE mesuré par satellite (SWE Wegaw) et le SWE de modélisé par RS (SWE RS). *Indicateurs calculés pour les valeurs supérieures à 1 cm.

De plus, le SWE de Wegaw diminue même en période d'accumulation, contrairement au SWE de RS. Ceci peut-être expliqué par le fait que RS ne simule pas la sublimation ou la redistribution de la neige, tandis que le SWE de Wegaw peut-être influencé par cela. Une hypothèse a été émise que cette baisse de SWE peut-être dues à des erreurs : la neige se tasse, et l'algorithme de Wegaw interprète cela comme une variation de SWE alors que ce n'est pas le cas.

Etude de cas : Kummenbord

Une analyse plus approfondie a été réalisée pour le bassin versant de Kummenbord, afin d'observer les différences bandes par bandes. Les observations suivantes ont été réalisées :

- Différences en fonction de l'altitude : l'ampleur de SWE de Wegaw est plus fort (+40 à + 60%) pour les bandes de basses altitudes. Les bandes à 3000m présentent plus de similarité en termes d'amplitude.
- Différences entre les bandes glaciaires (GL) et les bandes non-glaciaires (NGL). Le SWE de RS a tendance à être plus faible pour les bandes GL, alors que le SWE de Wegaw ne différencie pas ces bandes. Ceci est dû à la manière dont le SWE est modélisé dans RS pour les bandes GL qui est différent de la modélisation des bandes NGL. En effet, une partie de la neige se transforme en glace, ce qui diminue le stock de neige. Les bandes GL de Wegaw ont ainsi des amplitudes beaucoup plus élevés (+50% à +100%) que le SWE des bandes GL de RS.
- Différences de début et fin de période et de fonte de la neige de l'ordre de quelques jours.

5.1.2. Comparaisons au catalogue hydrologique (Hydromaps)

Une comparaison du SWE de Wegaw, de RS et de Hydromaps pour les 4 bassins versants disponibles en libre accès sur Hydromaps est résumée dans la Figure 58. Les SWE d'Hydromaps et de RS sont similaires. Le SWE de Wegaw semble différer du SWE de RS et d'Hydromaps. En effet, les valeurs de SWE Wegaw plus élevées le 1er Février à Hongrin et Godet ; à Gruyère, les valeurs sont plus faibles. Finalement, elles sont nettement (2-3 fois) plus élevées à Ferden.

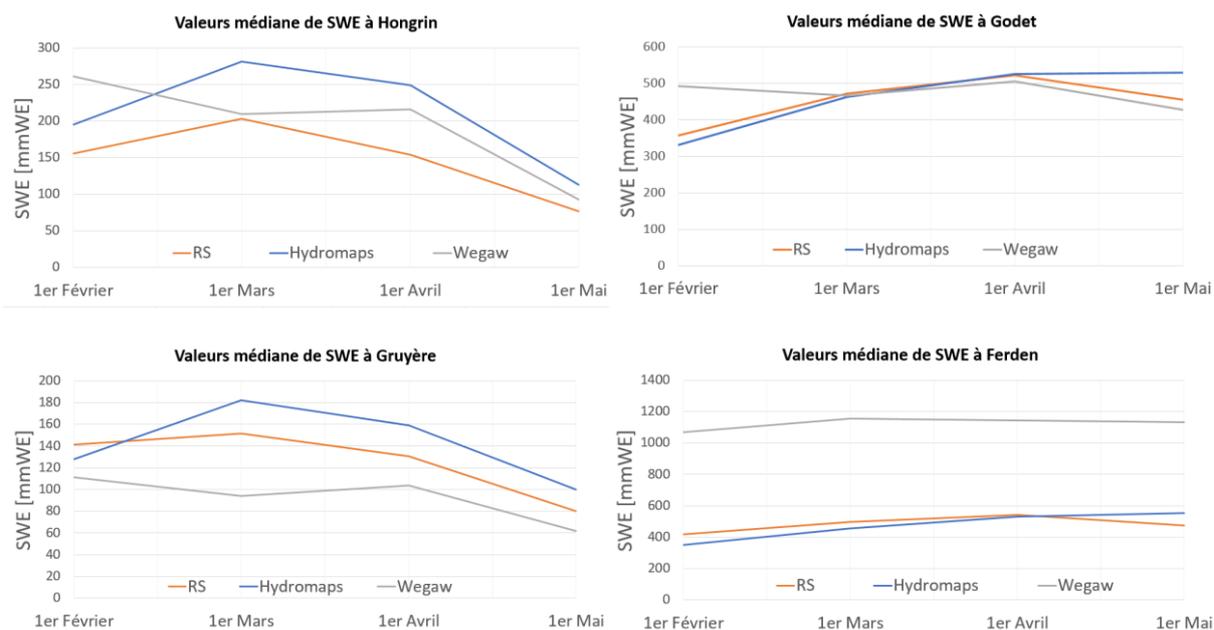


Figure 58 : valeurs médiane de SWE de Wegaw, RS et de Hydromaps dans différents bassins versant, pour le 1er des mois de Février à Mai.

La similarité de RS avec la carte d'Hydromaps peut-être due au fait que le SWE a été calculé par des modèles hydrologiques qui utilisent les mêmes variables en entrée (stations de mesures MétéoSuisse de précipitations et températures).

5.1.3. Représentativité des données de SWE

Les valeurs du SWE de Wegaw semblent parfois surestimées, comme observé à Ferden. Le SWE de RS peut être pris comme référence en termes d'amplitude de SWE, vu la proximité aux valeurs du SWE d'Hydromaps (SLF). Pour les bassins versants de Hongrin, Lac de Joux, Lac de Gruyère et de Godet, les valeurs de SWE Wegaw ont été calibrées par Wegaw avec le SWE de RS afin d'obtenir des amplitudes plus réalistes. Certaines erreurs en fin de saison (diminution puis réapparition de SWE) remettent les données en question. La période d'accumulation et de fonte semble des mesures satellite semble correspondre relativement bien aux mesures des stations IMIS.

5.2. Prévisions à court-terme

Les prévisions à court terme sont réalisées en utilisant la simulation pluie-débit sur RS et avec du Machine Learning. Les données satellite sont intégrées à ces deux méthodes et les performances avec les modèles benchmark sont comparées.

5.2.1. Calibration de modèles hydrologiques avec du SWE de Wegaw sur RS

Plusieurs modèles hydrologiques de bassins versants ont été calibrés sur Routing System, selon un modèle benchmark et un modèle Wegaw. Dans le modèle benchmark, le SWE est modélisé par le modèle de neige de RS, tandis que pour les modèles SWE Wegaw, le SWE est mis à jour une fois par jour par les valeurs mesurées de SWE Wegaw. Le Tableau 12 résume les performances des modèles testés.

<i>Indicateurs:</i>	MAPE [%]		Nash [-]	
	<i>Benchmark</i>	<i>SWE Wegaw</i>	<i>Benchmark</i>	<i>SWE Wegaw</i>
<i>Modèles</i>				
Kummenbord	31.58	30.9	0.91	0.92
Bortelsee	53.12	56.45	0.85	0.81
Hongrin	42.52	39.93	0.69	0.73
Joux (Orbe le chenit)	39.56	42.74	0.77	0.8
Joux (Orbe le sentier)	36.6	40.1	0.76	0.77
Gruyère (Louibach)	26.62	26.71	0.65	0.65
Gruyère (Rossinière)	26.5	28.23	0.69	0.68

Tableau 12 : Performance de plusieurs modèles hydrologiques de RS pour le Benchmark (SWE modélisé par RS) et le modèle SWE Wegaw (SWE mesuré par satellite).

Pour Kummenbord, la performance du modèle est légèrement supérieure avec le SWE de Wegaw. L'ajout des mesures ne semble pas particulièrement affecter le modèle.

Pour le Lac de Joux, bien que le NASH soit plus élevé, le MAPE est plus faible avec le SWE de Wegaw, il n'y a ainsi pas d'amélioration significative pour ce bassin versant. Ce bassin versant était particulièrement compliqué à caler, le débit issu de la fonte du SWE ne semblant pas correspondre aux mesures.

Le bassin versant de Hongrin présente les résultats les plus positifs vis à vis de l'utilisation du SWE Wegaw, avec 40% au lieu de 42.5% de MAPE, et 0.73 au lieu de 0.68 de NASH. Par ailleurs, le modèle hydrologique est plus facile à caler, les périodes de fonte de neige semblent correspondre sensiblement aux débits mesurés.

A Bortelsee et Gruyère, l'intégration du SWE de Wegaw dans RS n'améliore pas les performances, les indicateurs étant similaires pour les deux modèles. La Figure 59 montre un exemple de simulation pour le modèle benchmark avec SWE RS et le modèle Wegaw à Gruyère (Louibach). Dans ce cas, les indicateurs sont similaires, et il y a en effet que certaines périodes sont mieux calibrées que d'autres en fonction des modèles. Ceci est notamment dû à la calibration de l'intensité de fonte des bandes de neige, durant laquelle des choix ont dû être faits : l'amélioration de performance dans une période de l'année peut impacter négativement une autre période de l'année, il s'agit de choisir un bon équilibre durant toute l'année.

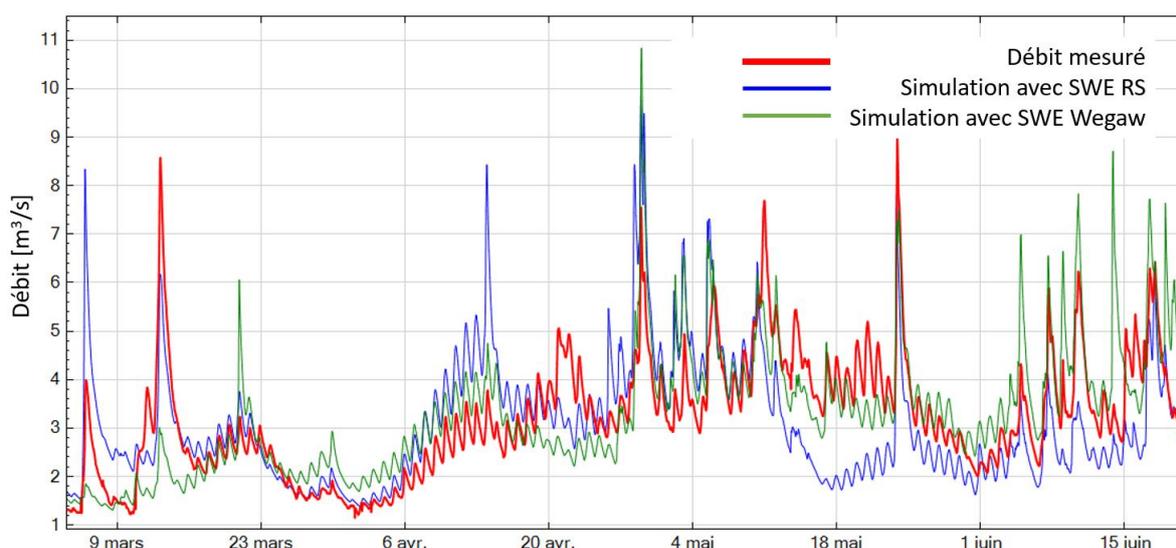


Figure 59 : Simulations de débits à Gruyère (Louibach) de mars à Juin avec le SWE Wegaw (courbe verte) et le SWE de RS (courbe bleue) et le débit mesuré (courbe rouge).

5.2.2. Machine Learning pour la prévision à court terme

Le potentiel du SWE pour réaliser des prévisions à court-terme est testé dans des modèles de Machine Learning à Ferden pour des prévisions à horizon de 24h au pas de temps horaire.

		PERS24h	Benchmark	SWE RS	SWE WeGaw	MSC WeGaw	SWE+MSC WeGaw
Janvier	6.2	80.5 %	68.6 %	80.4 %	70.4 %	75.6 %	81.7 %
Février							
Mars	4.4	42.4 %	27.8 %	26.7 %	30.1 %	28.4 %	30.0 %
Avril	7.0	10.5 %	11.0 %	11.8 %	12.9 %	13.3 %	13.3 %
Mai	10.5	11.9 %	10.0 %	10.6 %	9.9 %	11.0 %	11.5 %
Juin	20.0	12.0 %	9.4 %	9.8 %	9.7 %	10.1 %	9.9 %
Juillet	19.0	14.1 %	10.5 %	11.0 %	10.2 %	10.5 %	10.7 %
Août	14.2	17.0 %	12.4 %	13.4 %	12.2 %	12.3 %	13.0 %
Septembre	8.2	16.4 %	15.9 %	16.5 %	16.0 %	16.1 %	16.3 %
Octobre	5.3	22.8 %	19.3 %	20.5 %	20.1 %	20.6 %	20.6 %
Novembre	5.4	30.3 %	22.0 %	21.9 %	23.6 %	23.2 %	21.9 %
Décembre							
MOYENNE	13.4	14.8 %	12.2 %	12.9 %	12.4 %	12.8 %	13.0 %

Tableau 13 : Performance (exprimée par le MAPE pour les débits supérieur à 4 m³/s) des

différents modèles de ML testés pour prévoir le débit à Ferden dans 24h en fonction du mois de l'année.

Le Tableau 13 montre que la période de la fonte des neiges (Avril à Août) est la plus performante (MAPE autour de 10%) pour tous les modèles. Le modèle qui contient le SWE de Wegaw est le seul qui se rapproche du modèle benchmark, le battant de moins d'1% en Mai, Juillet et Août.

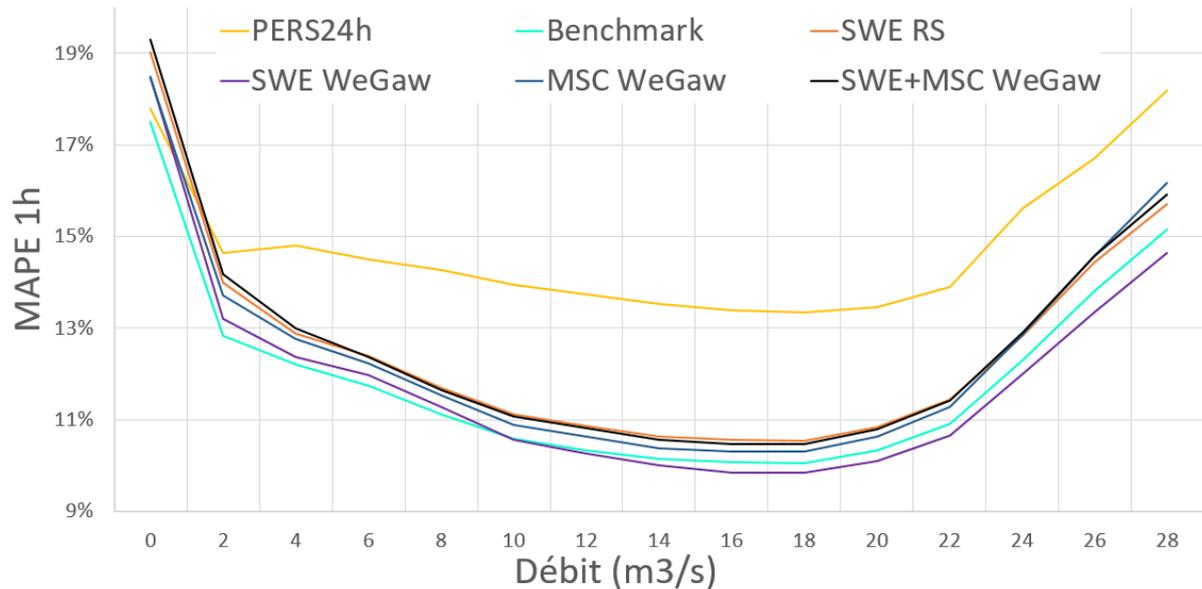


Figure 60 : Performances des modèles testés pour des prévisions à 24h pour Ferden (MAPE) pour différentes classes de débits.

