

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie civil

Utilisation des données satellitaires MODIS dans un contexte de prévision des crues printanières sur un bassin montagneux canadien

Mémoire de maîtrise
Spécialité : génie civil

Gino-Karl MARCIL

Jury : Robert Leconte (directeur)
Richard Fournier
Mathieu Nuth

RÉSUMÉ

La prévision hydrologique nécessite une connaissance adéquate des quantités de neige présentes sur ses bassins versants, particulièrement pour des bassins versants montagneux. Pour beaucoup de bassins, la densité du réseau de stations nivométriques est faible ou parfois même inexistante. De leur côté, les données satellitaires MODIS permettent de suivre l'évolution du couvert de neige sur de grandes superficies de façon journalière et à une résolution spatiale de 500 m. Dans ce contexte, un projet de recherche a été proposé en partenariat entre Rio Tinto Alcan (RTA) et l'Université de Sherbrooke afin d'évaluer l'apport de la télédétection du couvert de neige (MODIS) pour améliorer la prévision hydrologique en période de crue. Le bassin versant à l'étude est celui de la rivière Nechako, situé en Colombie-Britannique (Canada) et caractérisé par sa topographie montagneuse et les grandes quantités de neige s'accumulant sur son territoire.

D'abord, une analyse statistique a été réalisée permettant d'obtenir une relation empirique entre l'évolution du volume de crue et la variation de la superficie du couvert de neige (SCN) tirée des images MODIS. Ensuite, les SCN MODIS ont été utilisées pour le calage du modèle hydrologique SWAT selon 9 différentes techniques de calage. Finalement, avec l'aide d'un système de prévision, assimilant d'abord les SCN MODIS pour mettre à jour les conditions initiales, la performance de 5 des 9 calages effectués a été analysée en prévision hydrologique court terme (déterministe) et moyen terme (probabiliste).

À partir des résultats, il a été possible d'observer que l'assimilation des SCN MODIS permet d'améliorer les prévisions à plus long terme, particulièrement des volumes de crue. À court terme, la qualité des prévisions d'apports est sensiblement identique avec ou sans assimilation MODIS bien qu'une meilleure simulation des conditions initiales de neige soit observée avec assimilation MODIS. Finalement, la comparaison des calages en prévision hydrologique démontre qu'une légère amélioration des prévisions d'apports moyen terme (3 à 5 mois) est possible lorsque les données MODIS sont utilisées dans la procédure de calage. Cependant, les résultats sont variables dépendamment de la technique de calage utilisée.

Mots-clés : MODIS, calage multi-objectifs, prévision hydrologique, SWAT, fonte, neige, montagnes, assimilation de donnée

REMERCIEMENTS

Je voudrais remercier mon directeur de recherche, Robert Leconte, ainsi que Mélanie Trudel pour leurs conseils, leurs analyses et leur appui en général. Je voudrais également remercier Rio Tinto Alcan pour son soutien financier et les données nécessaires à l'accomplissement de mon projet. Un remerciement va également au Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG) pour son soutien financier. Je suis également reconnaissant envers le département de génie civil pour m'avoir offert un espace de travail ainsi qu'envers mes collègues pour leurs conseils et le partage d'information en général.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ.....	i
REMERCIEMENTS.....	iii
LISTE DES FIGURES.....	vii
LISTE DES TABLEAUX.....	xiii
LISTE DES ACRONYMES.....	xv
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	2
1.1 Mise en contexte.....	2
1.2 Définition du projet de recherche.....	3
1.3 Objectifs du projet de recherche.....	5
1.4 Contributions originales.....	5
1.5 Plan du document.....	6
CHAPITRE 2 ÉTAT DE L'ART.....	7
2.1 Le modèle Soil and Water Assessment Tool (SWAT).....	7
2.1.1 Climat.....	8
2.1.2 Ruissellement et infiltration.....	8
2.1.3 Évapotranspiration.....	10
2.1.4 Accumulation et fonte de neige.....	10
2.1.5 Écoulements hypodermique et souterrain.....	12
2.1.6 Routage.....	13
2.2 Télédétection de la neige.....	13
2.2.1 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS).....	15
2.3 Modélisation hydrologique.....	17
2.3.1 Calage d'un modèle hydrologique.....	17
2.3.2 Validation d'un modèle hydrologique.....	22
2.3.3 Incertitude reliée à la modélisation hydrologique.....	22
2.4 Prévision hydrologique.....	23
2.4.1 Prévisions météorologiques.....	25
2.4.2 Initialisation de modèle de prévision.....	25
2.4.3 Mesure de la performance d'une prévision.....	27
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE.....	29
3.1 Corrélation entre la SCN MODIS et l'évolution de la crue.....	29
3.1.1 Images MODIS.....	29
3.1.2 Filtrage nuage.....	30
3.1.3 Reconstruction et filtrage des apports.....	32
3.1.4 Corrélation SCN MODIS vs crue passée.....	33
3.2 Modélisation hydrologique.....	35
3.2.1 Caractérisation du modèle SWAT.....	35
3.2.2 Calage et validation de SWAT.....	39
3.3 Prévision à l'aide de SWAT.....	45
3.3.1 Assimilation MODIS.....	46
3.3.2 Assimilation des apports.....	48
3.3.3 Prévisions hydrologiques court terme et moyen terme.....	49
CHAPITRE 4 ARTICLE SCIENTIFIQUE.....	51
4.1 Introduction.....	54

4.2	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)	56
4.3	Study area	57
4.4	Methods	58
4.4.1	Snow Cover Area derived from the MODIS images	58
4.4.2	Reconstructed Reservoir Inflows	59
4.4.3	Fraction of Flood Volume	60
4.4.4	Separation of small and large runoff years	61
4.5	Results	61
4.5.1	Assessment of MODIS overall accuracy	61
4.5.2	Correlation analysis between MODIS SCA and the proportion of flood volume	62
4.5.3	Correlation for Nechako sub-basins	63
4.5.4	Regression analysis for the large and small runoff years	63
4.6	Discussion and conclusion	65
4.7	Acknowledgement	68
CHAPITRE 5 RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES ET DISCUSSION		69
5.1	Exactitude des données MODIS brutes	69
5.2	Filtrage des données MODIS	69
5.3	Calage SWAT	73
5.3.1	Analyse des paramètres de calage	73
5.3.2	Modélisation de la neige (SCN et ÉEN)	75
5.3.3	Modélisation des Apports	81
5.3.4	Synthèse des résultats de calage	83
5.4	Prévisions hydrologiques	85
5.4.1	Assimilation des apports	85
5.4.2	Assimilation MODIS	87
5.4.3	Prévision court terme	90
5.4.4	Prévisions d'ensemble	91
CHAPITRE 6 CONCLUSION		97
6.1	Sommaire des travaux réalisés	97
6.2	Contributions originales des travaux	99
6.3	Perspectives de recherche et travaux futurs	99
ANNEXE A – DONNÉES		101
ANNEXE B – Simulation SWAT (Apports)		102
ANNEXE C – Simulation SWAT (ÉEN)		105
ANNEXE D – Simulation SWAT (SCN)		108
ANNEXE E – Assimilation (corrections)		111
ANNEXE F – Prévisions déterministes 1 jour		115
ANNEXE G – CRPSS sur les prévisions d'ensemble		121
LISTE DES RÉFÉRENCES		123

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1- Bassin versant de la rivière Nechako	3
Figure 1.2 – Comparaison de l’hydrogramme moyen des apports reconstruits au réservoir Nechako avec l’hydrogramme de l’année 2007	4
Figure 2.1 – Comparaison entre la distribution d’humidité d’un sol observée typiquement dans la réalité (gauche) et simplifiée par les hypothèses de Green et Ampt (droite)	9
Figure 3.1 - Image MODIS Terra (bassin Nechako) du 24 février 2000	30
Figure 3.2 – Écarts (%) avec la moyenne de l’ÉEN maximum annuel, du volume de crue et de la pointe de crue de chaque année (2000-2013)..	35
Figure 3.3 – Types de sols sur le bassin Nechako	36
Figure 3.4 – Types d’occupation du sol sur le bassin Nechako	37
Figure 3.5 – Stations météorologiques sur le bassin Nechako	38
Figure 3.6 – Modèle d’élévation du terrain pour le bassin Nechako.....	39
Figure 3.7 – Organigramme du système de prévision hydrologique utilisé.....	47
Figure 3.8 – Méthodologie d’assimilation de la SCN_{MODIS} dans le modèle SWAT	48
Figure 4.1 - Topography of the Nechako River Basin, delimitation of the 31 sub-basins and locations of the 3 snowpillows within Nechako basin.	57
Figure 4.2 - Mean, minimum and maximum daily reconstructed inflows that entered the Nechako Reservoir over the period 1957-2013.....	58
Figure 4.3 - Mean deviation of the annual maximum SWE, spring runoff volume and peak inflow for 2000-2013.....	60
Figure 4.4 - Monthly overall accuracy, overestimation error and underestimation error of the filtered MODIS classification (7dTF) against the 3 snowpillows located within the Nechako River Basin.	61
Figure 4.5 - All floods combined relationships (2000-2013) between filtered MODIS SCA and the fraction of flood volume that occurred for (a) the Nechako River Basin ($R^2=0.87$), and (b) the Tahtsa Lake sub-basin ($R^2=0.90$).	63
Figure 4.6 - Relationships between filtered MODIS SCA and the fraction of flood volume that occurred for the small runoff years and large runoff years covering the time period 2000-2013 for (a) the Nechako River Basin, and (b) the Tahtsa Lake sub-basin.....	66
Figure 5.1 – Moyenne mensuelle de l’exactitude, de l’erreur de surestimation et de l’erreur de sous-estimation de MODIS (Terra) comparée aux 34 stations d’ÉEN situées sur le territoire de la Colombie-Britannique, Canada).....	70
Figure 5.2 – Distribution de l’exactitude mensuelle de MODIS (Terra) aux pixels comprenant les 34 stations d’ÉEN situés sur le territoire de la Colombie-Britannique, Canada.....	71
Figure 5.3 – Proportion de pixels classifiés nuage dans les données MODIS sur le bassin Nechako avant et après l’application des techniques de filtrage (2000-2013).....	72
Figure 5.4 – Exactitude des données MODIS avant et après l’application des techniques de filtrage comparés avec les 34 stations d’ÉEN (2000-2013).....	73
Figure 5.5 – SCN simulées à l’aide du calage 1 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011).....	77
Figure 5.6 – SCN simulées à l’aide du calage 3 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011).....	77

Figure 5.7 – SCN simulées à l’aide du calage 7 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)	78
Figure 5.8 – SCN simulées à l’aide du calage 8 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)	78
Figure 5.9 – ÉEN simulés à l’aide du calage 1 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)..	79
Figure 5.10 – ÉEN simulés à l’aide du calage 2 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)..	79
Figure 5.11 – ÉEN simulés à l’aide du calage 3 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)..	80
Figure 5.12 – ÉEN simulés à l’aide du calage 7 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)..	80
Figure 5.13 – Apports simulés à l’aide du calage 1 comparés aux observations en période de validation (1970-1985).....	82
Figure 5.14 – Apports simulés à l’aide du calage 3 comparés aux observations en période de validation (1970-1985).....	82
Figure 5.15 – Apports simulés à l’aide du calage 4 comparés aux observations en période de validation (1970-1985).....	83
Figure 5.16 – Apports simulés à l’aide du calage 8 comparés aux observations en période de validation (1970-1985).....	83
Figure 5.17 – Écarts entre les apports simulés par le calage 1 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).....	87
Figure 5.18 – Prévisions déterministes 1 jour des apports (calage1) avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports comparés avec les observations sur la période de 2003-2013.....	87
Figure 5.19 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d’assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 1 (2003-2013).....	88
Figure 5.20 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN (calage 1) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.....	89
Figure 5.21 - Prévisions déterministes 1 jour de l’ÉEN (calage1) aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.....	90
Figure 5.22 – Prévisions déterministes et prévisions d’ensemble (ESP) au 1 ^{er} avril 2013 effectuées à l’aide du calage 1 (DN1).....	92
Figure 5.23 – CRPSS journalier calculé entre les prévisions d’ensemble des volumes de ruissellement (1 ^{er} avril au 31 août) effectués avec le calage 1 et les volumes observés sur la période de 2003-2013.....	94
Figure 5.24 - Comparaison des CRPSS journaliers calculés pour les prévisions d'ensemble de volume de ruissellement pour les calages 2, 4, 8 et 9 pour (a) DQ0, (b) DQ1 et (c) DN1 (2003-2013).....	96
Figure B. 1– Apports simulés à l’aide du calage 2 comparés aux observations en période de validation (1970-1985).....	102
Figure B. 2 – Apports simulés à l’aide du calage 5 comparés aux observations en période de validation (1970-1985).....	102