Par ailleurs, en observant le MAPE par classe de débit dans la Figure 61, il s'avère que le modèle hybride 02 (courbe rouge) réalise moins d'erreur que le modèle Benchmark (courbe traitillé noire) pour les débits supérieurs à 9 m³/s.

La comparaison des prévisions de la Figure 61 (bleu pour le benchmark, vert pour le modèle avec les données de SWE Wegaw) en Septembre montre que le modèle benchmark arrive en effet à mieux représenter les oscillations journalières dues à la fonte de la neige durant la journée. Les résultats durant le reste de l'année sont très similaires, les deux modèles se chevauchants souvent.

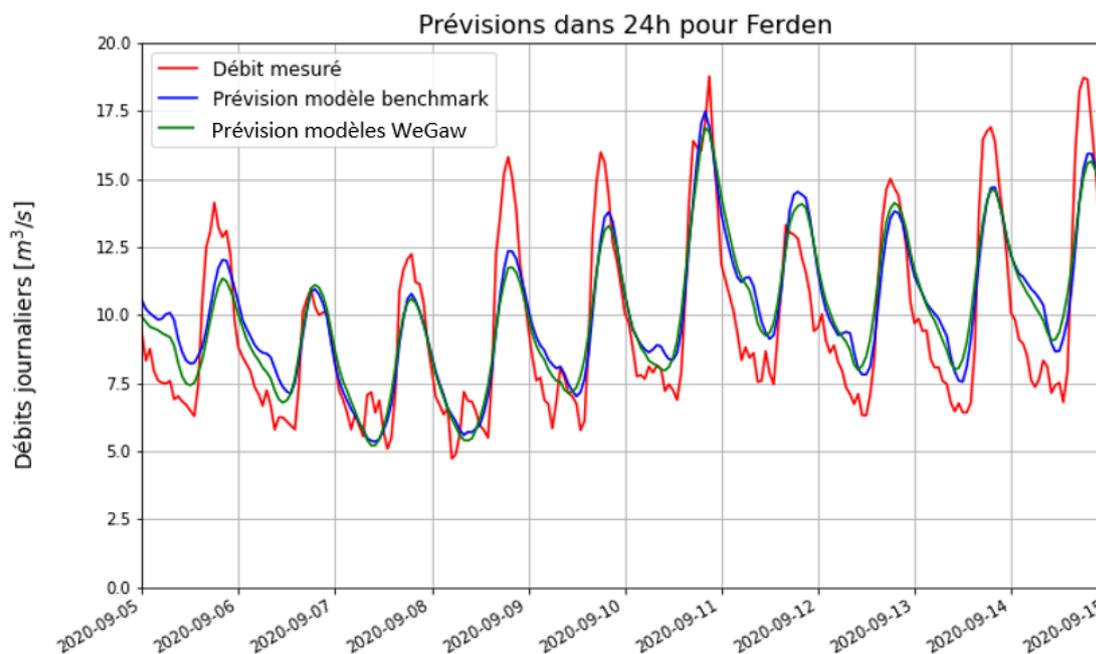


Figure 61 : Prévisions des modèles de ML benchmark et le modèle SWE de Wegaw pour Ferden dans 24h au pas de temps horaire.

5.2.3. Synthèse et discussion pour les prévisions à court terme

Prévisions à court terme sur RS

Les résultats sont très variables en fonction du bassin versant : Kummenbord et Hongrin. Les modèles avec SWE Wegaw performant autant ou mieux. A Joux, Bortelsee et Gruyère, les résultats ne sont pas améliorés. Globalement, L'intégration des mesures à la place du modèle de neige dans RS selon la méthodologie testée n'améliore pas de manière significative les indicateurs MAPE et NASH des calages. Cependant, certains bassins versants présentent tout de même un potentiel d'amélioration avec le SWE de Wegaw.

Par ailleurs, le calage d'un modèle hydrologique qui utilise des données de Wegaw est plus facile à réaliser qu'un calage avec un modèle de neige. En effet, dans le modèle de neige de RS, la variation de l'intensité de fonte impacte la répartition du stock de neige durant toute l'année ; il peut arriver que le stock soit insuffisant pour atteindre certains pic de débits, ou qu'il n'y ait plus assez de stock de neige pour atteindre les débits en fin de saison. Ce n'est pas le cas lorsque le calage est réalisé avec des données de SWE de Wegaw : le stock est mis à jour une fois par jour, sa valeur ne change pas en fonction des paramètres du calage. Il est possible que le calage soit plus robuste sur des modèles calibrés avec des séries temporelles plus longues de SWE Wegaw.

Prévisions à court terme par Machine Learning

Le modèle benchmark contient des variables issues de prévisions par simulation sur RS (Qsimulé, Qneige, précipitations, températures). Les résultats montrent que l'ajout de variables issues de mesures satellite améliore très légèrement le modèle pour les mois de mai, juillet et août, ainsi que pour les débits supérieurs à $9 \text{ m}^3/\text{s}$. Bien que cette amélioration ne soit pas significative, les résultats sont encourageants. En effet, l'ajout du SWE de Wegaw améliore le modèle tandis que l'ajout du SWE de RS réduit sa performance. Le SWE de Wegaw a un meilleur pouvoir prédictif que le SWE modélisé par RS. Le SWE de Wegaw montre un potentiel exploitable, dans plusieurs modèles testés, c'est la seule variable qui amélioré le benchmark au lieu de le détériorer.

5.3. Prévisions Saisonnières

Les prévisions saisonnières sont réalisées en utilisant les méthodes de régression linéaire et du Machine Learning. Les données satellite sont intégrées à ces deux méthodes et les performances avec les modèles benchmark sont comparées.

5.3.1. Régression Linéaire pour les prévisions saisonnières

Les données utilisées sont calculées pour chaque bassin versant, dans un horizon de 30, 60, 90 et 120 jours. Deux bassins versants sont étudiés avec plus de détails pour l'horizon à 30 jours, afin d'apprécier les performances des modèles sur toute l'année.

Etude de cas : Ferden

Premièrement, Ferden est étudié car c'est un bassin versant pour lequel les prévisions saisonnières sont performantes. La Figure 62 décrit la performance annuelle moyenne des modèles testés :

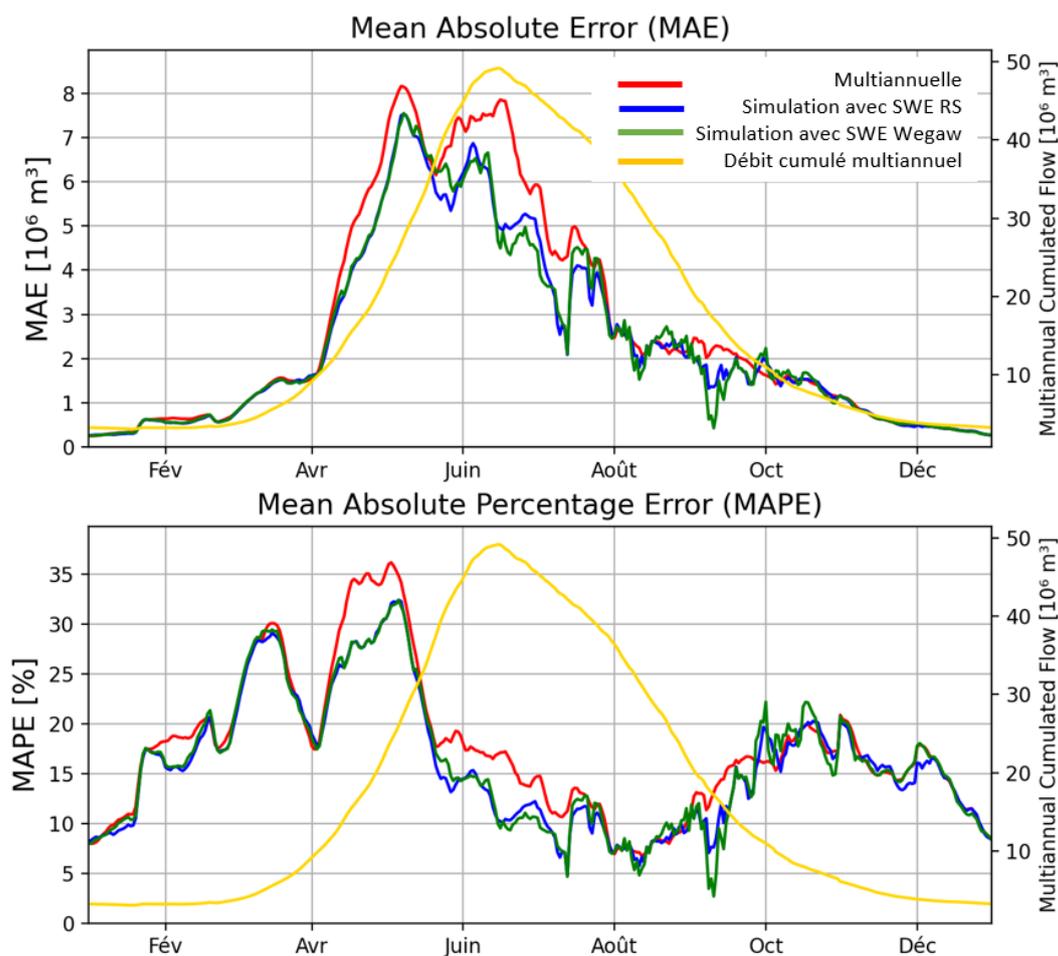


Figure 62 : Performance annuelle en MAE et MAPE pour les prévisions saisonnières à Ferden dans un horizon de 30 jours.

		SWE RS	SWE W
Janvier	1.2	16.2 %	15.6 %
Février	1.3	22.0 %	21.3 %
Mars	2.2	32.0 %	31.2 %
Avril	5.7	28.4 %	28.8 %
Mai	13.0	24.7 %	25.6 %
Juin	18.4	13.6 %	13.0 %
Juillet	16.0	11.0 %	11.5 %
Août	11.2	9.8 %	11.4 %
Septembre	5.9	16.4 %	15.8 %
Octobre	3.2	22.3 %	23.4 %
Novembre	2.3	19.7 %	20.0 %
Décembre	1.3	16.9 %	15.9 %
MOYENNE		17.3 %	17.7 %

Tableau 14 : Performance de prévision saisonnière d'apport dans 30 jours exprimée par le MAPE pour les différents modèles de régression à Ferden.

Le Tableau 14 correspond à la moyenne mensuelle des valeurs observées dans la Figure 62. Il montre que le modèle de régression linéaire performe mieux pour les mois de Juin, juillet et Août. Ces mois correspondent à la période de fonte, où les débits sont les plus forts. L'intégration des données de SWE de Wegaw ne semble pas améliorer le modèle de manière significative pour ce bassin versant à l'horizon 30 jours.

La Figure 63 présente les prévisions saisonnières de Ferden à 30 jours. Les débits sont caractéristiques d'un bassin versant glaciaire, avec un pic annuel. Il y a une forte similarité entre les deux modèles, bien que l'année 2018-2019 semble mieux prédite par le modèle Wegaw.

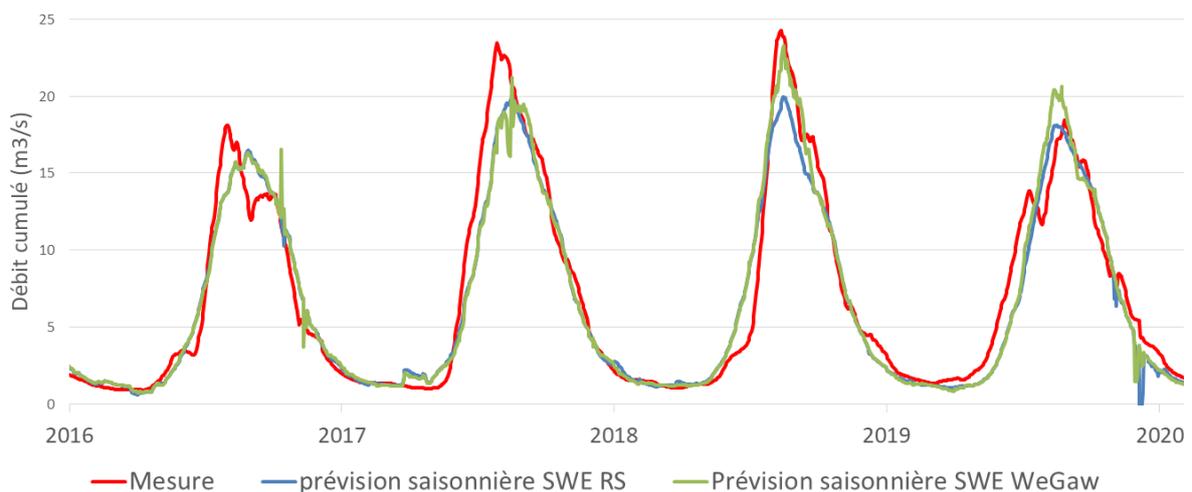


Figure 63 : Série temporelle de prévisions saisonnières par régression à Ferden dans 30 jours. La courbe verte représente les résultats du modèle SWE Wegaw, la courbe bleue du modèle SWE RS et la courbe rouge représente la mesure de débit cumulé.

Etude de cas : Gruyère

Les résultats pour Gruyère sont détaillés car c'est un bassin avec un régime nivo-pluvial, dont les débits sont déterminés non seulement par la fonte de la neige mais aussi fortement par les précipitations.

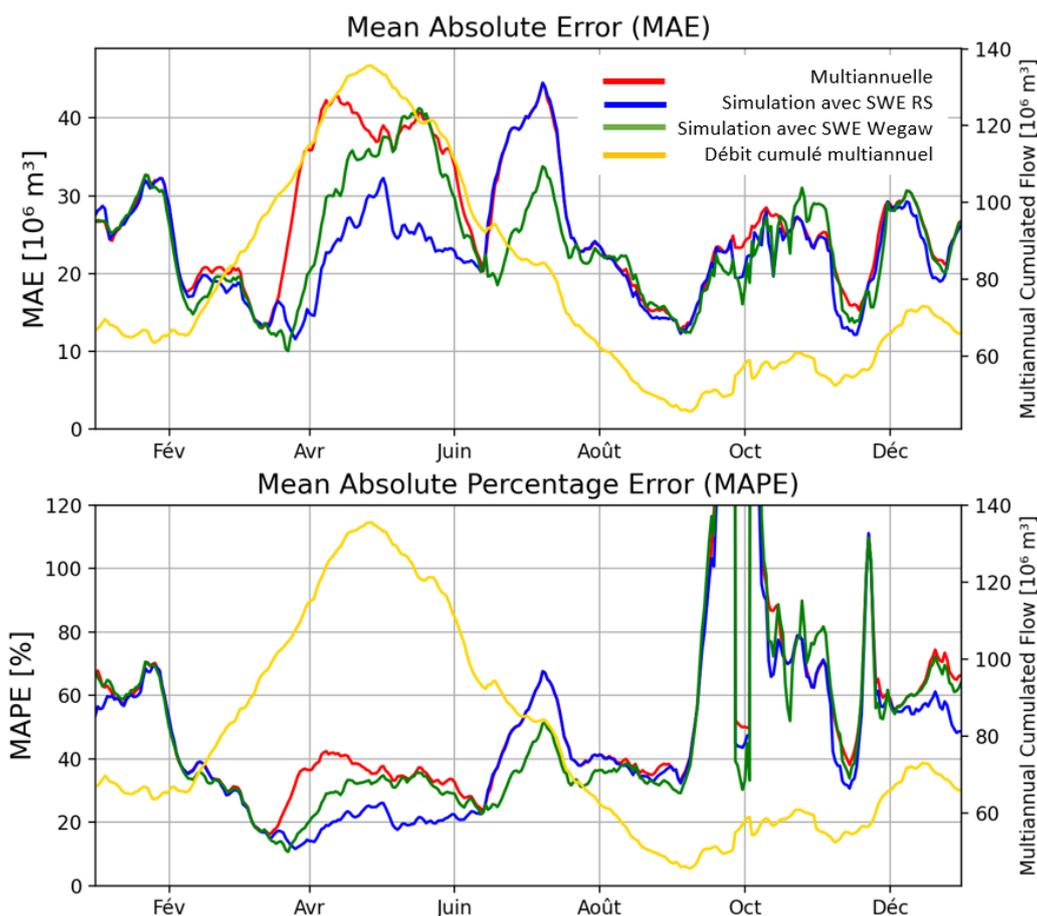


Figure 64 : Performance annuelle en MAE et MAPE pour les prévisions saisonnières à Gruyère dans un horizon de 30 jours.