Figure B. 3 – Apports simulés à l’aide du calage 6 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)	103
Figure B. 4 – Apports simulés à l’aide du calage 7 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)	103
Figure B. 5 – Apports simulés à l’aide du calage 9 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)	104
Figure C. 1 – ÉEN simulés à l’aide du calage 4 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)	105
Figure C. 2– ÉEN simulés à l’aide du calage 5 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)	105
Figure C. 3 – ÉEN simulés à l’aide du calage 6 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)	106
Figure C. 4 – ÉEN simulés à l’aide du calage 8 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)	106
Figure C. 5– ÉEN simulés à l’aide du calage 9 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)	107
Figure D. 1– SCN simulées à l’aide du calage 2 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011).....	108
Figure D. 2 – SCN simulées à l’aide du calage 4 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011).....	108
Figure D. 3 – SCN simulées à l’aide du calage 5 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011).....	109
Figure D. 4 – SCN simulées à l’aide du calage 6 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011).....	109
Figure D. 5 – SCN simulées à l’aide du calage 9 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011).....	110
Figure E. 1- Écarts entre les apports simulés par le calage 2 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).	111
Figure E. 2 - Écarts entre les apports simulés par le calage 4 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).	111
Figure E. 3 - Écarts entre les apports simulés par le calage 8 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).	112
Figure E. 4 - Écarts entre les apports simulés par le calage 9 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).	112
Figure E. 5 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d’assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 2 (2003-2013).	113
Figure E. 6 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d’assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 4 (2003-2013).	113
Figure E. 7 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d’assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 8 (2003-2013).	114

Figure E. 8 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d’assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 9 (2003-2013).....	114
Figure F. 1 – Prévisions déterministes 1 jour des apports avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports comparés pour le calage 2 avec les observations sur la période de 2003-2013.....	115
Figure F. 2 – Prévisions déterministes 1 jour des apports avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports comparés pour le calage 4 avec les observations sur la période de 2003-2013.....	115
Figure F. 3 – Prévisions déterministes 1 jour des apports avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports comparés pour le calage 8 avec les observations sur la période de 2003-2013.....	116
Figure F. 4 – Prévisions déterministes 1 jour des apports avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports pour le calage 9 comparées avec les observations sur la période de 2003-2013.....	116
Figure F. 5 - Prévisions déterministes 1 jour de l’ÉEN aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 2 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.	117
Figure F. 6 - Prévisions déterministes 1 jour de l’ÉEN aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 4 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.	117
Figure F. 7 - Prévisions déterministes 1 jour de l’ÉEN aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 8 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.	118
Figure F. 8 - Prévisions déterministes 1 jour de l’ÉEN aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 9 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.	118
Figure F. 9 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 2 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.....	119
Figure F. 10 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 4 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.....	119
Figure F. 11 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 8 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.....	120
Figure F. 12 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 9 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.....	120
Figure G. 1 – CRPSS obtenus sur les prévisions d’ensemble effectués avec le calage 2 (2003-2013) avec assimilation des apports (DQ1) et avec assimilation des apports et des données MODIS (DN1).....	121
Figure G. 2 – CRPSS obtenus sur les prévisions d’ensemble effectués avec le calage 4 (2003-2013) avec assimilation des apports (DQ1) et avec assimilation des apports et des données MODIS (DN1).....	121

Figure G. 3 – CRPSS obtenus sur les prévisions d’ensemble effectués avec le calage 8 (2003-2013) avec assimilation des apports (DQ1) et avec assimilation des apports et des données MODIS (DN1).....	122
Figure G. 4 – CRPSS obtenus sur les prévisions d’ensemble effectués avec le calage 9 (2003-2013) avec assimilation des apports (DQ1) et avec assimilation des apports et des données MODIS (DN1).....	122

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 – Définition des codes associés aux différents types de surfaces pour les produits MOD10A1 et MYD10A1	29
Tableau 3.2 – Comparaison des différents jeux de données MODIS avant et après l’application des techniques de réduction de nuage.....	31
Tableau 3.3 – Détails sur les trois stations de mesures d’ÉEN situées sur le bassin Nechako. 32	
Tableau 3.4 - Matrice de Confusion comparant les mesures des stations avec les données MODIS	32
Tableau 3.5 – Jours de début et de fin de crue déterminée basée sur l’inspection visuelle des hydrogrammes 2000-2013 sur le bassin Nechako	34
Tableau 3.6 –Types de sols sur le bassin Nechako	36
Tableau 3.7 – Classes d’occupation du sol, de types de sols et de pentes retenus pour la caractérisation du modèle SWAT.....	39
Tableau 3.8 – Paramètres de calage SWAT	40
Tableau 3.9 – Présentation des 9 différents calages avec les fonctions objectifs associés, leurs procédures et les variables utilisées.....	44
Tableau 3.10 – Coefficients utilisés pour la configuration de l’algorithme SCE-UA.....	45
Table 4.1 - Goodness of fit for the regression analysis performed on all floods from 2000 to 2013 combined, for large runoff years (2002, 2007, 2011, and 2012), and small runoff years.	64
Tableau 5.1 – Valeurs des paramètres de calage obtenus pour les 9 calages testés.	74
Tableau 5.2 - Résultats de calage et de validation pour les 9 calages testés	75
Tableau 5.3 - Critère de Nash entre les prévisions déterministes 4 jours et les observations d’apport pour les différentes techniques d’assimilation sur la période de 2003-2013.....	91
Tableau 5.4 – Critère de RMSE entre les prévisions déterministes 4 jours de SCN et d’ÉEN et les observations avec assimilation des données MODIS (DN1) et sans assimilation (DQ0) sur la période de 2003-2013	91
Tableau 5.5 – Critères de performance entre la médiane des prévisions d’ensemble et les observations d’apports pour les différentes techniques d’assimilation sur la période de 2003-2013.	92
Tableau 5.6 - Critères de performance entre la médiane des prévisions d’ensemble et les observations d’apports avec assimilation des données MODIS (DN1) et sans assimilation (DQ0) sur la période de 2003-2013.....	93

LISTE DES ACRONYMES

Acronyme	Définition
ÉEN	Équivalent en Eau de la Nneige
RTA	Rio Tinto Alcan
SWAT	<i>Soil Water Assessment Tool</i>
MODIS	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
ETP	Evapotranspiration Ppotentielle
SFTMP	Seuil de température (paramètre SWAT)
SMTMP	Seuil de fonte de neige (paramètre SWAT)
SMFMX	Taux de fonte maximum (paramètre SWAT)
SMFMN	Taux de fonte minimum (paramètre SWAT)
URH	Unité de réponse hydrologique
SOL_K	Conductivité hydraulique (paramètre SWAT)
SOL_AWC	Réserve utile en eau (paramètre SWAT)
NDSI	<i>Normalized Difference Snow Index</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
SMC	Service météorologique du Canada
GEM	<i>Global Environmental Multiscale Model</i>
SGPD	Système global de prévision déterministe
SRPD	Système régional de prévision déterministe
EKF	Filtre de Kalman Étendu
EnKF	Filtre de Kalman d'Eensemble
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
NRMSE	<i>Normalized Root Mean Square Error</i>
BS	Brier Score
CRPS	<i>Continuous Ranked Probability Score</i>
CRPSS	<i>Continuous Ranked Probability Skill Score</i>
SCS	<i>Soil Conservation Service</i>
SCE-UA	<i>Shuffled Complex Evolution method</i>
GLUE	<i>Generalized Likelihood Uncertainty Estimation</i>
NSIDC	<i>National Snow & Ice Data Center</i>
SNOCOVMX	<i>Seuil d'ÉEN (Paramètre SWAT)</i>
SNO50COV	<i>SCN correspondant à 50% SNOCOVMX (Paramètre SWAT)</i>
SOL_ST	<i>Humidité du sol (Paramètre SWAT)</i>
SCN	Superficie du Couvert de Neige

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

Sur un territoire comportant des quantités importantes de neige, la fonte printanière constitue un évènement hydrologique important pour la gestion des réservoirs, particulièrement ceux comprenant des installations hydroélectriques. Les gestionnaires de réservoir tentent d'optimiser la vidange hivernale et le remplissage printanier des réservoirs afin de limiter l'impact des crues printanières, de maximiser la production hydroélectrique et d'assurer des niveaux d'eau assez élevés pour permettre les activités estivales. Dans ce contexte, l'hydrologie opérationnelle tente de fournir des prévisions d'apports permettant de faire cette optimisation [Turcotte et al., 2010].

La prévision hydrologique nécessite une connaissance adéquate des quantités de neige présentes sur les bassins versants. Cependant, la faible densité des réseaux de stations nivométriques dégrade la précision des estimations des quantités de neige. Aussi, les précipitations sous forme de neige sont difficilement mesurables et les mesures d'équivalent en eau (ÉEN) sont généralement fragmentaires quant à leurs couvertures spatiale et temporelle et quant à leur représentativité des différentes occupations du territoire [Turcotte et al., 2010]. En comparaison, certaines données de télédétection obtenues à partir de satellites permettent de suivre l'évolution du couvert de neige sur de grandes superficies, même sur des territoires où la densité des réseaux de stations de mesures est faible. La plupart des données satellitaires de couverture de neige proviennent de capteurs opérant dans le spectre visible et proche infrarouge. Ces capteurs mesurent le rayonnement solaire réfléchi par les différentes composantes de la Terre pour plusieurs bandes spectrales. Le capteur Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) offre un des meilleurs produits journaliers disponibles pour mesurer la SCN avec une résolution de 500 m. Hall et Riggs [2007] ont conclu qu'en général, la précision de classification de la présence de neige avec MODIS est de 93 %.

1.2 Définition du projet de recherche

Dans ce contexte, un projet de recherche a été proposé en partenariat entre Rio Tinto Alcan (RTA) et l'Université de Sherbrooke afin d'évaluer l'apport de la télédétection du couvert de neige pour améliorer la prévision hydrologique à court terme et moyen terme. Le bassin versant à l'étude est celui de la rivière Nechako (Figure 1.1), situé dans la partie Est de la chaîne Côtière au centre-ouest de la Colombie-Britannique (Canada). À noter qu'afin d'alléger le texte, le bassin versant de la rivière Nechako est simplement nommé bassin Nechako. Situé entre les longitudes 127°44'O et 124°72'O et les latitudes 52°57'N et 53°51'N, le bassin draine une superficie d'environ 14 000 km². La région est caractérisée par sa topographie montagneuse, dont l'élévation varie entre 846 et 2557 m, avec une élévation moyenne de 1129 m. Cependant, la plupart des montagnes se trouvent à l'Ouest du bassin et au centre du réservoir. Selon les données de Géobase [2011a], 70% du territoire est couvert de forêts de conifères tandis que les 30% restants sont occupés de lacs, de clairières, d'arbustes et de substratum rocheux.

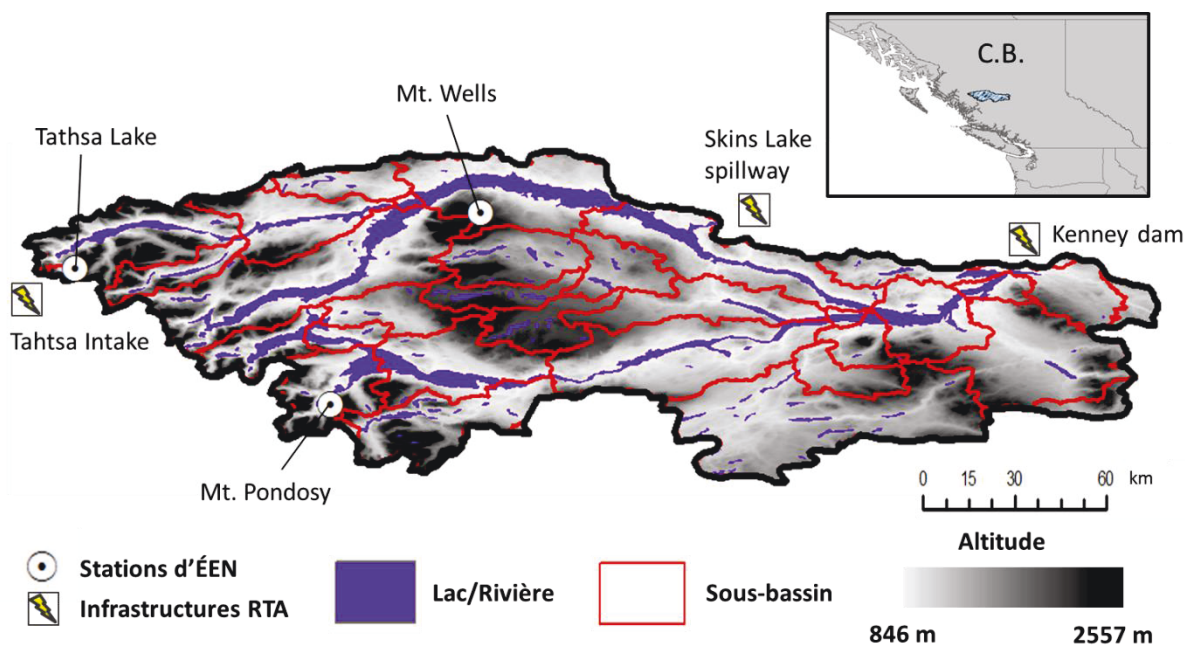


Figure 1.1- Bassin versant de la rivière Nechako, C.-B., Canada

Au début des années 50, la construction du barrage Kenney, à l'est du bassin, a permis de rediriger l'écoulement vers l'ouest du bassin, à Tahtsa Intake, où une conduite de 16 km dirige l'eau vers la centrale hydroélectrique de Kemano. L'énergie produite sert à alimenter l'usine

d'aluminium de RTA à Kitimat. La construction du barrage Kenney a entraîné la formation du réservoir Nechako, amalgamant entre autres les lacs Ootsa, Whitesail, Eutsuk, Natalkuz et Tahtsa. Un évacuateur de crue a également été construit à Skins Lake, au nord du bassin. L'eau évacuée par cet ouvrage est dirigée vers la rivière Fraser, rejointe à Prince George.

Le bassin Nechako reçoit de grandes quantités de neige, soit un maximum annuel moyen de 960 mm. Toutefois, une forte variabilité spatiale existe sur le bassin alors que des moyennes de 611, 1431 et 838 mm sont observées aux trois stations d'ÉEN disponibles (Figure 1.1), Mt. Wells, Tahtsa Lake et Mt. Podosy. Malheureusement, les trois stations sont situées dans la partie Ouest du bassin et en haute altitude (1490, 1300 et 1400 m), ne fournissant pas d'information représentative de l'entièreté du bassin et surtout des régions situées en plus basses altitudes.

La présente étude est motivée par la crue record de 2007 (Figure 1.2) qui a causé d'importantes inondations en aval du réservoir. Lors de cet hiver, les ÉEN enregistrés aux trois stations étaient en moyenne 58% plus élevés que le maximum annuel moyen, ce qui a causé une pointe de crue 44% plus élevée qu'en moyenne (Figure 1.2).

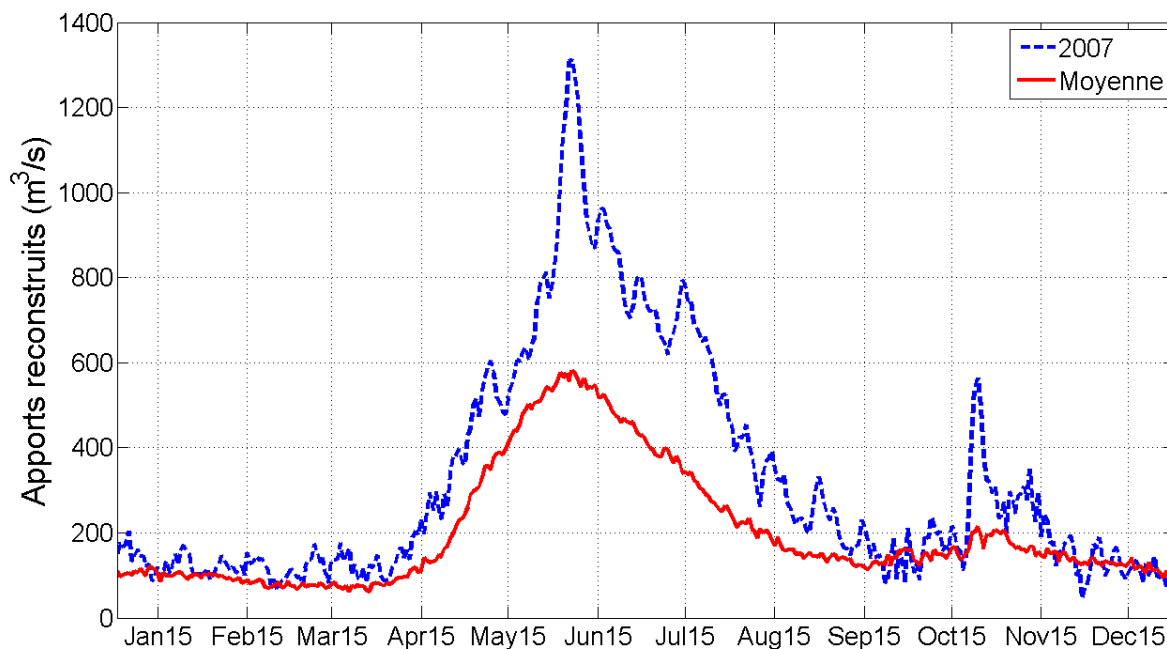


Figure 1.2 – Comparaison de l'hydrogramme moyen des apports reconstruits au réservoir Nechako avec l'hydrogramme de l'année 2007

1.3 Objectifs du projet de recherche

L'objectif général du projet est donc de développer une méthodologie exploitant l'information contenue dans les images satellitaires MODIS qui permettrait d'améliorer les prévisions du volume de crue relié à la fonte de la neige. Plus particulièrement, les objectifs sont :

1. D'analyser le lien statistique entre la probabilité de crue et l'évolution de la SCN obtenu à l'aide d'images satellitaires MODIS.
2. D'analyser la performance en simulation hydrologique par calage et validation du modèle hydrologique spatialisé SWAT avec l'aide d'images satellitaires MODIS.
3. D'analyser la performance en prévision hydrologique du modèle hydrologique calibré et validé dans l'objectif 2.

1.4 Contributions originales

Ce projet apporte une contribution à l'avancement en général des connaissances entourant le calage multi-objectifs utilisant d'autres variables que les débits. Plus particulièrement, les approches proposées dans ce projet contribueront à faire avancer la recherche sur l'utilisation d'imageries satellitaires dans le visible pour aider à la prévision hydrologique.

La littérature comporte peu d'études sur l'utilisation d'imagerie satellitaire dans le visible pour le calage d'un modèle hydrologique [Udnaes et al., 2007 ; Parajka et Blöschl, 2008b ; Sorman et al., 2009 ; Konz et al., 2010 ; Franz et Karsten, 2013], et encore moins sur l'impact observé en prévision hydrologique [Sorman et al., 2009]. De plus, la méthodologie de calage proposée dans ce projet est plus exhaustive que celles retrouvées dans la littérature à ce jour. Contrairement aux études citées précédemment, le présent projet compare la performance de différentes procédures de calage autant en simulation hydrologique qu'en prévision hydrologique. Bien que Sorman et al. [2009] traitent brièvement des prévisions hydrologiques, leurs études se limitent à des prévisions de 1 jour et ne traitent pas des performances à plus long terme de tels modèles.

Le système de prévision présenté inclut une technique d'assimilation des données MODIS différente de ce qui est proposé dans la littérature [Rodell et Houser, 2004 ; Andreadis et Lettenmaier, 2006 ; Zaitchik et Rodell, 2008 ; Liu et al., 2012]. Bien que la tendance présentement se porte vers des techniques d'assimilation plus complexes (p. ex., filtre de

Kalman d'ensemble), la technique présentée dans ce projet démontre le potentiel de l'utilisation des images MODIS pour la mise à jour d'un modèle de prévision.

Les approches proposées pour le calage du modèle SWAT pourront être appliquées à d'autres modèles hydrologiques spatialisés. De la même manière, la méthodologie utilisée pour le développement de la relation entre la SCN MODIS et l'évolution de la crue pourra être appliquée à d'autres bassins caractérisés par une topographie montagneuse et de fortes quantités de neige comme c'est le cas pour le bassin Nechako.

1.5 Plan du document

Le chapitre 2, séparé en 4 sections, présente l'état de l'art traitant des aspects théoriques nécessaires à la compréhension du projet. Dans l'ordre, ce chapitre expose les éléments importants reliés au modèle hydrologique SWAT, à la télédétection de la neige, à la modélisation hydrologique et finalement à la prévision hydrologique.

Le chapitre 3 présente la méthodologie utilisée dans le projet. D'abord, des compléments d'information sont apportés sur la méthodologie utilisée pour l'objectif #1. Toutefois, la majorité de l'information pourra être trouvée dans l'article scientifique présenté au chapitre 4. Par la suite, les autres sections du chapitre 3 traitent de la procédure utilisée pour le calage du modèle SWAT, suivi de la méthodologie utilisée pour les prévisions hydrologiques.

Le chapitre 4 présente l'article scientifique rédigé dans le cadre du projet de recherche. L'article porte sur l'analyse du lien statistique entre la variation de la SCN détectée par MODIS et l'évolution du volume de crue (objectif #1).

Le chapitre 5 présente les résultats en suivant la même structure que le chapitre 3. Ainsi, quelques résultats supplémentaires sont présentés sur l'exactitude et le filtrage des données MODIS. Ensuite, les résultats des différents calages testés sont abordés pour finir avec les résultats associés aux prévisions hydrologiques.

Le document se termine avec une conclusion au chapitre 6.

CHAPITRE 2 ÉTAT DE L'ART

2.1 Le modèle Soil and Water Assessment Tool (SWAT)

SWAT [Arnold et al., 1998] est un modèle hydrologique spatialisé à base physique développé pour le USDA Agricultural Research Service (ARS) pour l'évaluation des impacts des pratiques de gestion du territoire sur les ressources hydriques, les sédiments et les polluants. Le modèle SWAT a été retenu principalement en raison de son caractère spatialisée qui permet de prendre en compte de la forte variabilité spatiale des données disponibles sur le bassin Nechako. Combiné avec le logiciel ArcGIS, le modèle permet de tirer profit de l'information spatiale compris dans les images MODIS et les données de topographie de façon optimal. Cet aspect amène cependant l'inconvénient de travailler avec un nombre élevé de paramètre qui rend le calage du modèle complexe.

Le modèle permet de modéliser plusieurs processus hydrologiques pour différents types de sol, d'occupation du sol et de pratiques de gestion du territoire sur des longues périodes de temps. Pour ce faire, un bassin versant est d'abord divisé en sous-bassins basé sur la topographie, puis en unités de réponse hydrologique (URH) [Gurtz et al., 1999] dont chacun est composé des mêmes types de sol, occupation du sol et plages de pente.

Dans SWAT, la simulation du bilan hydrologique est l'élément le plus important [SWAT, 2009]. En effet, pour prédire précisément le transport de sédiments et de polluants, il faut nécessairement que le bilan hydrologique simulé par le modèle soit conforme à ce qui se passe en réalité sur le bassin versant. L'apport d'eau au réseau hydrographique principal de chaque sous bassin est calculé selon l'équation 2.1.