		Persistance	régression SWE RS	régression SWE W	régression Température	régression Précipitation
Janvier	25.6	65.2 %	77.6 %	78.8 %	67.4 %	68.6 %
Février	28.0	47.4 %	46.4 %	45.5 %	38.7 %	36.8 %
Mars	38.1	37.4 %	22.5 %	20.4 %	22.7 %	28.1 %
Avril	49.6	27.4 %	27.0 %	34.7 %	35.4 %	36.7 %
Mai	47.8	33.5 %	24.7 %	36.1 %	32.4 %	36.8 %
Juin	36.5	57.0 %	43.4 %	40.9 %	52.8 %	38.2 %
Juillet	29.0	58.2 %	61.1 %	61.3 %	66.8 %	43.0 %
Août	20.9	60.8 %	39.9 %	44.2 %	40.1 %	37.6 %
Septembre	19.1	102.2 %	166.1 %	161.0 %	147.2 %	112.6 %
Octobre	22.7	65.6 %	146.4 %	165.3 %	160.7 %	68.9 %
Novembre	21.9	59.9 %	64.8 %	68.1 %	71.9 %	58.5 %
Décembre	26.9	66.0 %	74.5 %	73.9 %	77.1 %	65.8 %
MOYENNE	toute l'année	56.7 %	66.2 %	69.2 %	67.8 %	52.6 %

Tableau 15 : Performance de prévision saisonnière d'apport dans 30 jours exprimée par le MAPE pour les différents modèles de régression à Gruyère.

La régression pour le SWE est meilleure pour les mois de Mars et Avril et Mai, tel qu'observé Figure 64 et le Tableau 16. Cependant, la prévision laisse à désirer le reste de l'année : elle est moins performante que la persistance.

L'ajout du SWE de Wegaw améliore les résultats de 1 à 2% pour les mois de mars et avril par rapport au SWE RS ; Le reste de l'année, il est 2 à 12% moins performant. La Figure 65 montre en effet que le modèle SWE RS semble mieux capturer certains pics durant la période de fonte. Une large part d'incertitude est due aux précipitations qui impactent beaucoup le débit de Gruyère. Certains pics ne sont en effet pas du tout prédits, ils correspondent à une période de précipitations élevées.

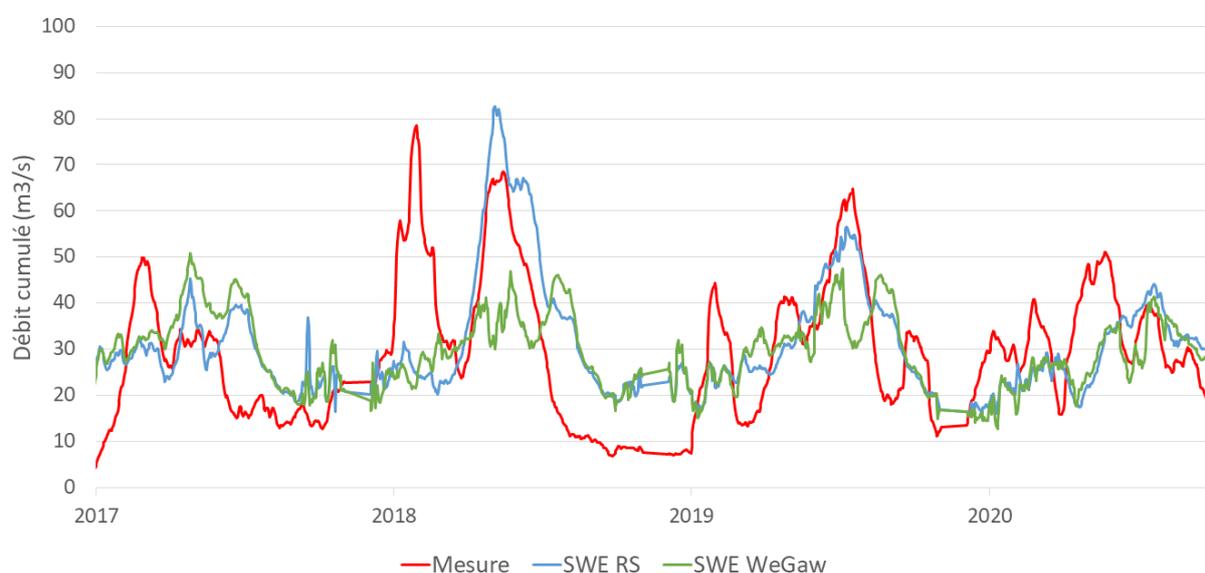


Figure 65 : Série temporelle de prévisions saisonnières par régression à Gruyère dans 30 jours. La courbe verte représente les résultats du modèle SWE Wegaw, la courbe bleue du modèle SWE RS et la courbe rouge représente la mesure de débit cumulé.

Par ailleurs, Des essais ont été réalisés pour tenter d'améliorer le modèle, dont les résultats sont dans le Tableau 15. Des régressions par la température et la précipitation cumulée des 30 derniers jours ont été testées, et il s'avère qu'elle performant mieux que la régression par le SWE hormis la période de fonte. Ceci montre une potentielle piste d'amélioration du modèle opérationnel de prévisions saisonnières.

Résultats pour tous les bassins versant

Le Tableau 16 récapitule les performances des 3 modèles testés : la multi annuelle, la prévision par régression linéaire avec le SWE de RS, et la prévision par régression linéaire avec le SWE hybride (RS + Wegaw) pour des horizons de 30, 60, 90 et 120 jours. Les résultats détaillés pour chaque

bassin versant sont en Annexe.

Afin d'avoir une idée de l'efficacité du modèle de manière globale, le MAPE est calculé sur l'ensemble d'une période de Février à Juillet. Le SWE ayant des valeurs très faibles voire nulle après la fonte des neiges (souvent en fin juillet), les indicateurs sont calculés du 1^{er} Février au 15 Juillet. Par ailleurs, les débits cumulés faibles ne sont pas pris en compte dans le calcul, car le MAPE est très sensible aux erreurs dans les petits débits.

	Arve	Bortelsee	Ferden	Gletsch	Godet	Hongrin	Kummenbord	Gruyere	Joux	Zeuzier	
Multi annuelle	27.28	32.58	21.12	34.08	25.41	46.13	24.81	37.04	53.95	32.31	30 jours
SW RS	20.32	27.25	18.64	33.62	21.51	35.22	20.05	30.11	33.25	28.11	
SWE WeGaw	20.97	30.12	18.82	33.09	23.19	34.46	19.49	30.62	36.53	29.06	
Multi annuelle	21.94	25.13	16.15	24.84	15.53	31.17	21.22	30.05	40	24.86	60 jours
SW RS	15.5	18.12	13.01	24.65	12.61	24.63	15.75	25.28	26.26	20.49	
SWE WeGaw	15.71	19.42	13.03	23.48	14.59	23.42	13.74	25.68	31.13	21.59	
Multi annuelle	19.46	23.12	13.4	20.52	11.91	28.04	19.89	27.36	32.46	20.48	90 jours
SW RS	13.85	22.15	9.43	19.73	9.31	22.36	13.1	24.2	26.29	15.61	
SWE WeGaw	14.28	22.88	9.41	17.72	10.99	21.54	11.17	24.23	29.03	16.32	
Multi annuelle	17.51	22.14	11.25	17.09	10.94	25.87	17.57	25.45	29.4	15.81	120 jours
SW RS	12.61	19.15	7.53	16.19	8.23	21	10.44	22.78	24.54	11.12	
SWE WeGaw	13.18	19.3	7.68	15.08	9.52	20.15	9.22	21.93	25.89	10.99	

Tableau 16 : Performance des modèles de prévisions saisonnières à 30, 60, 90 et 120 jours. L'indicateur utilisé est le MAPE [%], calculé pour les valeurs de débits cumulés supérieures au 15^{ème} percentile et pour la période du 1^{er} Février au 1^{er} Août.

Les modèles de régression linéaire est plus performante que la courbe multi annuelle pour tous les bassins versants. Les améliorations sont de l'ordre de 1 à 20% ; la méthode semble mieux fonctionner pour les bassins de Joux (-20%), Hongrin (-10%) et pour Arve (-7%). Le bassin qui présente le moins d'amélioration est Gletsch (-1%), suivi de Ferden (-3%).

La performance entre le modèle RS et le modèle hybride est variable. D'une part, les bassins versants avec le plus de potentiel sont Kummenbord, Hongrin et Gletsch: Ils présentent une amélioration constante avec les données Wegaw, peu importe l'horizon de prévision. Kummenbord, voit son erreur réduite de 1 à 3%, Hongrin de 1% et Gletsch de 1 à 2%. D'autre part, les bassins versants d'Arve, Bortelsee, Ferden, Godet, Gruyère Joux et Zeuzier ne présentent peu ou pas d'améliorations sur la période de fonte en intégrant les données satellite de SWE.

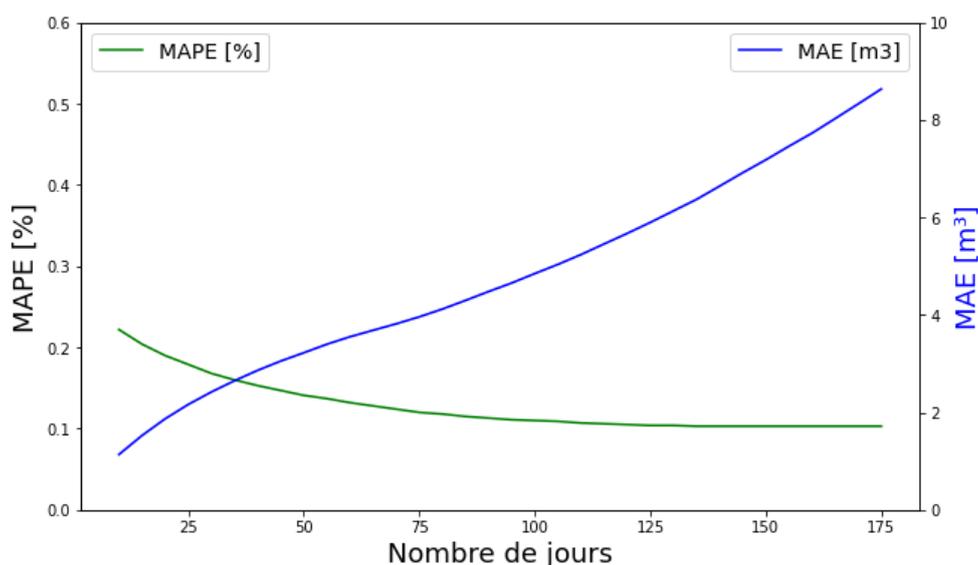


Figure 66 : Evolution des erreurs à Ferden en fonction de l'horizon de prévision pour la méthode de régression linéaire du débit cumulé par le SWE.

Il est important de noter que le MAPE diminue avec l'horizon de prévisions (30, 60, 90 ou 120), tel que observé dans Figure 66. Ceci s'explique par le fait que les débits soient cumulés sur de plus grande période, ainsi l'incertitude sur le débit est réduite, et l'écart entre la prévision et les mesures est proportionnellement réduit. En réalité, bien que l'erreur MAPE diminue, l'erreur en MAE augmente car les valeurs de débits cumulés sont plus élevées quand le débit est cumulé sur de plus longues périodes.

5.3.2. Machine Learning pour les prévisions saisonnières

Le Machine Learning est utilisé pour réaliser des prévisions saisonnières aux bassins versants de Ferden et de Gruyère pour un horizon de 30 jours.

Etude de cas : Ferden

		Régression SWE RS	SWE RS ML	SWE WEGAW ML	Hybride (ML+RS)
Janvier	1.2	16.2 %	40.7 %	43.6 %	17.1 %
Février	1.3	22.0 %	49.4 %	53.0 %	22.9 %
Mars	2.2	32.0 %	48.6 %	47.0 %	29.6 %
Avril	5.7	28.4 %	37.4 %	37.6 %	27.3 %
Mai	13.0	24.7 %	25.2 %	24.4 %	26.6 %
Juin	18.4	13.6 %	17.2 %	17.4 %	15.5 %
Juillet	16.0	11.0 %	11.5 %	12.6 %	12.9 %
Août	11.2	9.8 %	17.3 %	17.7 %	10.5 %
Septembre	5.9	16.4 %	38.5 %	36.5 %	20.3 %
Octobre	3.2	22.3 %	23.7 %	26.0 %	28.8 %
Novembre	2.3	19.7 %	21.6 %	20.1 %	23.6 %
Décembre	1.3	16.9 %	37.5 %	34.2 %	15.9 %
MOYENNE		17.3 %	24.5 %	24.4 %	18.8 %

Tableau 17 : Performance (MAPE [%]) des modèles de prévisions saisonnières à 30 jours à Ferden avec du Machine Learning.

Le Tableau 17 résume les résultats des prévisions saisonnières avec du ML à Ferden. Les résultats de la régression linéaire sont présents pour déterminer si le ML est meilleure que la régression. Le Machine Learning pour les prévisions saisonnières ne bat pas la méthode de régression linéaire pour le bassin versant de Ferden. Ceci est probablement dû au fait que les débits sont très similaires chaque année vu que la période de fonte ne varie pas beaucoup, rendant la prévision par une régression plus simple. Le seul modèle qui se rapproche considérablement du modèle de régression est le modèle Hybride, qui utilise en entrée les prévisions de la régression.

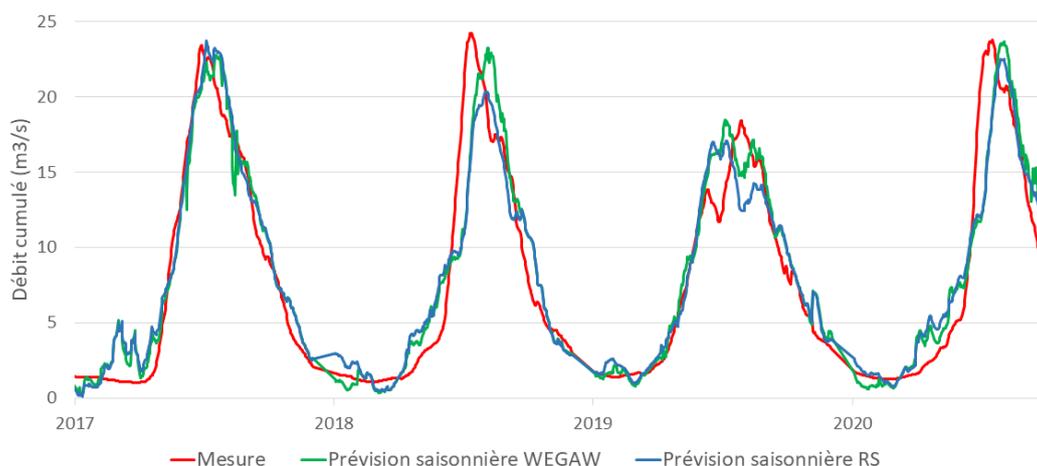


Figure 67 : Série temporelle de prévisions saisonnières par ML à Ferden dans 30 jours. La courbe verte représente les résultats du modèle SWE Wegaw, la courbe bleue du modèle SWE RS et la courbe rouge représente la mesure de débit cumulé.