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - w_{seep} - Q_{gw}) \quad (2.1)$$

où pour chaque jour i , SW_t est la teneur en eau finale du sol (mm), SW_0 est la teneur en eau initiale du sol (mm), R_{day} est la précipitation (mm), Q_{surf} est le ruissellement, E_a est l'évapotranspiration, w_{seep} est l'eau dirigé vers la zone non-saturé du sol (vadose) et Q_{gw} est l'écoulement de base.

Les prochaines sections décriront les principaux modules de SWAT dédiés à des processus hydrométéorologiques distincts, soit : le climat, le ruissellement et l'infiltration, l'évapotranspiration, la neige, les écoulements souterrain et le routage.

2.1.1 Climat

Le module climat du bassin fournit les forçages météorologiques contrôlant les différents processus hydrologiques simulés sur le bassin. SWAT requiert six intrants météorologiques journaliers, soit: les précipitations, les températures minimums et maximum, le rayonnement solaire, la vitesse du vent et l'humidité relative. Ces intrants peuvent être fournis à partir d'observations ou produites par SWAT durant la simulation à l'aide d'un générateur de climat. Le générateur produit des données journalières pour chaque sous-bassin de façon indépendante, c'est-à-dire sans qu'il n'y ait aucune corrélation spatiale entre les sous-bassins.

2.1.2 Ruissellement et infiltration

Le ruissellement de surface se produit lorsque l'intensité des précipitations tombant sur le sol dépasse la capacité d'infiltration du sol [SWAT, 2009]. À mesure que l'humidité du sol augmente, la capacité d'infiltration diminue, augmentant le ruissellement. Dans SWAT, deux techniques sont proposées pour estimer le ruissellement et l'infiltration : la méthode SCS et la méthode de Green et Ampt.

Méthode SCS

La méthode SCS (*Soil Conservation Service*) est une technique empirique qui est utilisée depuis les années 1950 et qui a été développé par le Natural Resources Conservation Service de l'USDA dans le but d'estimer le ruissellement en fonction du type de sol, de l'occupation du sol et des conditions antécédentes d'humidité du sol. Le ruissellement Q_{surf} est calculé à l'aide de l'équation 2.2.

$$Q_{surf} = \frac{(R_{day} - I_a)^2}{(R_{day} - I_a + S)} \quad (2.2)$$

où R_{day} représente la hauteur de précipitation (mm), I_a représente les pertes initiales, essentiellement par interception (mm) et S représente la capacité de stockage du sol (mm). Le

ruissellement se produira seulement si $R_{\text{day}} > I_a$, autrement le ruissellement sera nul. Les pertes initiales I_a sont communément approximées par $0.2S$. Le paramètre S varie spatialement en fonction du coefficient de ruissellement CN (pour 'Curve Number') selon l'équation 2.3 :

$$S = 25.4 \cdot \left(\frac{1000}{CN} - 10 \right) \quad (2.3)$$

Le coefficient de ruissellement CN est fonction de la perméabilité du sol, de l'occupation du sol et des conditions antécédentes d'humidité du sol.

Méthode Green et Ampt

Le modèle de Green et Ampt [1911] a été développé pour simuler l'infiltration dans un sol en se basant sur la loi de Darcy ainsi que sur des hypothèses simplificatrices schématisées sur la Figure 2.1. Le modèle pose comme hypothèse que la teneur en eau de la zone de transmission est uniforme. L'infiltration dépend alors du produit de la variation de teneur en eau et de la profondeur du front d'humidification.

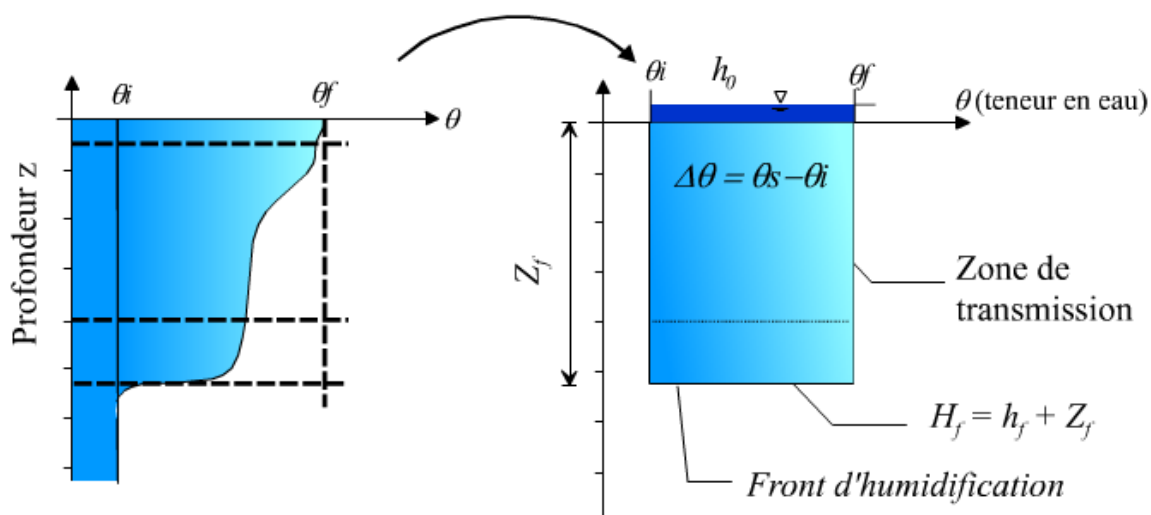


Figure 2.1 – Comparaison entre la distribution d'humidité d'un sol observée typiquement dans la réalité (gauche) et simplifiée par les hypothèses de Green et Ampt (droite). La figure est tirée de Musy et Soutter [1991]

SWAT utilise une variation du modèle de Green et Ampt développé par Mein et Larson [1973] qui requiert des données de précipitations plusieurs fois par jour. Pour plus d'informations sur la méthode, le lecteur pourra se référer à la documentation SWAT [2009].

2.1.3 Évapotranspiration

L'évapotranspiration regroupe tous les processus par lesquels l'eau est transformée en vapeur d'eau. Cela inclut l'évaporation de l'eau du sol et de la canopée des plantes, la transpiration et la sublimation de la neige. Il s'agit du processus principal retirant de l'eau des bassins. Par conséquent, une estimation précise de l'évapotranspiration est nécessaire pour reproduire le bilan hydrologique réel.

Dans SWAT, l'évapotranspiration réelle (E_a) est fonction de l'évapotranspiration potentielle (ETP), qui elle se définit comme étant la quantité d'eau évaporée et transpirée dans des conditions parfaites en termes de caractéristiques de la végétation et de quantité d'eau disponible. Les données d'ETP peuvent être entrées par l'utilisateur ou simulées par SWAT à l'aide d'une des trois méthodes disponibles : la méthode Penman-Monteith [Monteith, 1965; Allen, 1986; Allen et al., 1989], la méthode de Priestley et Taylor [1972] ou la méthode de Hargreaves et al. [1985]. Pour plus d'information sur les méthodes de calcul de l'ETP, le lecteur pourra se référer à la documentation SWAT [2009].

Lorsque l'ETP est calculée, SWAT passe au calcul de l'évapotranspiration réelle. Premièrement, avant même que les précipitations touchent le sol, SWAT calcul le volume d'eau intercepté par la canopée en fonction de l'indice foliaire de cette dernière et du volume d'eau emmagasiné initialement par la canopée. Ensuite, le modèle procède au calcul de l'évaporation de l'eau intercepté par la canopée. Le volume restant emmagasiné par la canopée est alors disponible pour le calcul de la transpiration, de la sublimation de la neige et de l'évaporation de l'eau emmagasiné dans le sol. Par contre, ce dernier processus ne se produira que lorsque l'ÉEN est nul.

2.1.4 Accumulation et fonte de neige

Les précipitations sous forme de neige sont calculées par SWAT en fonction de la température de l'air moyenne (T_{moy}) et d'un seuil de température (SFTMP) défini par l'utilisateur. Si $T_{moy} < SFTMP$, les précipitations sont considérées sous forme de neige et sont ajoutées au manteau neigeux. L'ÉEN du manteau neigeux peut augmenter si des précipitations solides additionnelles se produisent ou diminuer s'il y a fonte de neige et/ou sublimation. L'équation 2.4 régit le bilan de masse du manteau neigeux :

$$EEN_i = EEN_{i-1} + R_{day} - E_{sub} - SNO_{mlt} \quad (2.4)$$

où EEN est l'équivalent en eau du manteau neigeux (mm) au jour i, R_{day} représente la quantité de précipitations solides (mm), E_{sub} représente la quantité d'eau sublimée (mm) et SNO_{mlt} représente la quantité de fonte de neige (mm). Ce bilan est effectué indépendamment pour chaque URH. Cependant, en raison de facteurs tels que la topographie, l'ombrage et le vent, le manteau neigeux sera rarement distribué uniformément sur le territoire. Pour cette raison, SWAT utilise une courbe de déplétion de la neige qui établit une relation entre l'ÉEN et la SCN pour tout le bassin. La courbe de déplétion est représentée par l'équation 2.5 [Anderson, 1976] :

$$SCN_i = \frac{EEN_i}{SNOCOV MX} \cdot \left(\frac{EEN_i}{SNOCOV MX} + \exp\left(cov_1 - cov_2 \cdot \frac{EEN_i}{SNOCOV MX}\right) \right)^{-1} \quad (2.5)$$

où SCN est la proportion de l'URH couverte de neige (%) au jour i, ÉEN est l'équivalent en eau de la neige sur l'URH (mm) au jour i et SNOCOV MX est un paramètre défini par l'utilisateur qui représente le seuil d'ÉEN au-dessus duquel $SCN = 100\%$. Les valeurs des coefficients cov_1 et cov_2 sont définies en solutionnant l'équation pour deux points : (1) $SCN=95\%$ et $ÉEN=0.95 \cdot SNOCOV MX$ et (2) $SCN=SNO50COV$ et $ÉEN=0.50 \cdot SNOCOV MX$. SNO50COV est également un paramètre défini par l'utilisateur qui représente la SCN correspondant à $ÉEN = 0.50 \cdot SNOCOV MX$.

La quantité de fonte de neige (SNO_{mlt}) est calculée par SWAT pour chaque URH et est contrôlée par la température de l'air, la température du manteau neigeux, le taux de fonte et la SCN. SWAT suppose que la température du manteau neigeux dépend de la température moyenne de l'air et de la température du manteau neigeux calculé au jour précédent selon l'équation 2.6.

$$T_{neige(i)} = T_{neige(i-1)} \cdot (1 - TIMP) + T_{moy(i)} \cdot TIMP \quad (2.6)$$

où T_{neige} est la température du manteau neigeux (°C) au jour i, T_{moy} est la température moyenne de l'air (°C) au jour i et TIMP est un facteur de délai de la température de la neige qui doit être défini par l'utilisateur. À mesure que TIMP s'approche de 1, la température de l'air prend de plus en plus d'importance par rapport à la température de la neige calculée au jour précédent.

Une fois la température du manteau neigeux calculée, SWAT calcule la quantité de fonte de neige seulement si T_{neige} est plus grand qu'un seuil de fonte de neige (SMTMP) défini par l'utilisateur. Si $T_{\text{neige}} > \text{SMTMP}$, le modèle calcule la fonte de neige en fonction de l'équation 2.7.

$$SNO_{\text{m}lt(i)} = b_{\text{m}lt(i)} \cdot SCN_{(i)} \cdot \left(\frac{T_{\text{neige}(i)} + T_{\text{max}(i)}}{2} - \text{SMTMP} \right) \quad (2.7)$$

où $SNO_{\text{m}lt}$ est la quantité de fonte de neige (mm) au jour i , T_{neige} est la température du manteau neigeux ($^{\circ}\text{C}$) calculée avec l'équation 2.6, T_{max} est la température maximum de l'air ($^{\circ}\text{C}$), SMTMP est le seuil de fonte de neige et $b_{\text{m}lt}$ est le taux de fonte (mm/(jour- $^{\circ}\text{C}$)). SWAT suppose que le taux de fonte $b_{\text{m}lt}$ varie sinusoïdalement d'un maximum au solstice d'été à un minimum au solstice d'hiver selon l'équation 2.8.

$$b_{\text{m}lt(i)} = \frac{(SMFMX + SMFMN)}{2} + \frac{(SMFMX - SMFMN)}{2} \cdot \sin\left(\frac{2\pi}{365} \cdot (d_i - 81)\right) \quad (2.8)$$

où $b_{\text{m}lt}$ est le taux de fonte (mm/(jour- $^{\circ}\text{C}$)) au jour i , SMFMX est le taux de fonte maximum au 21 juin (mm/(jour- $^{\circ}\text{C}$)), SMFMN est le taux de fonte minimum au 21 décembre (mm/(jour- $^{\circ}\text{C}$)) et d_i est le jour de l'année variant de 1 à 366. SMFMX et SMFMN sont des paramètres définis par l'utilisateur.

2.1.5 Écoulements hypodermique et souterrain

Lors de la définition des types de sols, SWAT permet à l'utilisateur d'entrer des propriétés pour plusieurs couches de sol différentes. Dépendamment de caractéristiques telles que la porosité, la conductivité hydraulique (SOL_K) et l'humidité des couches de sol, SWAT simule les écoulements souterrains pouvant se produire sous des conditions saturées ou non saturées. Dans une couche de sol saturée, l'écoulement est contrôlé par la gravité et se dirige généralement vers les couches plus profondes et ultimement vers l'aquifère profond. En condition non saturée, l'écoulement est contrôlé par des gradients de pression créés par la différence d'humidité entre un point et ses surfaces adjacentes. Une couche est considérée saturée lorsque son humidité est supérieure à la capacité d'emmagasinement du sol. Dans ce cas, la quantité d'eau excédentaire est disponible pour le calcul de percolation et d'écoulement latéral. Le modèle calcule la percolation pour chaque couche de sol de chaque URH.

Cependant, SWAT suppose qu'aucun écoulement souterrain n'est possible si la température d'une couche est en dessous de 0 °C.

SWAT simule deux types d'aquifères pour chaque URH : l'aquifère peu profond et l'aquifère profond. L'aquifère peu profond est considéré comme un aquifère non confiné qui contribue éventuellement à l'écoulement de surface sur le bassin, tandis que l'eau entrant dans l'aquifère profond contribuera à l'écoulement quelque part en dehors des limites du bassin [Arnold et al., 1993].

La percolation d'eau se produisant dans la couche la plus profonde est transférée vers les aquifères via une zone vadose. Le délai de transfert entre la dernière couche de sol et l'aquifère peu profond dépend des propriétés hydrauliques des formations hydrologiques présentes dans la zone vadose et l'aquifère.

2.1.6 Routage

L'eau peut prendre plusieurs chemins avant de finalement contribuer à l'hydrogramme mesuré à l'exutoire d'un bassin. Dans SWAT, les apports mesurés en rivière peuvent provenir du ruissellement de surface, des écoulements latéraux (hypodermiques) ou de l'écoulement de base. SWAT modélise ces différents processus pour chaque URH et procède ensuite au routage des volumes d'eau à travers le réseau hydrographique à l'aide de modèle de routage pour obtenir l'hydrogramme à la sortie de chaque segment de rivière. Dans SWAT, deux modèles de routage sont disponibles : le modèle de stockage de Williams [1969] et le modèle de Muskingum. Pour plus d'information sur les modèles de routage, le lecteur pourra se référer à la documentation SWAT [2009].

2.2 Télédétection de la neige

La télédétection est le procédé par lequel l'information sur un objet, par exemple la couverture de neige, est acquise par le biais d'un instrument de mesure sans contact direct avec l'objet. L'objet réfléchit et émet un rayonnement électromagnétique. C'est ce rayonnement qui est mesuré pour déterminer les caractéristiques physiques de l'objet. En télédétection, trois régions du spectre électromagnétique sont très utilisées : le visible (0.4-0.78 μm), l'infrarouge (proche, médian et thermique) (0.78 μm – 1 mm) et le micro-onde (1 cm - 1 m).

En hydrologie, la mesure du rayonnement solaire réfléchi par une surface (visible et proche infrarouge) peut fournir de l'information sur le couvert de neige et la qualité de l'eau [Schmugge et al., 2002]. Les températures de surface peuvent être déterminées à partir des mesures de l'émission thermique d'une surface (infrarouge thermique) tandis que les micro-ondes passives et actives (radar) peuvent fournir de l'information sur les caractéristiques du manteau neigeux (profondeur, ÉEN, SCN) ainsi que sur l'humidité du sol [Schmugge et al., 2002]. Dans cette étude, nous nous attarderons seulement sur la détection du couvert de neige à l'aide du visible et du proche infrarouge.

La télédétection dans le visible et proche infrarouge exploite le fort albédo de la neige qui présente un contraste important avec la plupart des autres surfaces naturelles. La réflectance de la neige fraîche est en effet très élevée dans le domaine visible du spectre électromagnétique et diminue à mesure qu'on approche du spectre infrarouge. Cependant, la réflectance de la neige peut diminuer avec le temps en raison du dépôt de pollution ou parce que les cristaux de neige subissent du métamorphisme [Hall et Riggs, 2001]. En effet, la neige fraîche possède une réflectance allant jusqu'à environ 80%, mais peut diminuer jusqu'en dessous de 40% après le métamorphisme des cristaux de neige [Hall et Riggs, 2001].

Plusieurs satellites sont capables de détecter le couvert de neige. Les groupes de satellites Landsat et SPOT offrent des mesures dans plusieurs bandes du visible pour une excellente résolution de 30 m (Landsat) et 6 m (SPOT 6-7). Cependant, Landsat offre une couverture temporelle très faible, ne passant au même endroit qu'une fois par 16 jours. Le satellite SPOT offre la possibilité d'avoir des images de façon journalière, mais l'acquisition des images est payante. Le groupe de satellites NOAA-AVHRR offrent des mesures multispectrales deux fois par jour à une résolution de 1 km. Cette résolution peut cependant être insuffisante pour déterminer le couvert de neige sur des petits bassins [Schmugge et al., 2002] ou sur des bassins avec une forte variation spatiale de la topographie. Or, depuis 2000, les mesures multispectrales des deux satellites Terra/Aqua (MODIS) sont disponibles gratuitement avec chacun une résolution de 500 m pour la détection de la neige et une couverture temporelle journalière.

2.2.1 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)

MODIS est un capteur multispectral avec 36 bandes dans le visible, le proche infrarouge, l'infrarouge médian et l'infrarouge thermique et une résolution nominale de 250 m dans 2 bandes (bandes 1 et 2), 500 m dans 5 bandes (bandes 3 à 7) et 1 km dans 29 bandes. Les données MODIS sont disponibles depuis 2000 à partir du satellite Terra et depuis 2002 à partir du satellite Aqua. Le satellite Terra prend ces mesures à 10h30 AM (heure locale) tandis que Aqua prend ces mesures à 1h30 PM (heure locale). Ces deux passages à des heures différentes donnent la possibilité d'obtenir une meilleure vue de la surface, car les nuages peuvent facilement changer de position en l'espace de 3 heures [Hall et Riggs, 2007].

L'indice permettant de distinguer la neige des autres types de surface s'appelle « Normalized Difference Snow Index » (NDSI). Cet indice tire avantage du fait que la réflectance de la neige est forte dans le visible et faible dans le proche infrarouge pour distinguer la neige des nuages et des autres surfaces en plus de réduire l'influence des effets atmosphériques et géométriques [Hall et Riggs, 2001]. L'albedo de la neige varie entre des valeurs de 80% (vieille neige) et 95% (neige fraîche), alors l'algorithme du produit MODIS-Neige utilise les réflectances mesurées dans les bandes 4 (0.545-0.565 μm) et 6 (1.628-1.652 μm) pour calculer automatiquement le NDSI selon l'équation 2.18 [Hall et Riggs, 2001; Salomonson et Appel, 2004].

$$\text{NDSI} = \frac{\text{Bande 4} - \text{Bande 6}}{\text{Bande 4} + \text{Bande 6}} \quad (2.18)$$

Un pixel est classifié comme étant recouvert de neige si son NDSI est au-dessus de 0.4, en plus d'exiger que la réflectance dans la bande 2 soit plus élevée que 11% pour différencier la neige des étendues d'eau [Hall et Riggs, 2001]. Il est important de noter que 70% du détecteur de la bande 6 du satellite Aqua n'est pas fonctionnel. Étant donné que la bande 6 est cruciale dans la détection de la neige, la perte de cette bande a forcé l'utilisation de la bande 7 (2.105-2.155 μm) pour calculer le NDSI. Ce changement a causé des pertes substantielles dans la performance du NDSI et des ajustements ont dû être apportés aux critères de détection de la neige dans la bande 7 [Hall et Riggs, 2004].

Basée sur plusieurs études comparant le produit MODIS-Neige avec des observations terrains, une exactitude absolue de 93% a été estimée, dépendant de l'occupation du sol [Hall et Riggs, 2007]. Par exemple, la canopée des forêts présente un problème particulier

étant donné qu'elle obscurcit le sol sous-jacent. En effet, Hall et al. [2001] indiquent que les NDSI d'une grande partie des pixels couverts de neige en zone forestière sont mesurés en dessous de 0.4. Cette observation est validée par Hall et al. [1998], qui rapportent une exactitude de 71% pour des régions où la densité de végétation dépasse les 50%.

Pour offrir une meilleure classification en zone forestière, le « Normalized Difference Vegetation Index » (NDVI) est utilisé conjointement avec le NDSI pour distinguer les zones déterminées sans neige des zones de forêts avec neige [Klein et al., 1998]. Le NDVI (équation 2.19) utilise les réflectances de la bande 1 (0.62-0.67 μm) dans le visible et de la bande 2 (0,841-0,876 μm) dans le proche infrarouge.

$$\text{NDVI} = \frac{\text{Bande 2} - \text{Bande 1}}{\text{Bande 2} + \text{Bande 1}} \quad (2.19)$$

Les valeurs de NDVI des zones forestières sont plus élevées que pour des zones non forestières. De ce fait, il est possible de diminuer le seuil du NDSI en zone forestière à un seuil plus bas, dépendamment du NDVI, sans compromettre la performance de l'algorithme dans les autres types de zones [Klein et al., 1998]. Un autre problème survient pour certains types de forêts possédant des réflectances très faibles dans la bande 6 (p. ex. forêt dense de conifères). Dans certains cas, une faible augmentation de la réflectance en bande 4 suffira à classer le pixel comme étant couvert de neige. Pour régler ce problème, Klein et al. [1998] concluent qu'un seuil de 10% pour la réflectance de la bande 4 réduira significativement le nombre de pixels classés avec neige en période estivale et apportera une classification plus consistante de la neige en forêts lors des périodes hivernales. En résumé, un pixel sera inscrit «couvert de neige» si son calcul de NDSI est plus élevé que 0.4, ou différent dépendamment du NDVI, et que sa réflectance dans la bande 2 est plus élevée que 11%. Cependant, il sera inscrit «sans neige» si sa réflectance en bande 4 est plus petite que 10%. Il est à noter cependant que le NDVI n'est pas utilisé pour les données du satellite Aqua étant donné le besoin d'utiliser la bande 6 en remplacement de la bande 7 [Hall et Riggs, 2007].

La présence de nuages lors du passage des satellites représente un autre problème réel dans l'utilisation des données MODIS puisque les fréquences dans le domaine visible ne traversent pas les nuages et que MODIS peut identifier certains types de nuage comme étant de la neige [Hall et al., 2002]. Ce problème s'intensifie d'autant plus que le nombre de jours sans nuages diminue en période de fonte [Tang et Lettenmaier, 2010] et en hiver en général

[Parajka et Blöschl, 2008a]. C'est particulièrement lors de ces périodes que le produit neige de MODIS peut être intéressant à utiliser.