De plus, l'intégration du SWE Wegaw dans le modèle ne semble pas modifier le modèle ; il est légèrement moins bon que le modèle avec le SWE RS. Ainsi, l'intégration du SWE de Wegaw dans des prévisions saisonnières avec du ML ne présente pas de valeur ajoutée. Ceci est confirmé dans la Figure 67 qui montre que les différences entre les deux prévisions sont très légères.

Etude de cas : Gruyère

		PERSISTANCE	régression SWE RS	SWE RS ML	SWE WEGAW ML	Hybride (ML + RS)
Janvier	25.6	65.2 %	77.6 %	68.7 %	73.4 %	59.7 %
Février	28.0	47.4 %	46.4 %	53.0 %	52.0 %	38.1 %
Mars	38.1	37.4 %	22.5 %	22.2 %	22.4 %	21.9 %
Avril	49.6	27.4 %	27.0 %	24.8 %	28.8 %	22.9 %
Mai	47.8	33.5 %	24.7 %	24.2 %	27.6 %	22.3 %
Juin	36.5	57.0 %	43.4 %	32.5 %	29.7 %	35.2 %
Juillet	29.0	58.2 %	61.1 %	38.2 %	42.3 %	46.3 %
Août	20.9	60.8 %	39.9 %	45.1 %	51.7 %	48.2 %
Septembre	19.1	102.2 %	166.1 %	127.2 %	154.1 %	142.0 %
Octobre	22.7	65.6 %	146.4 %	37.3 %	43.3 %	41.1 %
Novembre	21.9	59.9 %	64.8 %	67.2 %	69.2 %	62.4 %
Décembre	26.9	66.0 %	74.5 %	53.7 %	61.3 %	54.8 %
MOYENNE		56.7 %	66.2 %	49.5 %	54.6 %	49.6 %

Tableau 18 : Performance (MAPE [%]) des modèles de prévisions saisonnières à 30 jours à Ferden avec du Machine Learning.

Le Tableau 18 présente les résultats du Machine Learning ainsi que de la régression par d'autres variables que le SWE. Comme pour la régression linéaire, le SWE est un bon prédicteur pour les mois de Mars, Avril et Mai. Le SWE de Wegaw ne semble pas du tout être un bon prédicteur pour ce bassin versant : le MAPE est de 54.6% sur toute l'année, par rapport à 49.5% pour le modèle RS.

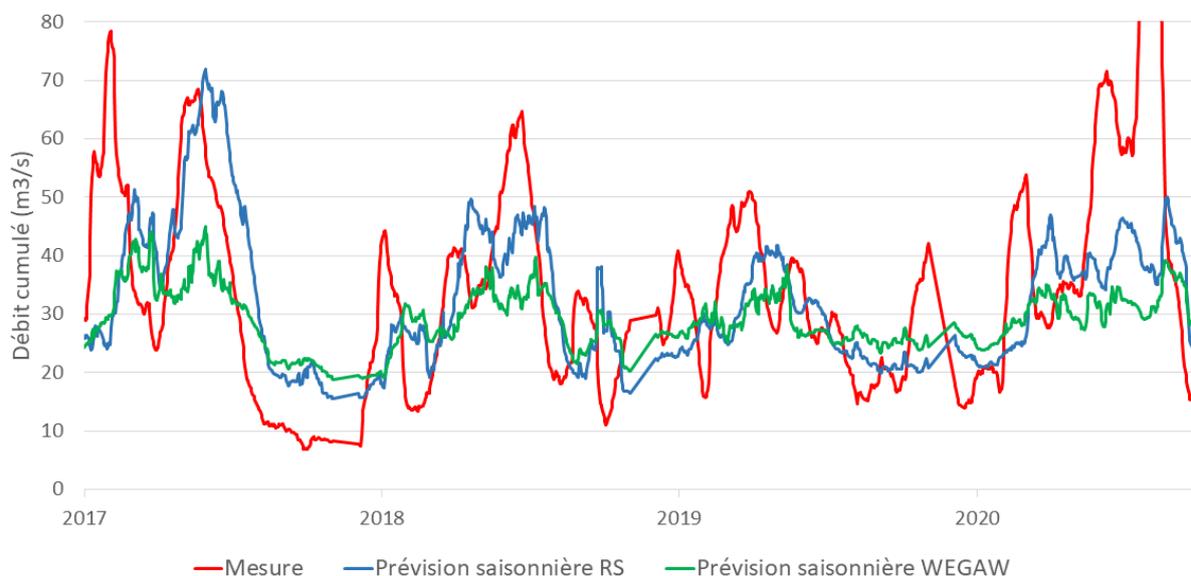


Figure 68 : Série temporelle de prévisions saisonnières par ML à Gruyère dans 30 jours. La courbe verte représente les résultats du modèle SWE Wegaw, la courbe bleue du modèle SWE RS et la courbe rouge représente la mesure de débit cumulé.

Un aperçu de la prévision dans la Figure 68 montre que de nombreux évènements ne sont pas prédits par le Machine Learning. Ceci est probablement dû au fait qu'il y a une forte incertitude liée à la météorologie. Tout de même, pour ce bassin versant, c'est le Machine Learning qui performe mieux que la régression linéaire. Notamment, parmi les modèles de Machine Learning, ce sont les modèles qui utilisent en entrée les résultats de la prévision de la régression linéaire qui sont les meilleurs.

5.3.3. Synthèse et discussion pour les prévisions saisonnières

Prévision saisonnières par régression

La méthode de régression performe bien pour les bassins versants à régime glaciaire ou nival. Comme attendu, les améliorations de prévision ont lieu majoritairement durant la période de fonte (mois de mai à Juillet, varie en fonction des bassins versant) lorsque la fonte de la neige est un processus de formation du débit. En effet, il y a en moyenne une amélioration de variant de 1 à 20% en fonction des bassins versants pour la période de fonte par rapport à la courbe multi annuelle

ou à la persistance.

La valeur ajoutée des données de Wegaw n'est pas uniforme sur tous les bassins versants et sur tous les horizons de temps. Les bassins versants de Kummenbord, Hongrin et Gletsch présentent des améliorations après intégration des données satellite, tandis que Arve, Bortelsee, Ferden, Godet, Gruyère Joux et Zeuzier sont moins performants. Lorsqu'il y a des améliorations, elles sont relativement faibles, de l'ordre de de quelques pourcents (moins de 5%).

Prévision saisonnière par Machine Learning

L'intégration du SWE de Wegaw à Gruyère et Ferden n'a pas amélioré les performances. Pour Gruyère, elles réduisent la performance de 4% durant la période de fonte, et de 6% durant toute l'année par rapport au modèle contenant le SWE de RS. A Ferden, le modèle qui intègre le SWE de Wegaw est ex-aequo avec le modèle RS.

Les résultats montrent aussi qu'il y a un potentiel d'amélioration pour le Machine Learning dans les prévisions saisonnières à horizon de 30 jours, surtout hors de la période de fonte, qui ne sont pas bien prédit par le SWE.

6. Conclusion

6.1. Synthèse

Durant ce projet de Master, le potentiel de Snow Water Equivalent issues de Sentinel-2 a été exploré dans le cadre de prévisions saisonnières et de prévisions à court terme pour plusieurs bassins versants de barrages Alpins en Suisse. Les performances des prévisions intégrant les mesures satellite de SWE ont été comparées avec des prévisions intégrant des données de SWE modélisées par un modèle de neige, ainsi qu'avec un modèle benchmark qui correspond à la persistance (débit actuel donné comme prévision) ou à la moyenne inter annuelle de débit.

Les prévisions à court terme réalisées par simulation pluie-débit présentent des performances variables selon les bassins versants après intégration de mesures satellite de SWE. L'utilisation d'un réseau neuronal de type Multi-Layer Perceptron (MLP) pour des prévisions à horizon de 24h au pas de temps horaire présente des améliorations de l'ordre de 1 à 2% après intégration des données satellite.

Les prévisions saisonnières sont réalisées dans un horizon de 30 à 120 jours par une méthode de régression linéaire « journalière » des apports futurs par le SWE présente des améliorations légères pour 3 bassins versants sur 10. Un MLP utilisant en entrée le SWE et des variables hydro-climatiques, ne présente pas d'amélioration significative après intégration des mesures satellite pour un horizon de prévision de 30 jours.

6.2. Réponses aux questions de recherche

Quelle est la représentativité des données SWE issues de satellite et de modélisation par rapport aux données terrain ?

Les données satellite de SWE semblent représenter correctement les périodes d'accumulation et de fonte de neige, au vu de la correspondance des pics simulés par RS. En fin de saison, certains bassins versants comme Kummenbord présentent des pics de SWE qui disparaissent subitement, ou inversement, le SWE diminue subitement pour remonter quelques jours après, sans corrélation avec des événements de précipitation. Une correction ponctuelle des données SWE est nécessaire pour corriger ces erreurs.

La comparaison entre le SWE de Hydromaps et de RS montrent que la fiabilité de l'amplitude des valeurs est très variable. Il ressort de cette analyse que le SWE de RS doit être utilisé pour calibrer les données de Wegaw aux valeurs peu réalistes. Cette précision variable des mesures est directement observable dans les résultats de l'intégration des données satellite dans les modèles de prévision à long terme et à court terme, qui montrent une certaine hétérogénéité dans la qualité des prévisions. En effet, Pour certains bassins versants une légère amélioration de l'ordre de quelques pourcents est observables : Hongrin pour les prévisions à court terme ; Kummenbord, Gletsch et Hongrin pour les prévisions saisonnières. Cependant, pour d'autres bassins versant, le phénomène inverse prend place, c'est-à-dire que les prévisions sont détériorées par l'intégration du SWE satellite, notamment à Gruyère et surtout à Joux.

En quoi l'assimilation de mesures satellite SWE apporte-t-elle une amélioration de performance pour la prévision à court-terme d'apport d'eau ?

Les améliorations de modèles de prévision à court terme suite à l'intégration de données satellite sont très légères et variables. Pour la simulation pluie-débit, les modèles intégrant le SWE satellite ne présentent pas d'améliorations systématiques et significatives. A noter que les améliorations de prévisions sont *potentielles*: seul des calibrations de modèles ont été réalisées (pas de mise à jour), en ayant l'hypothèse qu'un modèle mieux calibré implique une meilleure prévision.

Dans le cas du Machine Learning, l'intégration du SWE satellite semble améliorer légèrement le modèle benchmark. Bien que l'amélioration soit de l'ordre de 1 à 2%, ces résultats sont

encourageants, surtout que l'ajout du SWE de RS ne provoque pas d'amélioration lors de l'intégration dans le ML. En fait, le SWE de Wegaw est la seule variable qui améliore le modèle benchmark lorsqu'on le rajoute aux variables déjà présentes dans le benchmark (variables hydrologiques prévisionnelles calculées par simulation sur RS).

En quoi l'assimilation de mesures satellite SWE apporte-t-elle une amélioration de performance pour la prévision saisonnière d'apport d'eau ?

Au total, sur 10 bassins versants étudiés, seul 3 présentent des améliorations. La valeur ajoutée des données de Wegaw n'est pas uniforme sur tous les bassins versant, et varie durant l'année. Les améliorations ont lieu durant la période de fonte, et sont de l'ordre de quelques pourcents. En général, l'horizon de prévision (30,60, 90 ou 120 jours) impacte la performance des modèles de manière équivalente : pour chaque bassin versant, c'est un seul modèle qui domine peu importe l'horizon.

L'intégration du SWE de Wegaw à Gruyère et Ferden n'a pas amélioré les performances. Pour Gruyère, elle dégrade la performance de 4% durant la période de fonte, et de 6% durant toute l'année par rapport au modèle contenant le SWE de RS. A Ferden, le modèle qui intègre le SWE de Wegaw est ex-équivalent au modèle RS.

6.3. Perspectives

6.3.1. Prévisions à court terme

Pour l'instant, la valeur ajoutée des données satellite telles qu'intégrées dans RS ou dans le ML pour des prévisions à court terme n'est pas suffisamment grande pour une utilisation en opérationnel.

Le modèle utilisé pour intégrer le SWE satellite dans RS pourrait être amélioré. Notamment, une mise à jour du modèle de neige à une fréquence différente pourrait être considérée, par exemple une fois par semaine au lieu d'une fois par jour. Par ailleurs, il SWE pourrait être utilisé en complémentarité avec le Melting SWE Coverage (MSC) pour déterminer un nouveau seuil de fonte.

Le Machine Learning intégrant des données de SWE de Wegaw a montré du potentiel. D'autres bassins versants pourraient être testés à Hongrin et à Kummenbord, qui présentent un potentiel élevé.

6.3.2. Prévisions saisonnières

Améliorations de la qualité et de l'historique des mesures satellite

Les méthodes probabilistes ne sont pas optimales à ce stade pour une série temporelle aussi courte (4 ans). La méthode de régression linéaire doit se baser au minimum sur 8 années consécutives de données de SWE Wegaw, afin d'avoir suffisamment de données pour réaliser des essais avec validation croisée, ou 6 années consécutives pour réaliser des essais sans validation. En effet, en dessous de 6 points pour la régression linéaire, la prévision devient très volatile, un phénomène de sur-ajustement est observé. Ainsi, il faudrait attendre quelques années afin d'avoir à disposition une série temporelle plus longue de mesures satellite pour réaliser des prévisions saisonnières grâce à des méthodes probabilistes.

De plus, afin d'améliorer la qualité de leurs données, Wegaw pourrait procéder à une calibration de leurs données via des échantillonnages des zones d'intérêt par drone. Ceci est déjà le cas pour Kummenbord, qui présente des améliorations des prévisions saisonnières avec les données satellite.

Ainsi, une série temporelle élargie couplée avec une meilleure calibration des données satellite pourrait être propice à une meilleure qualité des prévisions saisonnières, et potentiellement une amélioration des modèles opérationnels.

Améliorations des modèles opérationnels de prévision saisonnière

La prévision à long terme par le SWE se prête bien aux bassins versants qui ont un régime glaciaire ou nival. Pour ces bassins versants, la méthode de régression fonctionne mieux que le Machine Learning. Par contre, afin d'avoir une prévision de bonne qualité durant toute l'année, il faudrait combiner les résultats d'une régression linéaire par le SWE avec les prévisions des régressions par la précipitation et la température.

Pour les bassins versants dont le régime est plus complexe, les résultats de la régression sont moins performants, surtout hors de la période de fonte. Pour ces bassins versants plus complexes, ainsi que pour tous les autres bassins versants, le Machine Learning présente un potentiel d'amélioration conséquent. La prochaine étape serait de créer des modèles Machine Learning qui intègrent les prévisions issues de la régression par des variables comme la température ou la précipitation.

Finalement, Les prévisions saisonnières réalisées dans ce projet de master n'intègrent pas données de prévisions météorologiques ou climatiques. L'intégration de prévisions à moyen terme ou d'indicateurs saisonniers de climats est une piste possible d'amélioration (Bierkens and Beek, 2009; Svensson et al., 2015) des modèles saisonniers.