Au fil des ans, plusieurs méthodes ont été proposées pour réduire la présence de nuages dans les données MODIS. Lavallée et al. [2006] déterminent la présence/absence de neige des pixels classifiés nuage par l'analyse de pixels similaires en termes d'élévation, latitude et orientation (« Maximum Likelihood Method »). De façon différente, Ackerman et al. [1998] utilisent les données brutes MODIS de 14 des 36 bandes pour effectuer une série de tests permettant de détecter la présence de nuages. Chacun des tests indique un intervalle de confiance sur lequel l'étude se base pour améliorer la détection de nuage dans MODIS. De leur côté, Parajka et Blöschl [2008a] présentent une méthode combinant les données des deux satellites Terra et Aqua et utilisant l'information des pixels avoisinants dans le temps et l'espace. Ils démontrent que leur méthode peut réduire la couverture de nuage de 63% à 34% tout en limitant la perte de précision de 95.5 à 94.4%. Les auteurs ajoutent que les périodes de transition (accumulation et fonte) correspondant à leurs études (novembre, février, mars) sont plus sensibles aux manipulations des données, spécialement lorsqu'ils utilisent le filtre temporel. Cependant, le filtrage des données MODIS ne démontre pas d'amélioration significative sur les résultats de calage d'un modèle hydrologique par rapport à l'utilisation des données MODIS brutes [Parajka et Blöschl, 2008a].

2.3 Modélisation hydrologique

2.3.1 Calage d'un modèle hydrologique

Le principe du calage consiste à trouver le jeu de paramètres d'un modèle hydrologique qui optimise la concordance entre les résultats simulés et ceux observés. Dans la plupart des cas, la variable comparée est le débit, mais d'autres variables peuvent aussi servir à calibrer le modèle. Deux approches sont généralement employées pour juger de la performance d'un modèle : l'appréciation visuelle et l'utilisation de fonctions objectifs (mesures statistiques). L'appréciation visuelle, qui est plutôt subjective, donne une bonne idée du comportement du modèle. De leur côté, les mesures statistiques, objectives à la base, peuvent servir à caler un modèle automatiquement [Jain et Sudheer, 2007].

Des revues des principales fonctions objectifs utilisées en hydrologie sont proposées par Legates et McCabe [1999] et Hingray et al. [2009]. Celles-ci doivent répondre à divers objectifs dont les plus recherchés sont la concordance des volumes d'écoulement, de l'évolution temporelle des débits pour toute la période ou pour certains évènements choisis, des débits de crues et des débits d'étiages [Hingray et al., 2009]. Gupta et al. [1998] énoncent qu'en plus de deux décennies de recherche, il n'a pas été possible de démontrer qu'une fonction objectif particulière est meilleure pour le calage d'un modèle. Néanmoins, au fil des années, le critère de Nash-Sutcliffe (Nash ; équation 2.20) est devenu un critère communément utilisé [Legates et McCabe, 1999; Harmel et Smith, 2007; Gupta et al., 2009].

$$Nash = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{sim})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{obs-moy})^2} \quad (2.20)$$

où Q_{obs} et Q_{sim} sont les débits observés et simulés au jour i et $Q_{obs-moy}$ est la moyenne des débits observés sur la période de simulation n . La mesure obtenue variera entre 1 (concordance parfaite) et $-\infty$. Une valeur négative indique que la moyenne des débits observés offre une meilleure performance que le modèle. Comme pour tous les critères qui utilisent la somme de l'erreur résiduelle au carré, il faut garder à l'esprit que l'optimisation du Nash pour un modèle aura tendance à mieux simuler les grandes valeurs de débits et donnera des valeurs de Nash « artificiellement » élevées qui ne représenteront pas nécessairement la performance du modèle pour les autres périodes de l'hydrogramme [Legates et McCabe, 1999; Gupta et al., 1998; Gupta et al., 2009].

McCuen et al. [2006] relèvent que l'interprétation subjective du Nash est une des difficultés de l'évaluation d'un modèle. Un Nash de 0.7 peut être « bon » comme il peut être « mauvais » dépendamment de plusieurs facteurs. Par exemple, une variance des observations élevée aura tendance à donner un Nash artificiellement plus élevé [McCuen et al., 2006; Jain et Sudheer, 2007; Gupta et al., 2009]. Il est donc important de ne pas juger la performance d'un modèle uniquement sur une simple valeur de Nash. L'interprétation du Nash doit être accompagnée d'autres analyses basées sur l'appréciation visuelle [Jain et Sudheer, 2007] et d'autres mesures statistiques indépendantes du Nash [Gupta et al., 1998].

L'utilisation d'une seule fonction objectif ne donne qu'une vision très partielle de la performance d'un modèle. En sous-exploitant l'information contenue dans les données, la calibration simple-objectif conduit nécessairement à un jeu de paramètres ne représentant pas

toutes les variables simulées par un modèle hydrologique. En effet, le critère de Nash, par exemple, ne permet pas d'apprécier la capacité du modèle à reproduire le bilan hydrologique observé. À l'inverse, un critère de biais, qui permet précisément d'optimiser la reproduction du bilan, ne donne aucune information sur la capacité d'un modèle à reproduire l'évolution temporelle des débits observés [Hingray et al., 2009].

Il est maintenant généralement accepté que le calage d'un modèle doit passer par une approche multi-objectifs [Gupta et al., 1998]. Les différentes fonctions objectifs donnant différentes informations sur une série de données, il est possible de les appliquer séparément sur différentes variables (p. ex. : débit et neige) [Parajka et Blöschl, 2008b; Cao et al., 2006], sur différents emplacements du bassin [Cao et al., 2006] et sur différentes parties de l'hydrogramme (p. ex. : crue et étiage) [Confessor et Whittaker, 2007].

L'optimisation multi-objectifs des paramètres d'un modèle nécessite généralement la transformation de plusieurs objectifs en une fonction unique. La méthode la plus commune est l'utilisation d'un système de pondération [Confessor et Whittaker, 2007; Parajka et Blöschl, 2008b; Gupta et al., 2009], où des coefficients déterminés par l'utilisateur sont multipliés aux fonctions objectifs qui sont ensuite additionnés. Cependant, en l'absence d'une base raisonnable pour déterminer les pondérations, l'utilisateur apporte nécessairement un degré de subjectivité dans le calage du modèle [Gupta et al., 1998]. Les pondérations devraient refléter l'incertitude sur les observations et le niveau de corrélation entre celles-ci [Madsen, 2003]. Par exemple, Madsen [2000] propose une méthode de pondération basée sur une première simulation et sur l'ordre de grandeur des erreurs maximales correspondantes. De façon différente, dans un premier calage multi-objectifs, Parajka et Blöschl [2008b] déterminent leurs pondérations pour deux fonctions objectifs, Nash (grands débits) et Nash du logarithme des débits (petits débits), de façon arbitraire en appliquant la valeur 0.5 pour les deux fonctions. Dans un deuxième calage, ils combinent ces deux fonctions objectifs à deux autres fonctions appliquées sur la neige (images MODIS), cette fois-ci en déterminant leurs pondérations sur une analyse de sensibilité. Les résultats de leur calage démontrent que le deuxième calage, intégrant la neige, améliore la performance de leur modèle de neige tout en n'ayant aucun effet significatif sur les débits simulés. Des résultats similaires ont été obtenus par Udnaes et al. [2007].

Une deuxième méthode ayant gagné en popularité pour caler un modèle hydrologique est l'utilisation d'un front de Pareto [Confessor et Whittaker, 2007; Gupta et al., 2009]. Dans un problème avec au moins deux objectifs conflictuels, une solution « Pareto optimale » est obtenue lorsque la solution ne peut être améliorée sans qu'au moins un des objectifs ne soit dégradé. Cette optimisation peut se faire à travers plusieurs itérations et demande énormément de calcul [Confessor et Whittaker, 2007]. Plusieurs études ont été effectuées sur le calage d'un modèle hydrologique à l'aide d'un front de Pareto [Yapo et al., 1998; Madsen, 2003; Confessor et Whittaker, 2007].

Plusieurs éléments font du calage un problème complexe, entre autres parce que l'ajustement des paramètres passe par une recherche du ou des jeu(x) de paramètres dans un espace à plusieurs dimensions. La réponse des modèles hydrologiques est caractérisée par la présence de nombreux optimums locaux [Duan et al. 1992], par différentes contraintes sur le domaine à l'intérieur duquel chacun de ces paramètres peut varier [Madsen, 2000] et par un nombre habituellement élevé de paramètres à caler. L'ajout de modules supplémentaires, tel qu'un module de neige, complexifie encore plus le calage en raison de l'ajout de paramètres [Turcotte, 2010].

Un autre problème se situe dans les coûts en calculs associés aux modèles spatialisés (p. ex. : SWAT). Les temps de simulation de ces modèles peuvent atteindre plusieurs dizaines de minutes, ce qui empêche l'utilisation de stratégies de calage qui nécessitant des milliers de simulations [Turcotte, 2010]. Ce problème trace la différence entre les approches de calage théoriques et les besoins opérationnels de calage. La méthode de calage utilisée doit donc être un compromis entre des méthodes simples, minimisant les coûts en calculs, et des méthodes plus complexes qui produisent généralement des résultats de meilleure qualité [Turcotte, 2010].

Turcotte [2010] souligne le lien entre la dimension de l'espace des paramètres et les coûts en calculs du calage d'un modèle hydrologique. Dans cet ordre d'idée, Turcotte [2010] divise le calage du modèle HYDROTEL [Fortin et al., 1995] en trois parties, soit les paramètres reliés à la neige, aux bilans verticaux et aux écoulements. De la même manière, Harlin [1991] sépare le calage du modèle HBV [Bergstrom et al., 2002] en trois sous-groupes de paramètres, mais va plus loin en reliant la période de l'année où chacun des sous-groupes correspondants se manifeste de façon plus marquée. De son côté, Cheng et al. [2005] proposent pour le calage du

modèle Xinanjiang une approche itérative en deux étapes qui effectue le calage des paramètres influençant le bilan en eau, puis ceux contrôlant l'écoulement.

Il existe plusieurs méthodes d'optimisation des paramètres de calage, dont on peut distinguer les approches manuelles et automatiques. Les approches manuelles consistent à déterminer les paramètres par essais et erreurs en comparant de façon visuelle les hydrogrammes observés et simulés des différentes simulations [Turcotte, 2010]. De façon différente, les approches automatiques ajustent les paramètres suivant un algorithme de calcul qui optimise un indicateur représentatif de la qualité de l'ajustement [Turcotte, 2010]. Le calage manuel peut souvent mener à des résultats plus satisfaisants [Boyle et al., 2000] et permet aussi à l'utilisateur de bien comprendre le modèle. Cependant, le calage automatique a comme avantage d'être généralement plus rapide et objectif que le calage manuel [Turcotte, 2010].

La littérature fait état de trois principales approches d'optimisation automatiques : les méthodes locales, les méthodes globales, ainsi qu'une combinaison de ces deux dernières. À partir d'un jeu de paramètre initial, les méthodes locales tentent de déterminer le jeu de paramètres optimal en progressant dans l'espace de paramètres suivant des directions qui réduisent l'erreur résiduelle entre les simulations et les observations [Hingray et al., 2009]. De leur côté, les méthodes globales tentent d'explorer l'ensemble de l'espace des paramètres. Bien que les méthodes locales soient généralement moins coûteuses en calcul, elles ont tendance à dépendre fortement du choix de jeu initial et donnent des résultats habituellement moins satisfaisants [Turcotte, 2010]. Turcotte [2010] présente une revue sommaire de quelques méthodes globales et combinées, dont la méthode SCE-UA [Duan et al., 1992] qui est probablement l'optimisateur de référence en hydrologie [Schaake, 2003].

Turcotte [2010] décrit brièvement SCE-UA dans ses termes : la méthode « considère une population de jeux initiaux de coefficients à optimiser par tirage aléatoire dans le domaine de variation de chacun des coefficients. La population est subdivisée en groupe ou complexes (...) Chacun de ces complexes évolue de manière indépendante à l'aide de l'algorithme du « Simplex ». Les complexes sont périodiquement brassés ou mélangés afin de former de nouveaux complexes dans le but de partager le gain d'information obtenu ». Pour plus d'informations sur le SCE-UA, le lecteur pourra se référer à Duan et al. [1992] et Turcotte [2010].

2.3.2 Validation d'un modèle hydrologique

Avant d'être utilisé de façon opérationnelle, un modèle hydrologique doit démontrer qu'il est performant dans les situations pour lesquelles il est utilisé. La performance du modèle à simuler les conditions (données) utilisées pour le calage n'est pas satisfaisante pour évaluer la performance globale du modèle [Klemes, 1986]. Il importe donc de valider la performance du modèle sur d'autres données que celles utilisées en calage, cette étape s'appelle la validation. La technique « Split sample test » [Klemes, 1986] consiste à séparer la période de données disponibles en deux segments, dont une servira pour le calage et l'autre pour la validation. Klemes [1986] conseille de séparer les données en deux segments égaux si la période disponible est suffisamment longue. Un modèle est jugé acceptable seulement si les résultats des deux étapes sont similaires et que leurs erreurs sont acceptables. Autrement, le premier et le dernier 70% de la période de données doivent servir pour deux calages différents et les autres 30% pour deux validations. Dans ce dernier cas, un modèle est jugé acceptable seulement si les résultats des deux calages et validations sont acceptables [Klemes, 1986]. Une revue des autres méthodes de validation est disponible dans Hingray et al. [2009].

2.3.3 Incertitude reliée à la modélisation hydrologique

Quel que soit le modèle hydrologique utilisé ou les données disponibles, la modélisation sera toujours imparfaite en raison de l'imperfection du modèle et de l'incertitude sur les intrants et sur l'état du système modélisé [Hingray et al., 2009]. Beaucoup de travail a été effectué sur la caractérisation de ces incertitudes et sur la prise en compte de l'incertitude dans l'évaluation de la performance d'un modèle. L'approche commune pour tenir compte de ces incertitudes consiste à poser certaines hypothèses sur la distribution statistique des intrants [Gupta et al., 1998; Harmel et Smith, 2007] et de considérer l'erreur issue du modèle comme étant négligeable [Gupta et al., 1998]. Cependant, le fait qu'un modèle n'est qu'une approximation des processus observés en réalité ne peut pas être ignoré et doit être inclus dans l'évaluation du modèle [Gupta et al., 1998].

Néanmoins, les analyses d'incertitude concernant la structure des modèles sont assez rares [Hingray et al., 2009] et l'incertitude associée aux intrants est rarement incluse dans l'évaluation de la performance d'un modèle en raison du manque d'information [Harmel et Smith, 2007]. Les analyses d'incertitude concernent plus souvent les incertitudes

associées aux paramètres du modèle. Étant donné que toute structure de modèle contient des erreurs et que les mesures, sur lesquelles est basé le calage du modèle, sont également sujettes à l'erreur, on doit donc s'attendre à ce que les résultats obtenus de plusieurs jeux de paramètres soient probables de façon équivalente, ce qui définit l'équifinalité [Beven et Binley, 1992]. Ce problème d'équifinalité s'intensifie lorsque le nombre de paramètres augmente. Dans le cas de modèles spatialisés à base physique qui contiennent inévitablement beaucoup de paramètres, dont certains sont corrélés, ce problème prend une forme extrême [Beven et Binley, 1992].

En pratique, pour caractériser cette incertitude, différents jeux de paramètres sont échantillonnés dans l'espace des paramètres suivant une méthode et sur la base de critères choisis pour effectuer différentes simulations [Beven et Binley, 1992; Gupta et al., 1998; Hingray et al., 2009]. Ces différentes simulations permettent ensuite d'estimer la distribution de probabilités de chacune des variables hydrologiques simulées. Toute la difficulté réside dans le choix des jeux de paramètres à considérer [Hingray et al., 2009].

Une première approche consiste à échantillonner de façon uniforme tout l'espace possible des paramètres et à assigner à chacun des jeux de paramètres considérés un poids qui est fonction de sa vraisemblance [Hingray et al., 2009]. C'est le principe qu'utilise la méthode GLUE (*Globalized Likelihood Uncertainty Estimation*) proposée par Beven et Binley [1992]. Cependant, le nombre élevé de paramètres et la subjectivité dans le choix des seuils et des pondérations sont les limitations de cette approche [Hingray et al., 2009]. Une deuxième approche consiste à identifier la distribution de probabilité des jeux de paramètres [Hingray et al., 2009].

2.4 Prévision hydrologique

La prévision hydrologique peut être utilisée dans un contexte de prévision court ou moyen terme des crues et des étiages et pour la gestion de la ressource en eau à plus long terme. L'objectif de la prévision hydrologique peut être de déterminer, sur la période de prévision choisie, la valeur moyenne d'une variable hydrologique, la valeur maximale ou minimale qui pourra être atteinte, le moment et la durée pendant laquelle la variable sera atteinte ou dépassée et/ou son évolution temporelle [Hingray et al., 2009]. Les variables hydrologiques qui font généralement l'objet de la prévision hydrologique sont les débits, les volumes d'eau et

les hauteurs d'eau d'un réservoir ou d'une rivière. Le choix de l'horizon considéré par la prévision est fonction de l'utilisation qui est faite de la prévision. Par exemple, les prévisions court terme (< 14 jours) sont utiles pour la réduction des dommages potentiels liés aux crues tandis que les prévisions à plus long terme peuvent servir à la gestion des réservoirs et des ressources en eau.

Il existe deux types de prévisions : déterministe et probabiliste. Les prévisions déterministes estiment une seule réalisation possible de la variable d'intérêt pour l'horizon de prévision souhaité. Ce premier type de prévision force l'utilisateur à supprimer toute l'information disponible à propos des incertitudes reliées à la prévision, ce qui peut mener à une illusion de certitude conduisant à des prises de décision sous-optimales [Krzysztofowicz, 2001]. En effet, il ne faut pas confondre le rôle du prévisionniste avec celui de l'utilisateur, ce dernier ne connaissant souvent pas les détails liés au système de prévision et donc de l'incertitude totale de la prévision.

Les principales sources d'incertitude participant à l'incertitude totale de la prévision hydrologique sont [Hingray et al., 2009] : (1) l'estimation de l'état initial du système, ici le bassin versant, (2) l'imperfection des modèles météorologiques et (3) l'imperfection du modèle de simulation. Idéalement, ces sources d'incertitudes, une fois identifiées et quantifiées, devraient être propagées dans le modèle de prévision pour produire l'incertitude totale de prévision. Cela permettrait à l'utilisateur de prendre en compte de l'incertitude dans son processus de décision menant à l'évaluation des conséquences que pourraient avoir des décisions alternatives ou différents événements.

Pour ces raisons, Krzysztofowicz [2001] indique qu'un modèle de prévision devrait plutôt être de type probabiliste, dont l'objectif est de décrire l'incertitude totale de prévision en fournissant une distribution de probabilité de la variable d'intérêt sur l'horizon considéré. La prévision d'ensemble est probablement la méthode la plus couramment utilisée. Elle consiste à prévoir l'évolution temporelle de la variable d'intérêt pour un ensemble de scénarios hydrologiques et météorologiques probables. Les membres de l'ensemble peuvent refléter différents états initiaux du système, différentes prévisions météorologiques, différents jeux de paramètres, de même que les sorties de plusieurs modèles hydrologiques. Idéalement, pour ne pas sous-estimer l'incertitude totale de prévision, toutes les sources d'incertitudes devraient être prises en compte dans le système de prévision d'ensemble [Krzysztofowicz, 2001].

2.4.1 Prévisions météorologiques

L'atmosphère, étant un système non linéaire et complexe, est impossible à prévoir dans son état futur véritable. De plus, les prévisions météorologiques sont limitées par la résolution des modèles météorologiques et par la sensibilité de ces modèles aux conditions initiales imposées [Buizza et al., 1999]. Les prévisions d'ensemble sont également utilisées en météorologie pour produire plusieurs scénarios météorologiques probables sur un même territoire et sur une même période de temps. Ces scénarios météorologiques peuvent ensuite être intégrés dans le modèle de simulation pour produire différents scénarios hydrologiques probables.

Au Canada, le Service météorologique du Canada (SMC) d'Environnement Canada produit des prévisions météorologiques déterministes et probabilistes à partir du modèle canadien GEM [Côté et al., 1998]. Le SMC met cette base de données en format GRIB2 gratuitement à la disposition des secteurs privé et académique, ainsi que du grand public. Les prévisions déterministes sont produites à partir du Système régional de prévision déterministe (SRPD) et du Système global de prévision déterministe (SGPD). Sous le SRPD, le modèle GEM produit des prévisions à un pas de temps de 3h sur un horizon de 48h quatre fois par jour (00z, 06z, 12z et 18z) à une résolution de 10 ou 15 km au cœur d'une grille polaire-stéréographique couvrant l'Amérique du Nord et les eaux environnantes. De son côté, les données du SRPD sont produites à un pas de temps de 3h sur un horizon de 10 jours deux fois par jour (00z et 12z) à des résolutions de 0.24° (~25 km) et 0.6° (~66 km) sur une grille latitude-longitude couvrant toute la surface de la Terre. Pour les deux systèmes, les précipitations accumulées journalières résultent de l'addition des prévisions 3h, 6h, 12h et 18h pour chaque jour et les températures minimums et maximums journalières sont trouvées en identifiant les valeurs de température minimale et de température maximale parmi ces mêmes prévisions (3h, 6h, 12h et 18h).

2.4.2 Initialisation de modèle de prévision

Quel que soit le modèle de prévision utilisé, les valeurs des variables faisant l'objet de la prévision auront toujours une certaine erreur, lorsque comparé à posteriori avec la valeur observée. Si cette erreur n'est pas utilisée pour ajuster en temps réel la prévision, celle-ci peut se dégrader progressivement [Hingray et al., 2009]. L'ajustement du modèle de prévision en fonction de l'erreur fait généralement appel à une technique d'assimilation de données qui

peut concerner les variables d'entrées, les variables d'état, les paramètres ou les variables de sortie du modèle de prévision. Appliqué à l'hydrologie, l'assimilation de données se définit comme étant le procédé de mise à jour des variables d'état du bassin versant en combinant de façon optimale les diverses observations disponibles et l'estimation des variables hydrologiques (p. ex. stock de neige, débit, humidité du sol) obtenues à l'aide d'une prévision issue d'un modèle hydrologique.

La technique d'assimilation la plus simple est l'insertion directe qui consiste à substituer une variable d'état du modèle hydrologique par l'observation en supposant que l'erreur de cette dernière est nulle et qu'il n'y a aucune corrélation entre cette variable et les autres variables d'état du modèle. L'insertion directe de la SCN est souvent plus difficile étant donné que plusieurs modèles hydrologiques ne calculent pas cette variable d'état, contrairement à l'ÉEN. Néanmoins, plusieurs études démontrent le potentiel de l'insertion directe pour assimiler la SCN dans un modèle hydrologique [Rodell et Houser, 2004; Tang et Lettenmaier, 2010; Liu et al., 2012].

Plusieurs autres techniques d'assimilation de données plus complexes existent [Bouttier et Courtier, 1999]. Des méthodes telles que l'insertion directe, le « nudging » ou l'interpolation optimale sont souvent plus faciles à implanter et moins coûteuses en temps de calcul, mais ne tiennent pas compte de l'incertitude associée aux observations. De leur côté, les filtres de Kalman étendu (EKF) ou d'ensemble (EnKF) prennent en compte l'incertitude du modèle et des observations et produisent des résultats souvent plus robustes comparativement à l'insertion directe [Reichle et al., 2002; Andreadis et Lettenmaier, 2006]. En effet, les filtres de Kalman utilisent des matrices de covariance définissant la corrélation spatiale entre les variables d'état d'un modèle et les incertitudes associées et ont donc l'avantage de fournir une estimation de l'incertitude reliée à la prévision. Cependant, ils ont le désavantage d'être plus exigeants en termes de temps de calcul.

Bien que le besoin d'intégrer une technique efficace d'assimilation de données dans un modèle de prévision hydrologique soit de plus en plus reconnu, l'assimilation de données n'est pas encore utilisée à son plein potentiel dans un contexte opérationnel [Liu et al., 2012]. Selon Liu et al. [2012], c'est en partie causé par le manque de procédures adéquates pour quantifier l'incertitude associée aux observations et aux modèles et pour fusionner les observations avec le modèle.