7. Références

- Apel, H., Abdykerimova, Z., Agalhanova, M., Baimaganbetov, A., Gavrilenko, N., Gerlitz, L., Kalashnikova, O., Unger-Shayesteh, K., Vorogushyn, S., Gafurov, A., 2018. Statistical forecast of seasonal discharge in Central Asia using observational records: development of a generic linear modelling tool for operational water resource management. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 22, 2225–2254. <https://doi.org/10.5194/hess-22-2225-2018>
- Auer, M., Meister, R., Stoffel, A., Weingartner, R., 2004. Analyse und Darstellung der mittleren monatlichen Schneehöhen in der Schweiz. *Wasser Energ. Luft* 6.
- Bierkens, M.F.P., Beek, L.P.H. van, 2009. Seasonal Predictability of European Discharge: NAO and Hydrological Response Time. *J. Hydrometeorol.* 10, 953–968. <https://doi.org/10.1175/2009JHM1034.1>
- Brodzik, M.J., 2004. Snow water equivalent is the water content obtained from melting a sample of snow 2.
- Chiang, Y.-M., Chang, F.-J., 2009. Integrating hydrometeorological information for rainfall-runoff modelling by artificial neural networks. *Hydrol. Process.* 23, 1650–1659. <https://doi.org/10.1002/hyp.7299>
- Dadic, R., Mott, R., Lehning, M., Burlando, P., 2010. Wind influence on snow depth distribution and accumulation over glaciers. *J. Geophys. Res. Earth Surf.* 115. <https://doi.org/10.1029/2009JF001261>
- Delbart, N., Dunesme, S., Lavie, E., Madelin, M., Goma, R., 2015. Remote sensing of Andean mountain snow cover to forecast water discharge of Cuyo rivers. *J. Alp. Res. Rev. Géographie Alp.* <https://doi.org/10.4000/rga.2903>
- Documentation interne Hydrique Ingénieurs, 2021. Operational Hydrological Forecast at Hydrique - Main concepts.
- Documentation interne Hydrique Ingénieurs, 2012. RS 3.0 – User’s guide.
- Dong, J., Walker, J.P., Houser, P.R., Sun, C., 2007. Scanning multichannel microwave radiometer snow water equivalent assimilation. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 112. <https://doi.org/10.1029/2006JD007209>
- Dozier, J., Bair, E.H., Davis, R.E., 2016. Estimating the spatial distribution of snow water equivalent in the world’s mountains. *WIREs Water* 3, 461–474. <https://doi.org/10.1002/wat2.1140>
- Easey, J., Prudhomme, C., Hannah, D.M., 2006. Seasonal forecasting of river flows: a review of the state-of-the-art 5.
- Engel, M., Notarnicola, C., Endrizzi, S., Bertoldi, G., 2017. Snow model sensitivity analysis to understand spatial and temporal snow dynamics in a high-elevation catchment. *Hydrol. Process.* 31, 4151–4168. <https://doi.org/10.1002/hyp.11314>
- Farfán, J.F., Palacios, K., Ulloa, J., Avilés, A., 2020. A hybrid neural network-based technique to improve the flow forecasting of physical and data-driven models: Methodology and case studies in Andean watersheds. *J. Hydrol. Reg. Stud.* 27, 100652. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2019.100652>
- Foppa, N., Stoffel, A., Meister, R., 2007. Synergy of in situ and space borne observation for snow depth mapping in the Swiss Alps. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 9, 294–310. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2006.10.001>
- Fundel, F., Zappa, M., 2011. Hydrological ensemble forecasting in mesoscale catchments: Sensitivity to initial conditions and value of reforecasts. *Water Resour. Res.* 47. <https://doi.org/10.1029/2010WR009996>
- Garen, D.C., 1992. Improved Techniques in Regression-Based Streamflow Volume Forecasting. *J.*

- Water Resour. Plan. Manag. 118, 654–670. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1992\)118:6\(654\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1992)118:6(654))
- Harrigan, S., Prudhomme, C., Parry, S., Smith, K., Tanguy, M., 2018. Benchmarking ensemble streamflow prediction skill in the UK. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 22, 2023–2039. <https://doi.org/10.5194/hess-22-2023-2018>
- HYDROmaps [WWW Document], 2015. URL https://hydromaps.ch/#en/8/46.830/8.193/bl_hds/NULL (accessed 6.20.22).
- Information about snow depth - SLF [WWW Document], n.d. URL <https://www.slf.ch/en/avalanche-bulletin-and-snow-situation/snow-maps/information-about-snow-depth.html> (accessed 6.20.22).
- James, T., 2022. WEGAW Snow Depth Product Quality Assessment.
- Jordan, F., 2007. Modèle de prévision et de gestion des crues: optimisation des opérations des aménagements hydroélectriques à accumulation pour la réduction des débits de crue. EPFL, Lausanne. <https://doi.org/10.5075/epfl-thesis-3711>
- Jörg-Hess, S., Fundel, F., Jonas, T., Zappa, M., 2014. Homogenisation of a gridded snow water equivalent climatology for Alpine terrain: methodology and applications. *The Cryosphere* 8, 471–485. <https://doi.org/10.5194/tc-8-471-2014>
- Jörg-Hess, S., Griessinger, N., Zappa, M., 2015. Probabilistic Forecasts of Snow Water Equivalent and Runoff in Mountainous Areas. *J. Hydrometeorol.* 16, 2169–2186. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-14-0193.1>
- Karbou, F., Veyssièrè, G., Coleou, C., Dufour, A., Gouttevin, I., Durand, P., Gascoin, S., Grizonnet, M., 2021. Monitoring Wet Snow Over an Alpine Region Using Sentinel-1 Observations. *Remote Sens.* 13, 381. <https://doi.org/10.3390/rs13030381>
- Kim, Y.-O., Jeong, D.-I., Kim, H.-S., 2001. Improving Water Supply Outlook in Korea with Ensemble Streamflow Prediction. *Water Int.* 26, 563–568. <https://doi.org/10.1080/02508060108686957>
- KWON, H.-H., BROWN, C., XU, K., LALL, U., 2009. Seasonal and annual maximum streamflow forecasting using climate information: application to the Three Gorges Dam in the Yangtze River basin, China / Prévision d'écoulements saisonnier et maximum annuel à l'aide d'informations climatiques: application au Barrage des Trois Gorges dans le bassin du Fleuve Yangtze, Chine. *Hydrol. Sci. J.* 54, 582–595. <https://doi.org/10.1623/hysj.54.3.582>
- Laqrichi, S., 2015. Approach to build realistic models for estimating project effort/cost in an uncertain environment : application to the software development field.
- Laulagnet, 2016. Amélioration des prévisions saisonnières de débit.
- Li, haibin, Lifeng, L., Wood, E.F., Schaake, J., 2009. The role of initial conditions and forcing uncertainties in seasonal hydrologic forecasting [WWW Document]. URL <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1029/2008JD010969> (accessed 6.30.22).
- Lievens, H., Demuzere, M., Marshall, H.-P., Reichle, R.H., Brucker, L., Brangers, I., de Rosnay, P., Dumont, M., Giroto, M., Immerzeel, W.W., Jonas, T., Kim, E.J., Koch, I., Marty, C., Saloranta, T., Schöber, J., De Lannoy, G.J.M., 2019. Snow depth variability in the Northern Hemisphere mountains observed from space. *Nat. Commun.* 10, 4629. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-12566-y>
- Main-Knorn, M., Pflug, B., Louis, J., Debaecker, V., Müller-Wilm, U., Gascon, F., 2017. Sen2Cor for Sentinel-2, in: Bruzzone, L., Bovolo, F., Benediktsson, J.A. (Eds.), *Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIII*. Presented at the Image and Signal Processing for Remote Sensing, SPIE, Warsaw, Poland, p. 3. <https://doi.org/10.1117/12.2278218>
- Manual on flood forecasting and warning, 2011. . World Meteorological Organization, Geneva.
- Marin, C., Bertoldi, G., Premier, V., Callegari, M., Brida, C., Hürkamp, K., Tschiersch, J., Zebisch,

- M., Notarnicola, C., 2020. Use of Sentinel-1 radar observations to evaluate snowmelt dynamics in alpine regions. *The Cryosphere* 14, 935–956. <https://doi.org/10.5194/tc-14-935-2020>
- Nash, J.E., Sutcliffe, J.V., 1970. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *J. Hydrol.* 10, 282–290. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6)
- Notarnicola, C., Duguay, M., Moelg, N., Schellenberger, T., Tetzlaff, A., Monsorno, R., Costa, A., Steurer, C., Zebisch, M., 2013. Snow Cover Maps from MODIS Images at 250 m Resolution, Part 2: Validation. *Remote Sens.* 5, 1568–1587. <https://doi.org/10.3390/rs5041568>
- Orczykowski, T., Tiukało, A., 2016. Retention of Afforestation Areas as Part of Flood Protection - Research Site and Methodology for Headwater Watershad in Poland / Retencja Leśna Zlewni Jako Element Ochrony Przeciwpowodziowej. *Civ. Environ. Eng. Rep.* 20, 59–70. <https://doi.org/10.1515/ceer-2016-0006>
- Pagano, T.C., Garen, D.C., Perkins, T.R., Pasteris, P.A., 2009. Daily Updating of Operational Statistical Seasonal Water Supply Forecasts for the western U.S.1. *JAWRA J. Am. Water Resour. Assoc.* 45, 767–778. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2009.00321.x>
- Painter, T.H., Berisford, D.F., Boardman, J.W., Bormann, K.J., Deems, J.S., Gehrke, F., Hedrick, A., Joyce, M., Laidlaw, R., Marks, D., Mattmann, C., McGurk, B., Ramirez, P., Richardson, M., Skiles, S.M., Seidel, F.C., Winstral, A., 2016. The Airborne Snow Observatory: Fusion of scanning lidar, imaging spectrometer, and physically-based modeling for mapping snow water equivalent and snow albedo. *Remote Sens. Environ.* 184, 139–152. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.06.018>
- Parajka, J., Blöschl, G., 2006. Validation of MODIS snow cover images over Austria. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 10, 679–689. <https://doi.org/10.5194/hess-10-679-2006>
- Perspective saisonnière - MétéoSuisse [WWW Document], 2018. URL https://www.meteosuisse.admin.ch/home/meteo/previsions/perspective-saisonniere.html?filters=CHW_2013_mjj (accessed 3.14.22).
- Qiu, S., Zhu, Z., He, B., 2019. Fmask 4.0: Improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4–8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sens. Environ.* 231, 111205. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.05.024>
- Rajurkar, M.P., Kothyari, U.C., Chaube, U.C., 2004. Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network. *J. Hydrol.* 285, 96–113. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.08.011>
- Richiardi, C., Blonda, P., Rana, F.M., Santoro, M., Tarantino, C., Vicario, S., Adamo, M., 2021. A Revised Snow Cover Algorithm to Improve Discrimination between Snow and Clouds: A Case Study in Gran Paradiso National Park. *Remote Sens.* 13, 1957. <https://doi.org/10.3390/rs13101957>
- Riggs, G.A., Hall, D.K., Román, M.O., 2017. Overview of NASA's MODIS and Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) snow-cover Earth System Data Records. *Earth Syst. Sci. Data* 9, 765–777. <https://doi.org/10.5194/essd-9-765-2017>
- Rittger, K., Painter, T.H., Dozier, J., 2013. Assessment of methods for mapping snow cover from MODIS. *Adv. Water Resour.*, 35th Year Anniversary Issue 51, 367–380. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2012.03.002>
- Rosenberg, E.A., Wood, A.W., Steinemann, A.C., 2011. Statistical applications of physically based hydrologic models to seasonal streamflow forecasts. *Water Resour. Res.* 47. <https://doi.org/10.1029/2010WR010101>
- Saeed, F., Al-Khafaji, M., 2016. Assessing the Accuracy of Runoff Modelling with Different Spectral and Spatial Resolution Data Using SWAT Model. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.35825.99681>

- Salomonson, V.V., Appel, I., 2004. Estimating fractional snow cover from MODIS using the normalized difference snow index. *Remote Sens. Environ.* 89, 351–360. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.10.016>
- Schaeffli, B., Hingray, B., Niggli, M., Musy, A., 2005. A conceptual glacio-hydrological model for high mountainous catchments. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.* 9, 95–109.
- Shortridge, J.E., Guikema, S.D., Zaitchik, B.F., 2016. Machine learning methods for empirical streamflow simulation: a comparison of model accuracy, interpretability, and uncertainty in seasonal watersheds. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 20, 2611–2628. <https://doi.org/10.5194/hess-20-2611-2016>
- Sitterson, J., Knightes, C., Parmar, R., Wolfe, K., Avant, B., Muche, M., 2018. An Overview of Rainfall-Runoff Model Types 10.
- Smith, J., Eli, R.N., 1995. Neural-Network Models of Rainfall-Runoff Process. *J. Water Resour. Plan. Manag.* 121, 499–508. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1995\)121:6\(499\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1995)121:6(499))
- Snow cover extent map - Sentinel Online [WWW Document], 2021. URL <https://sentinel.esa.int/web/success-stories/-/snow-cover-extent-map> (accessed 6.20.22).
- Spring Snow Cover in The Alps [WWW Document], 2016. URL <https://earthobservatory.nasa.gov/images/87753/spring-snow-cover-in-the-alps> (accessed 6.27.22).
- Sturm, M., Taras, B., Liston, G.E., Derksen, C., Jonas, T., Lea, J., 2010a. Estimating Snow Water Equivalent Using Snow Depth Data and Climate Classes. *J. Hydrometeorol.* 11, 1380–1394. <https://doi.org/10.1175/2010JHM1202.1>
- Sturm, M., Taras, B., Liston, G.E., Derksen, C., Jonas, T., Lea, J., 2010b. Estimating Snow Water Equivalent Using Snow Depth Data and Climate Classes. *J. Hydrometeorol.* 11, 1380–1394. <https://doi.org/10.1175/2010JHM1202.1>
- Svensson, C., Brookshaw, A., Scaife, A.A., Bell, V.A., Mackay, J.D., Jackson, C.R., Hannaford, J., Davies, H.N., Arribas, A., Stanley, S., 2015. Long-range forecasts of UK winter hydrology. *Environ. Res. Lett.* 10, 064006. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/10/6/064006>
- Takala, M., Luojus, K., Pulliainen, J., Derksen, C., Lemmetyinen, J., Kärnä, J.-P., Koskinen, J., Bojkov, B., 2011. Estimating northern hemisphere snow water equivalent for climate research through assimilation of space-borne radiometer data and ground-based measurements. *Remote Sens. Environ.* 115, 3517–3529. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.014>
- Tang, Q., Zhang, X., Duan, Q., 2016. Hydrological monitoring and seasonal forecasting: Progress and perspectives [WWW Document]. URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s11442-016-1306-z> (accessed 4.1.22).
- Tian, Y., Xu, Y.-P., Yang, Z., Wang, G., Zhu, Q., 2018. Integration of a Parsimonious Hydrological Model with Recurrent Neural Networks for Improved Streamflow Forecasting. *Water* 10, 1655. <https://doi.org/10.3390/w10111655>
- Vachon, F., De Sève, D., Choquette, Y., Guay, F., 2015. SWE monitoring during the winter and spring melt by combining microwaves remote sensing data, modeling and ground data, in: 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Presented at the 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 5201–5204. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7327006>
- Wardlow, B.D., Anderson, M.C., Verdin, J.P. (Eds.), 2012. Snow Cover Monitoring from Remote-Sensing Satellite: Possibilities for Drought Assessment, in: *Remote Sensing of Drought*. CRC Press, pp. 382–411. <https://doi.org/10.1201/b11863-22>
- Wood, A.W., Lettenmaier, D.P., 2008. An ensemble approach for attribution of hydrologic prediction uncertainty. *Geophys. Res. Lett.* 35. <https://doi.org/10.1029/2008GL034648>
- Wood, A.W., Lettenmaier, D.P., 2006. A Test Bed for New Seasonal Hydrologic Forecasting

- Approaches in the Western United States. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 87, 1699–1712.
<https://doi.org/10.1175/BAMS-87-12-1699>
- Wulf, H., Sassik, B., Milani, G., Leiterer, R., 2020. High-resolution snow depth monitoring for entire mountain ranges, in: 2020 7th Swiss Conference on Data Science (SDS). Presented at the 2020 7th Swiss Conference on Data Science (SDS), pp. 1–4.
<https://doi.org/10.1109/SDS49233.2020.00008>
- Yuan, X., Wood, E.F., Ma, Z., 2015. A review on climate-model-based seasonal hydrologic forecasting: physical understanding and system development. *WIREs Water* 2, 523–536.
<https://doi.org/10.1002/wat2.1088>
- Zhu, S., Luo, X., Xu, Z., Ye, L., 2018. Seasonal streamflow forecasts using mixture-kernel GPR and advanced methods of input variable selection. *Hydrol. Res.* 50, 200–214.
<https://doi.org/10.2166/nh.2018.023>

8. Annexe

8.1. Description des bassins versants

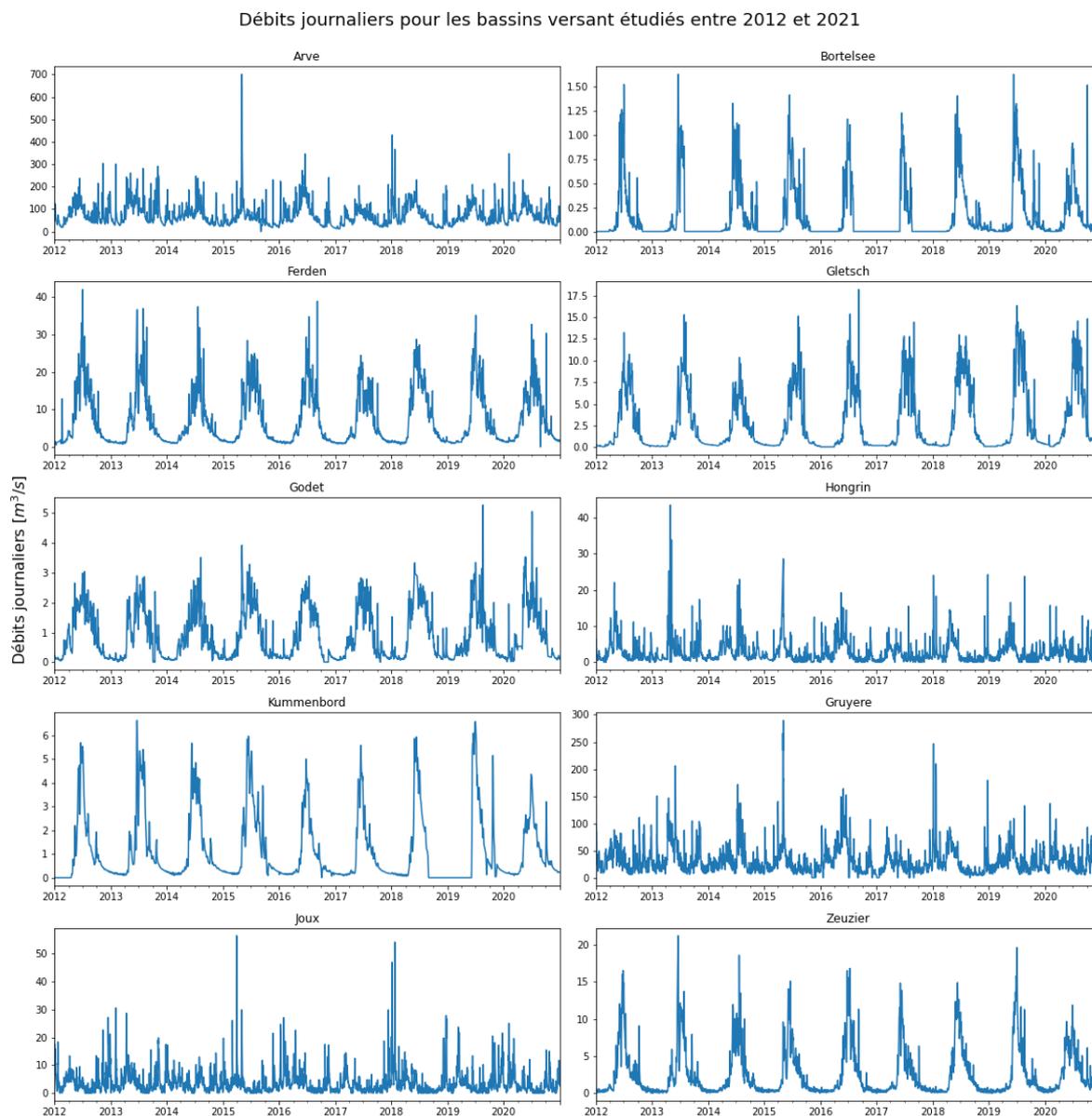


Figure : débits journaliers pour les bassins versants étudiés, période 2011-2021

Débits journaliers pour les bassins versant étudiés entre 2011 et 2021

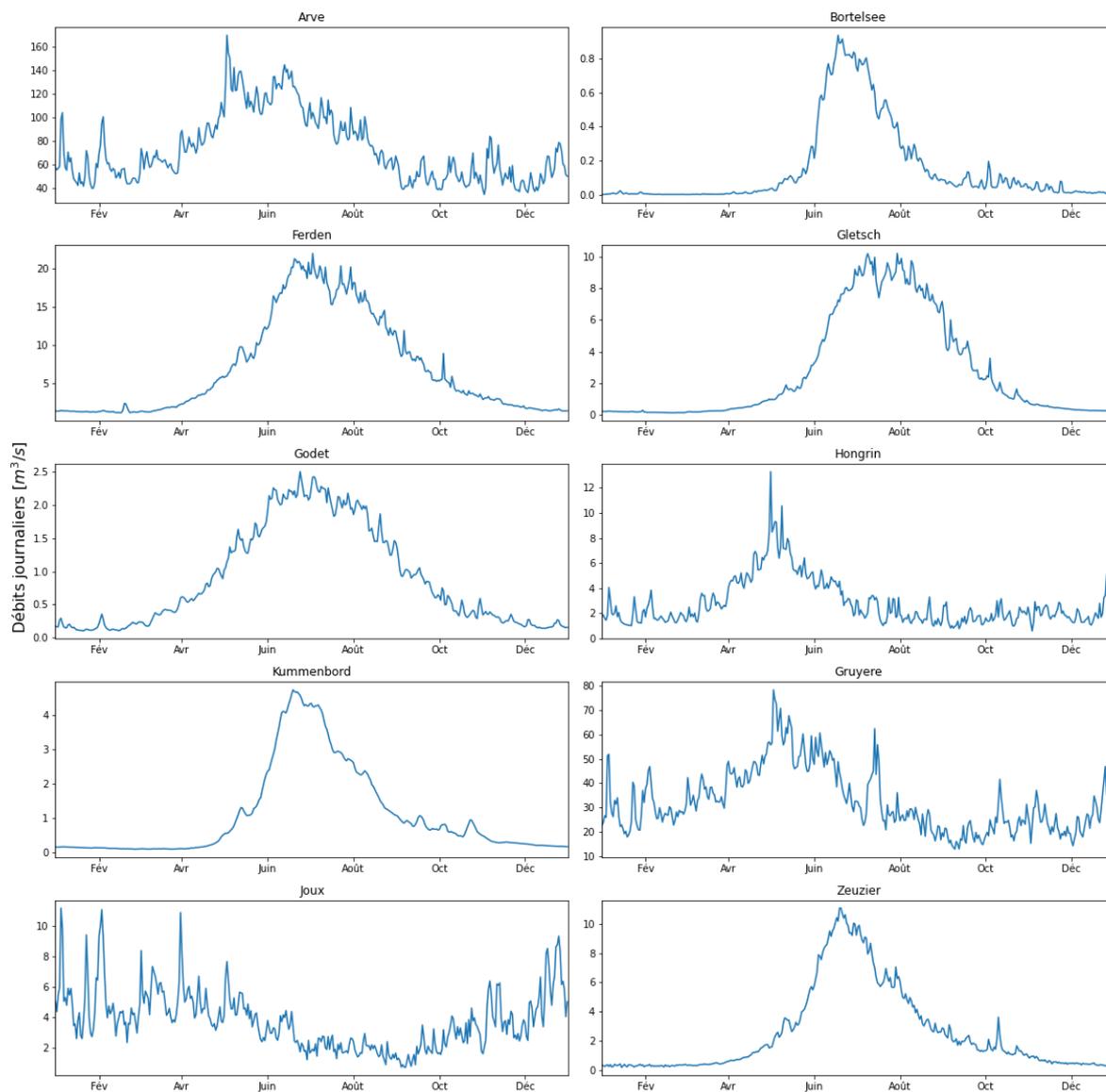


Figure : Débit journalier moyen pour la période 2011-2021 pour les bassins versants étudiés.

8.2. Prévisions saisonnières

Arve

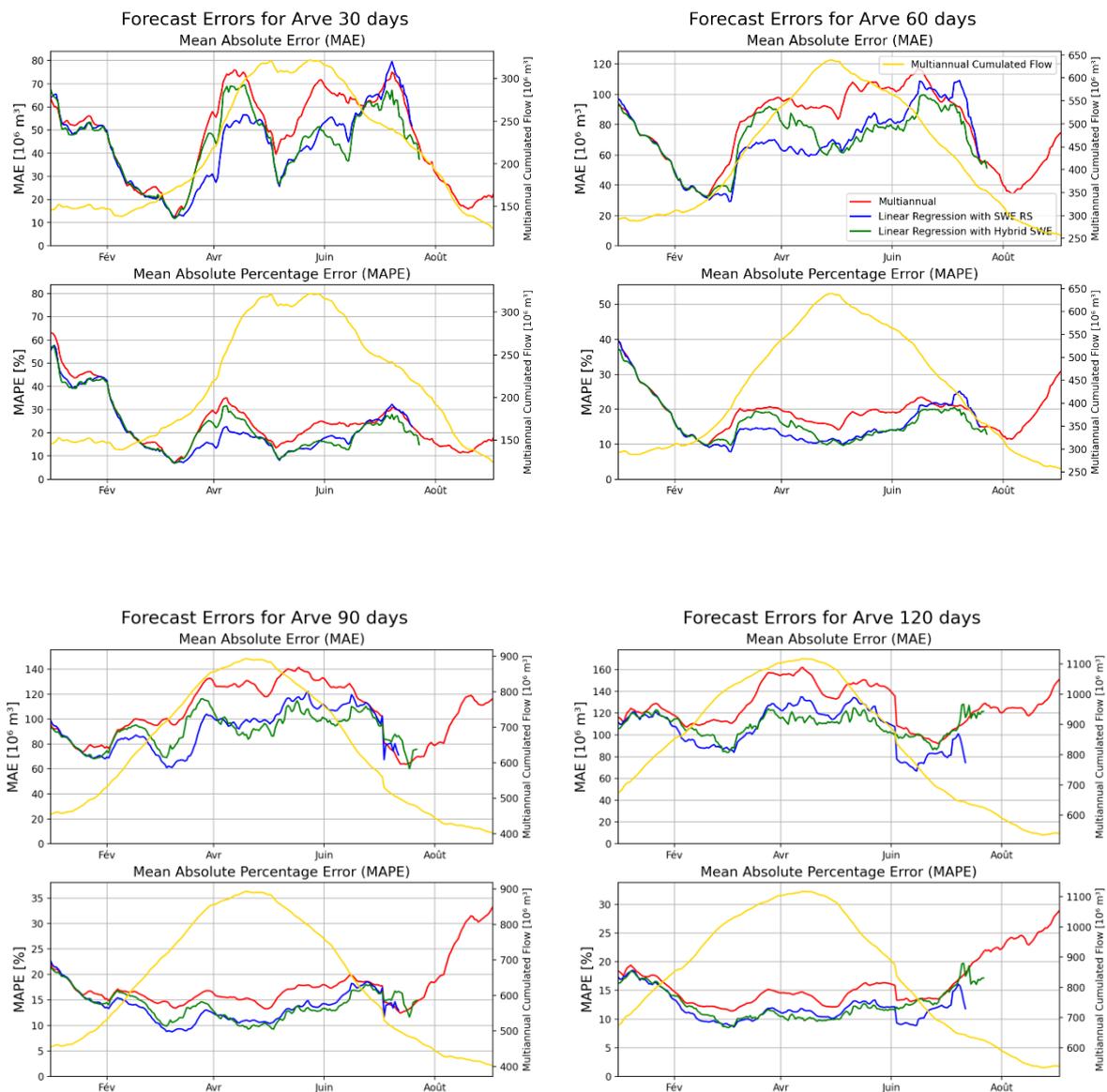


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant d'Arve durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Bortelsee

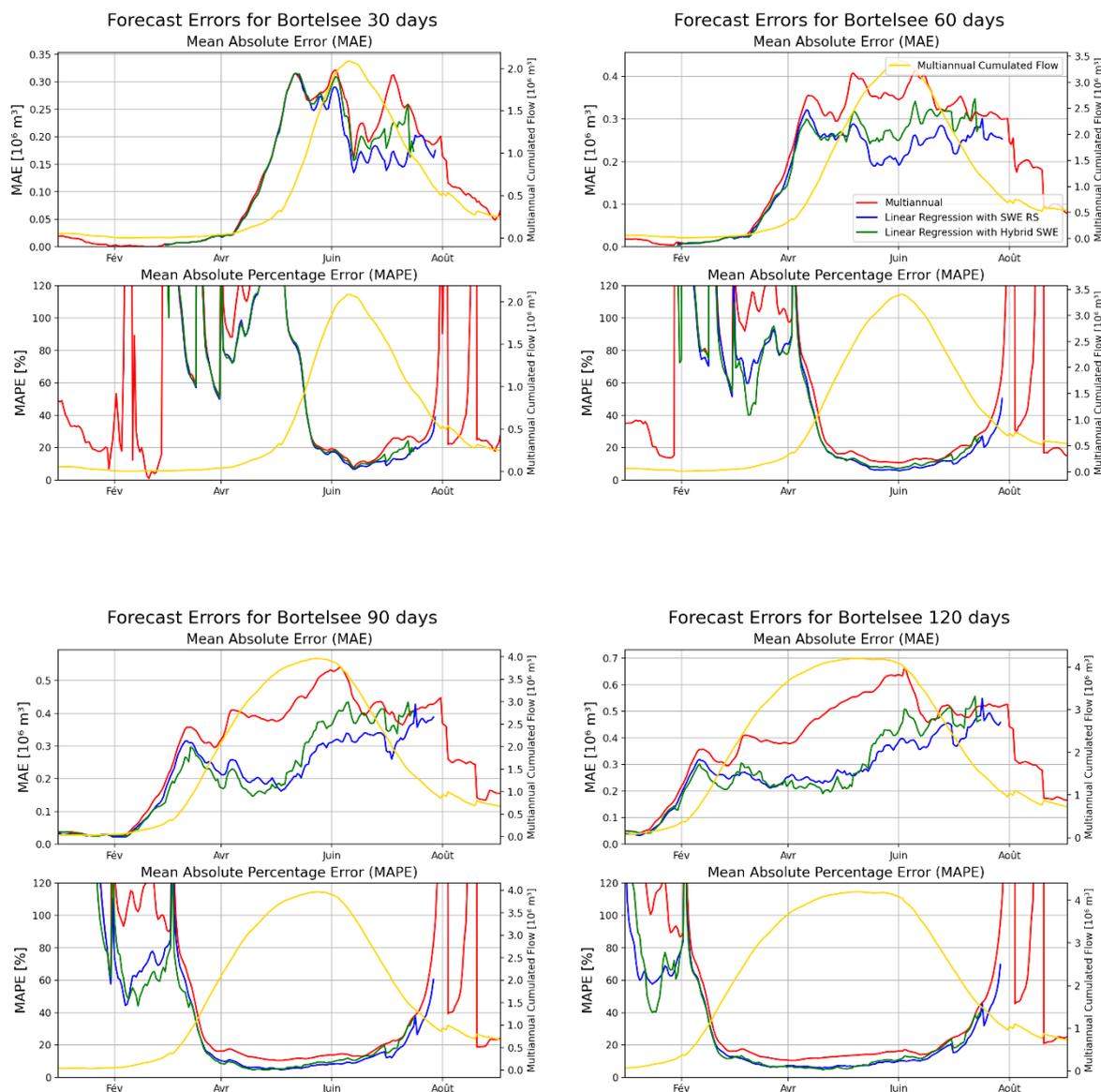


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant de Bortelsee durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Ferden

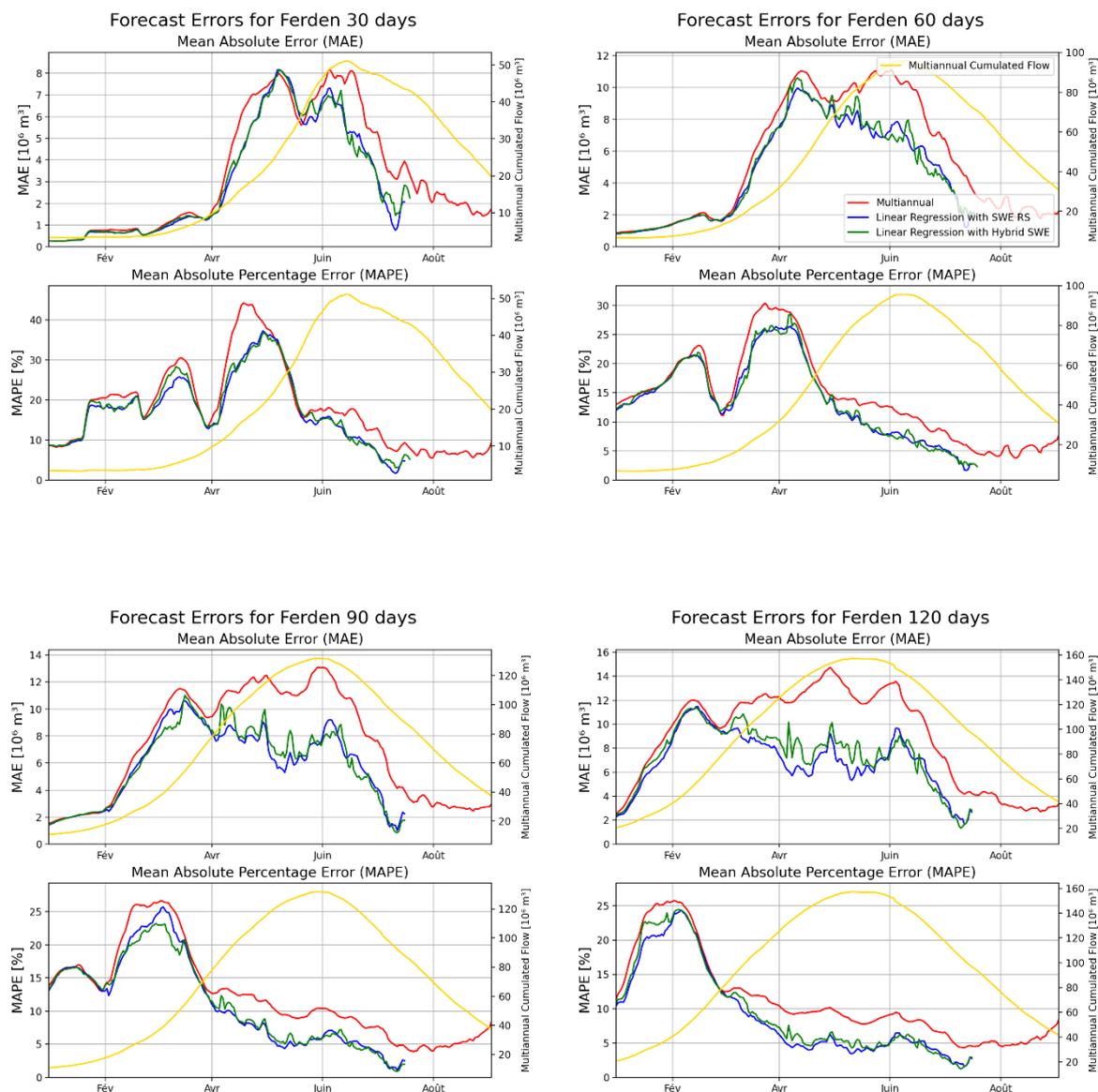


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant de Ferden durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Gletsch

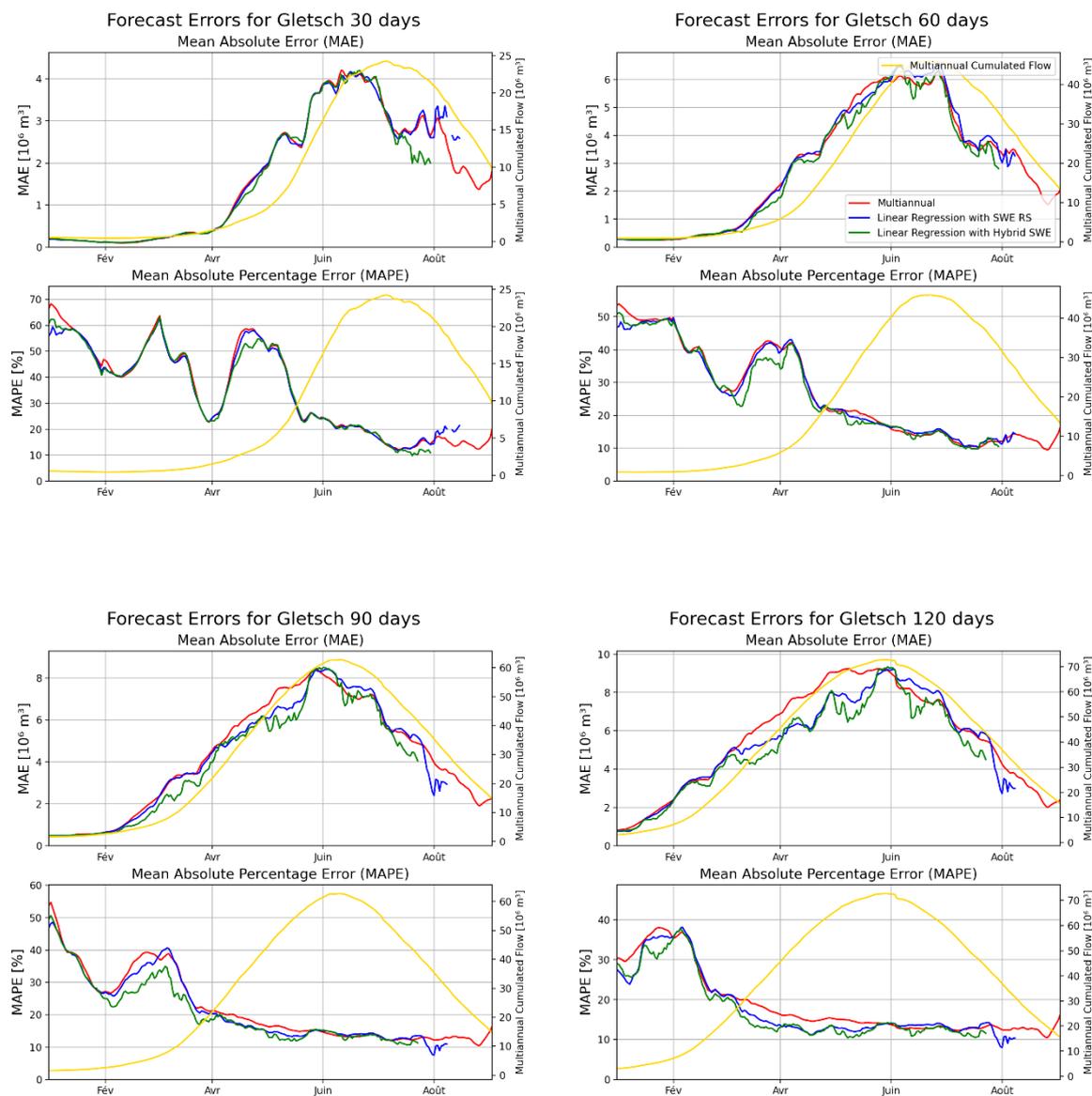


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant de Gletsch durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Godet

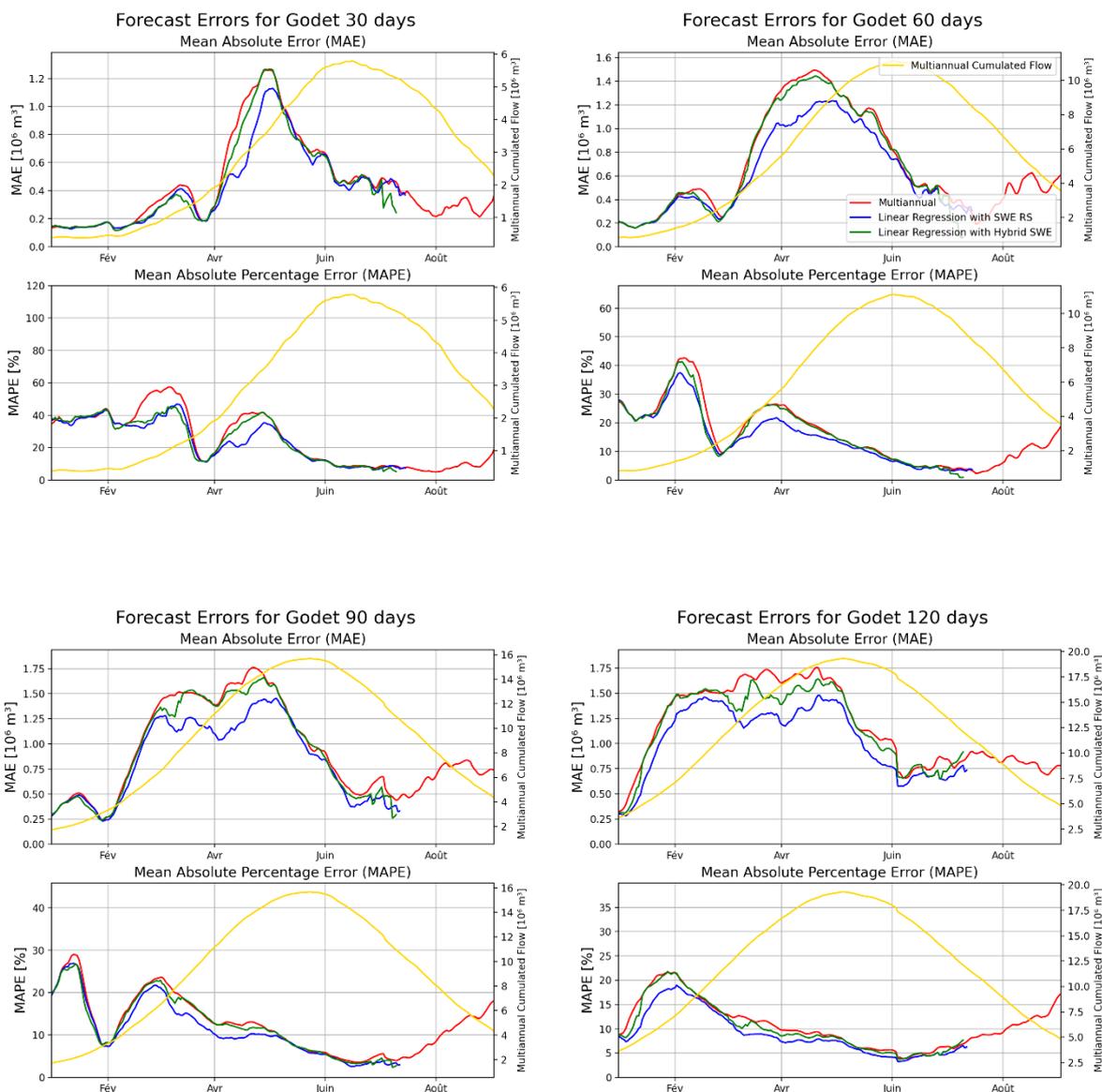


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant de Godet durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Hongrin

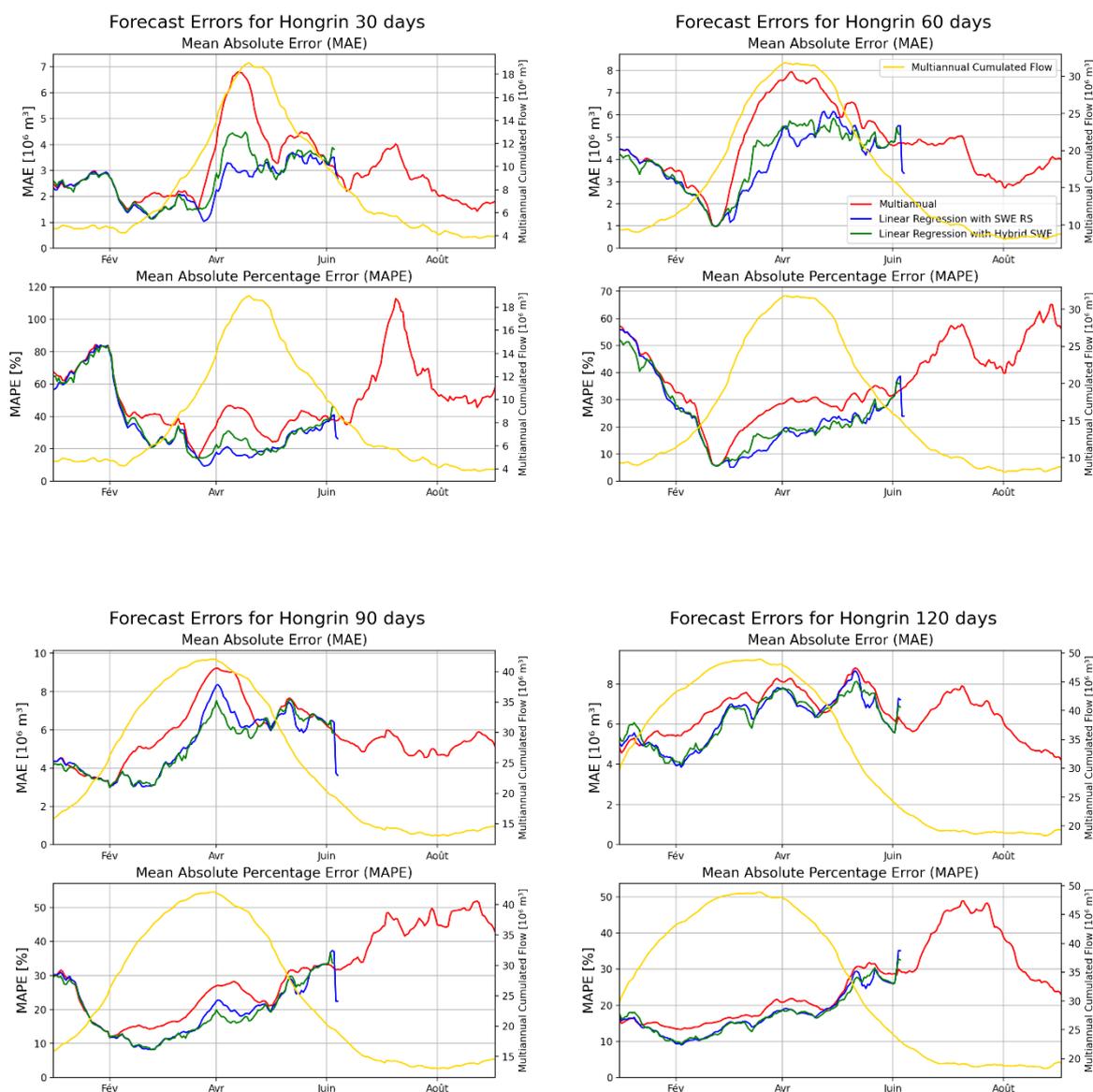


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant de Hongrin durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Lac de Joux

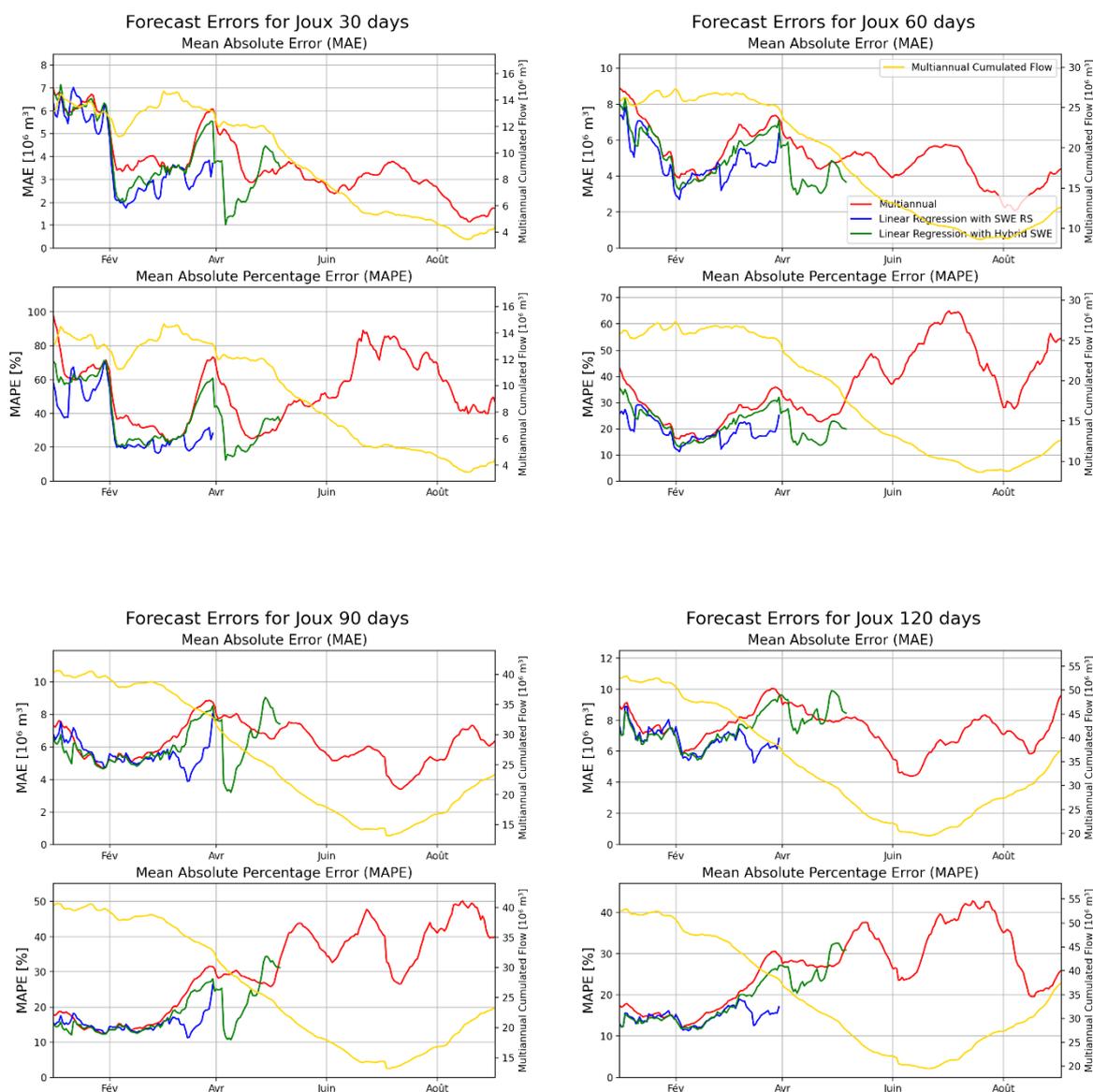


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant du Lac de Joux durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Lac de la Gruyère

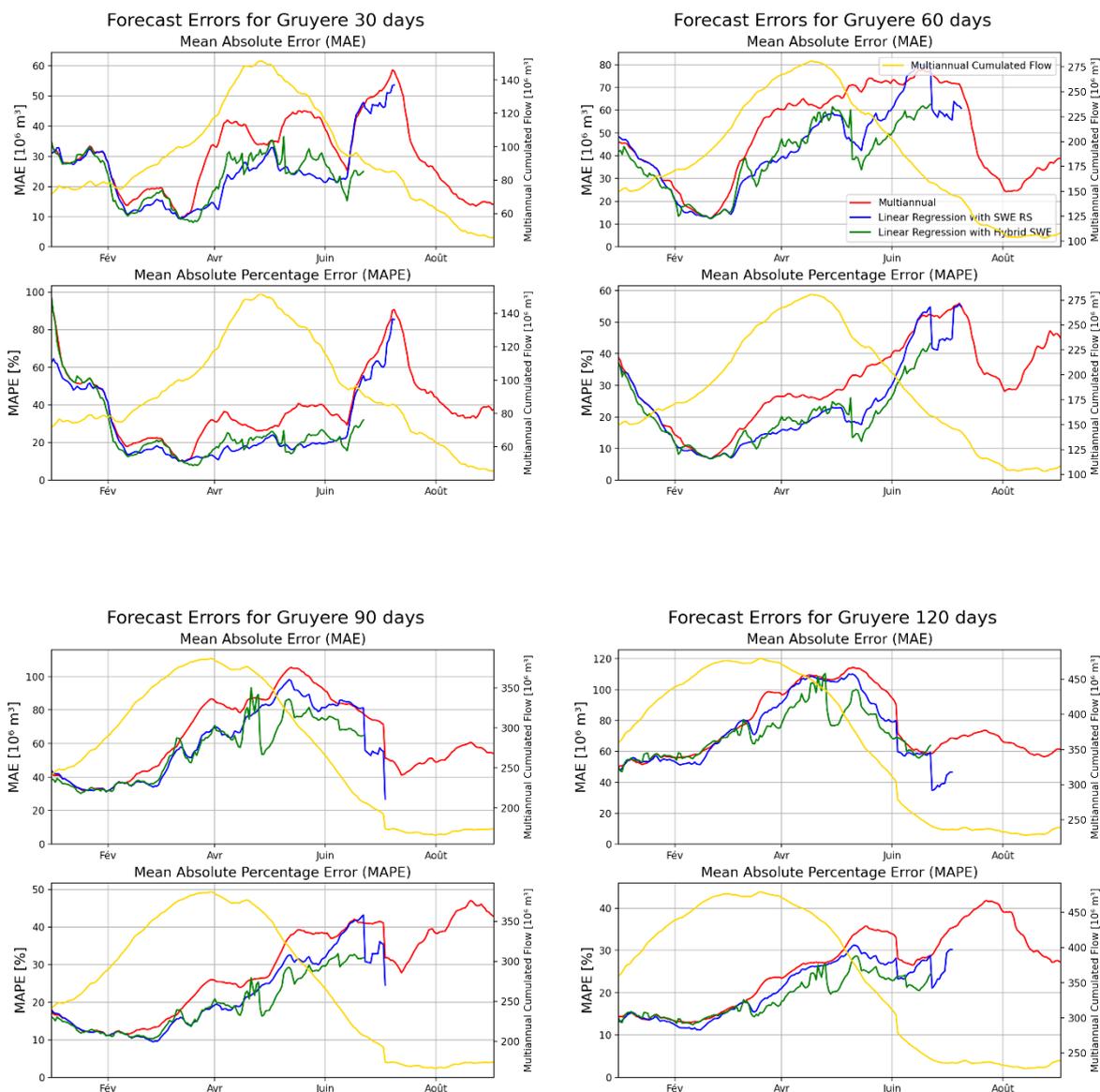


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant du Lac de la Gruyère durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Kummenbord

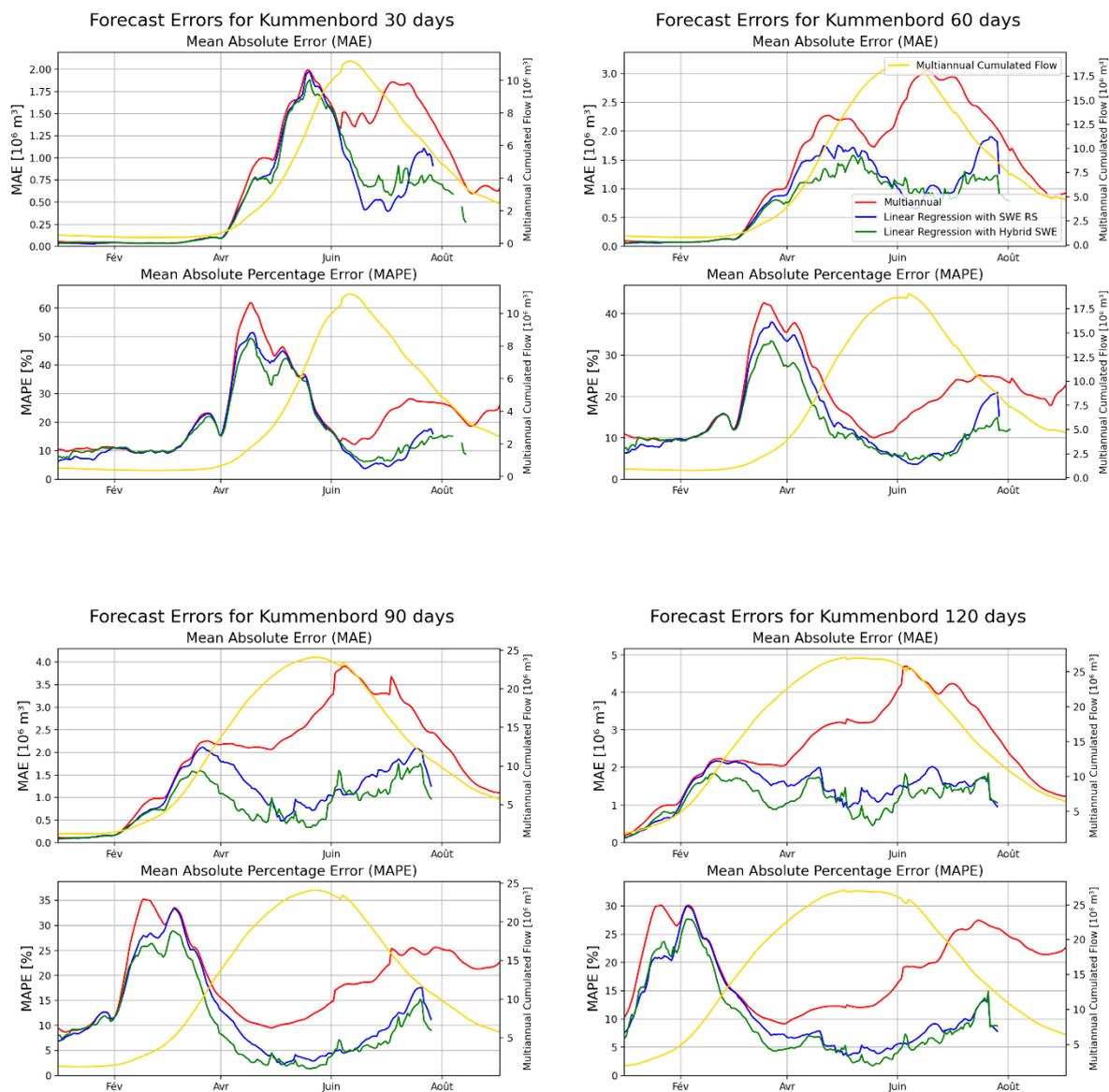


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant du lac de Kummenbord durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.

Zeuzier

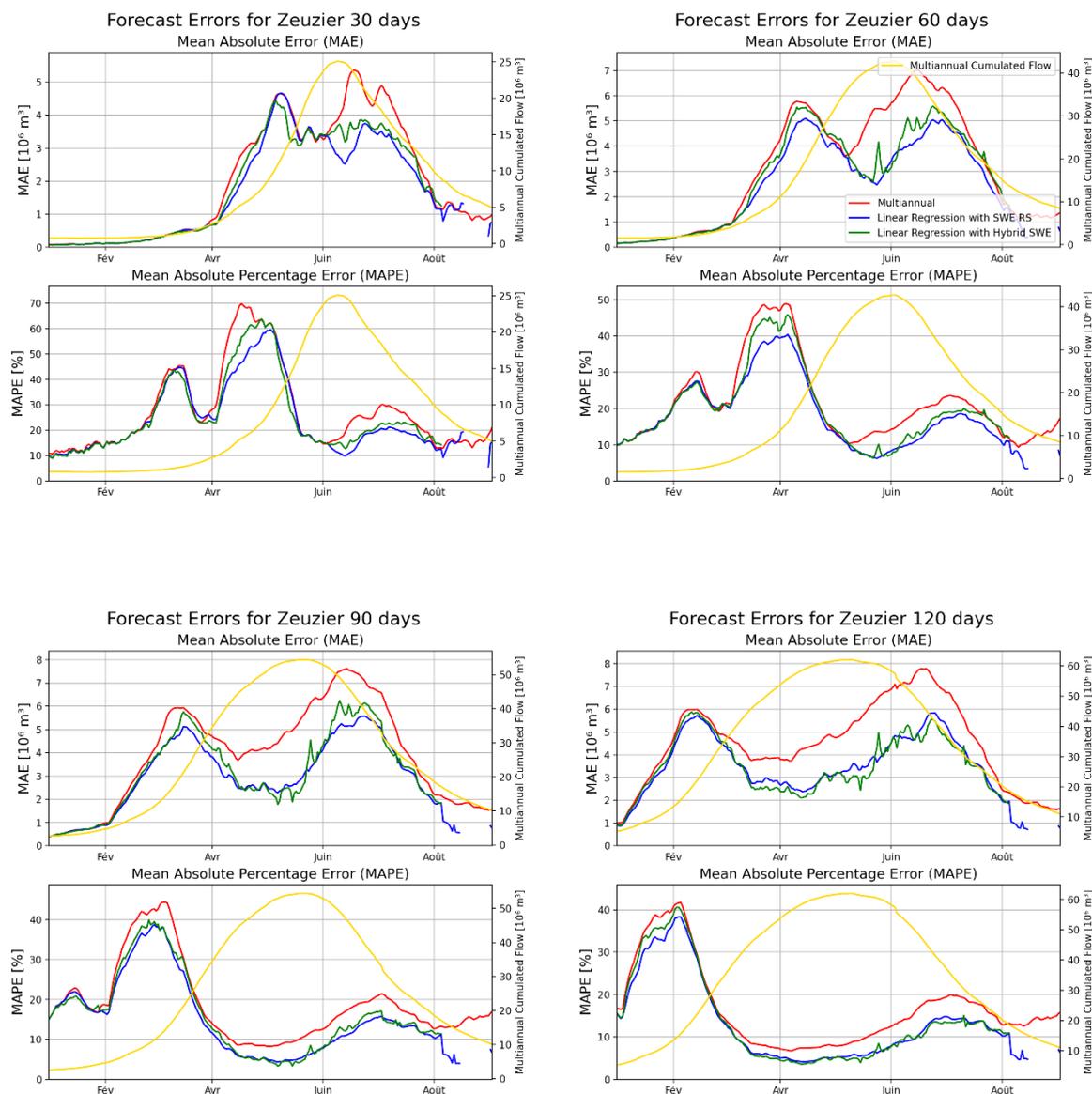


Figure : Erreur journalière (MAE et MAPE) des prévisions saisonnières dans 30, 60, 90 et 120 jours pour le bassin versant de Zeuzier durant la période 2011-2021. La courbe rouge correspond à l'erreur du modèle multiannuel, la courbe bleue à l'erreur du modèle de régression linéaire du débit par le SWE de RS, et la courbe verte à l'erreur du modèle de l'erreur de la régression linéaire par le SWE hybride (Wegaw + RS). La courbe jaune représente le débit moyen pour la période 2011-2021.