2.4.3 Mesure de la performance d'une prévision

Pour une prévision déterministe, donc une seule représentation probable de l'état futur d'un système, il est facile de mesurer sa correspondance avec l'état observé a posteriori à l'aide des mesures statistiques conventionnelles (Nash, RMSE, etc.). Cependant, dans le cas d'une prévision probabiliste, donc en présence de plusieurs scénarios probables, il est moins évident de mesurer l'erreur entre une distribution de prévisions et un état observé a posteriori. Pour ce faire, le Brier Score (BS) est présenté par Brier [1950]. Le BS (équation 2.21) évalue les prévisions probabilistes de variables ne pouvant prendre qu'un nombre fini de valeurs ou de catégories, p. ex. la réalisation ou non d'un événement.

$$BS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \quad (2.21)$$

où O_i est la i^{e} observation (valant 1 si l'événement s'est réalisé et 0 sinon) et P_i est la probabilité prévue correspondante de la réalisation de l'événement (entre 0 et 1). La valeur du BS variera entre 0 (prévision parfaite) et 1.

Le *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS) [Gneiting and Raftery, 2007] est un dérivé du BS qui mesure la distance entre la densité de probabilité cumulée de la variable prévue (prévisions probabilistes) avec celle de l'observation (incertitude de l'observation). Contrairement au BS, le CRPS (équation 2.22) inclut un nombre infini de catégories, tous avec une largeur nulle, et est donc applicable pour des prévisions de variables continues, p. ex. hauteur d'eau et débit. Lorsque calculé pour des prévisions déterministes, le CRPS devient l'erreur absolue moyenne (MAE), critère fréquemment utilisé en hydrologie. Comme ce dernier, la valeur du CRPS est positive et sera d'autant meilleure qu'elle se rapprochera de 0.

$$CRPS = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} (F_t^f(x) - F_t^0(x))^2 dx \quad (2.22)$$

où x est la variable d'intérêt, p. ex. débit, N est le nombre de jours, $F_t^f(x)$ est la fonction de répartition (CDF) de la prévision au jour t et $F_t^0(x)$ est la CDF de l'observation au jour t .

De la même manière que le critère de Nash, le CRPS peut être exprimé relativement à un modèle de référence. Le nouveau critère est alors nommé le *Continuous Rank Probability Skill Score* (CRPSS), montré à l'équation 2.23. Une valeur négative du CRPSS indique que le

modèle de référence offre une meilleure performance que le modèle comparé, tandis qu'une valeur positive indique le contraire.

$$CRPSS = 1 - \frac{CRPS}{CRPS_{référence}} \quad (2.23)$$

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

Cette section décrit la méthodologie effectuée dans le but de répondre aux objectifs du projet. Plus précisément, il y sera question du traitement des données satellitaires MODIS, de la caractérisation du modèle SWAT et de l'intégration des données MODIS aussi bien dans la procédure de calage du modèle SWAT que dans le processus de prévision hydrologique.

3.1 Corrélation entre la SCN MODIS et l'évolution de la crue

La section 3.1 se veut une description complète de la méthodologie utilisée pour la réalisation de l'article scientifique présenté au 0.

3.1.1 Images MODIS

Les images MODIS journalières Terra (MOD10A1) et Aqua (MYD10A1) ont été téléchargées en format *Hierarchical Data Format* (HDF) via le site web du *National Snow & Ice Data Center* (NSIDC) pour la tuile h10v03 couvrant le site à l'étude sur la période de 2000-2013. Une tuile consiste en une matrice de 1200 km x 1200 km, correspondant à 2400 pixels x 2400 pixels à une résolution approximative de 500 m. Chaque pixel se voit assigner un code correspondant au type de surface détecté par MODIS. Les types de surfaces détectés et les codes associés sont présentés au Tableau 3.1.

Tableau 3.1 – Définition des codes associés aux différents types de surfaces pour les produits MOD10A1 et MYD10A1

Codes	Surface type
0	Données manquantes
1	Pas de décision
11	Nuit
25	Non-neige
37	Lac
39	Océan
50	Nuage
100	Lac glacé
200	Neige
254	Capteur saturé
255	Indisponible

Par l'intermédiaire d'un système d'information géographique (SIG), les images ont été reprojctées de leur projection sinusoidale initiale vers la projection *Universal Transverse Mercator* (UTM). Pour le calcul de la SCN, un masque a été appliqué sur les données pour conserver uniquement les pixels compris sur le bassin Nechako. La Figure 3.1 illustre un exemple d'image MODIS obtenue sur le bassin Nechako. La même procédure a été utilisée pour retrouver les pixels de chaque sous-bassin. La SCN MODIS a été calculés comme étant la proportion (%) de pixels indiquant « Neige » (200) sur le bassin Nechako ou sur le sous-bassin d'intérêt. Pour tenir compte de la neige en dessous des nuages, les pixels indiquant « Nuage » (50) ou indisponible (0, 1, 11, 254 et 255) n'ont pas été inclus dans le calcul des SCN MODIS.

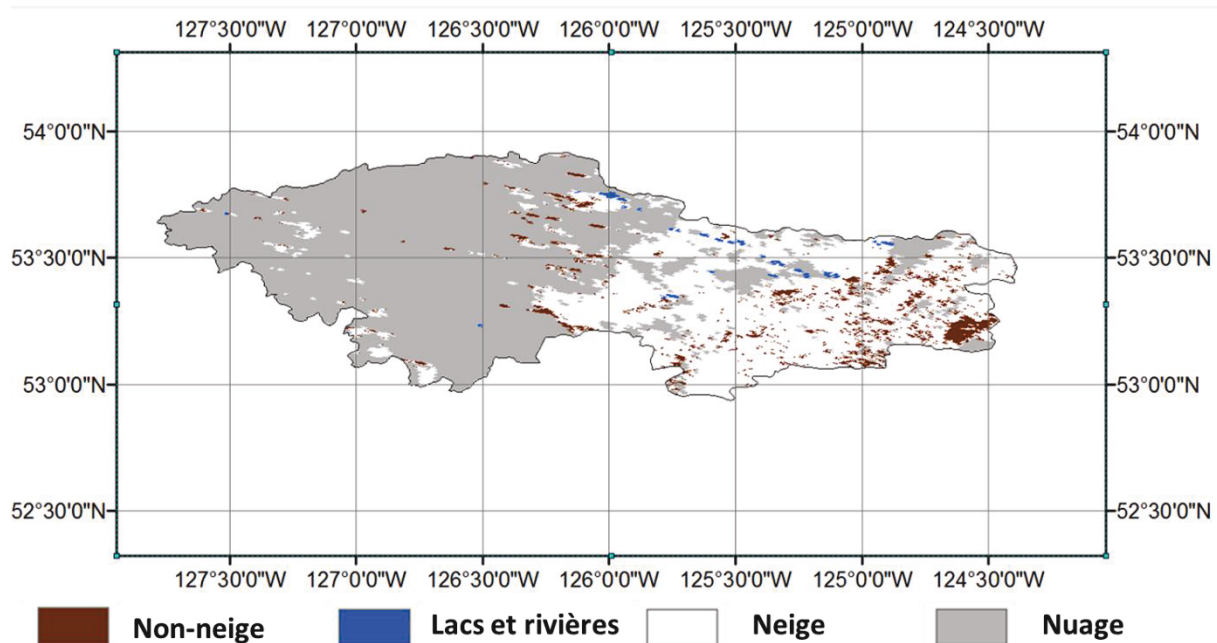


Figure 3.1 - Image MODIS Terra (bassin Nechako) du 24 février 2000

3.1.2 Filtrage nuage

Le problème principal relié à l'utilisation des données MODIS est la présence de nuages qui masquent la surface. Pour atténuer ce problème, différentes techniques de filtrage des nuages (Tableau 3.2) présentés par Parajka et Blöschl [2008a] ont été testées.

La première approche, nommée combinaison (CM), consiste à combiner les données des satellites Terra et Aqua, ceux-ci passant à un intervalle de 3h (10h30 vs 13h30). Lorsque Terra indique la présence de nuages sur un pixel ou que la donnée est indisponible (0, 1, 11, 254 et

255), le pixel Terra est remplacé par le pixel Aqua correspondant si ce dernier indique neige ou non-neige.

La deuxième technique, nommée filtre temporel (FT_{nj}), remplace chaque pixel classé comme nuage par la plus récente classification, neige ou non-neige, du pixel correspondant dans une fenêtre temporelle prédéfinie. Dans ce cas-ci, des fenêtres temporelles de 1, 3, 5 et 7 jours ont été testées. Le filtre temporel est appliqué sur les données obtenues par l'approche CM.

Tableau 3.2 – Comparaison des différents jeux de données MODIS avant et après l'application des techniques de réduction de nuage.

Données MODIS	
Terra	<i>T</i>
Aqua	<i>A</i>
Combinaison Terra/Aqua	<i>CM</i>
Filtre temporel 1 jour appliqué sur la combinaison Terra/Aqua	<i>CM – FT1j</i>
Filtre temporel 3 jours appliqué sur la combinaison Terra/Aqua	<i>CM – FT3j</i>
Filtre temporel 5 jours appliqué sur la combinaison Terra/Aqua	<i>CM – FT5j</i>
Filtre temporel 7 jours appliqué sur la combinaison Terra/Aqua	<i>CM – FT7j</i>

Afin d'évaluer la performance des techniques de filtrage, il convient de mettre en place des critères objectifs. L'objectif est de choisir la technique permettant de réduire la présence de nuages tout en maximisant l'exactitude de la classification MODIS. Pour ce faire, des mesures d'ÉEN sont considérées comme étant la vérité terrain. Trois stations de mesures d'ÉEN (mm) de type « coussins à neige » sont disponibles sur le bassin Nechako (Figure 1.1 et Tableau 3.3). Les mesures d'ÉEN ont été prises de façon journalière depuis le 5 avril 1991 avec quelques journées manquantes. Cependant, jugeant que les trois stations sont trop peu pour déterminer l'exactitude MODIS, les 34 stations situées sur le territoire de la Colombie-Britannique et comprises dans la tuile MODIS h10v03 sont utilisées pour évaluer l'exactitude des données MODIS. Plus de détails sur ces 34 stations sont présentés à l'annexe A.

La comparaison entre la classification MODIS (neige/non-neige) et la mesure d'ÉEN des stations (mm) ne peut se faire qu'indirectement via un seuil d'ÉEN. Le pixel d'observation est considéré comme étant couvert de neige si son ÉEN égale ou dépasse un seuil d'ÉEN et

comme étant sans neige autrement. Le Tableau 3.4 montre les différents cas pouvant survenir en comparant les mesures d'ÉEN avec les données MODIS.

Tableau 3.3 – Détails sur les trois stations de mesures d'ÉEN situées sur le bassin Nechako.

Stations	Nom	Latitude (°)	Longitude (°)	Élévation (m)	Période de données
1B01P	Mt. Wells	53.73	-126.42	1490	1991-2015
1B02P	Tahtsa Lake	53.57	-127.63	1300	1991-2015
1B08P	Mt. Pondosy	53.17	-126.87	1400	1991-2015

Les trois critères suivants sont utilisés pour quantifier la performance des données MODIS par rapport aux mesures d'ÉEN : l'erreur de sous-estimation (MU ; Équation 3.1), l'erreur de surestimation (MO ; Équation 3.2) et l'exactitude globale (k_a ; Équation 3.3).

Tableau 3.4 - Matrice de Confusion comparant les mesures des stations avec les données MODIS

	MODIS : Neige	MODIS : Non-neige
Observations : Neige	a	b
Observations : Non-Neige	c	d

$$MU = \frac{b}{a + b + c + d} * 100 \quad (3.1)$$

$$MO = \frac{c}{a + b + c + d} * 100 \quad (3.2)$$

$$k_a = \frac{a + d}{a + b + c + d} * 100 \quad (3.3)$$

De son côté, la présence de nuages (%) est évaluée comme étant la proportion de pixels classifiés nuages compris dans la tuile MODIS h10v03 sur la période 2000-2013. Une analyse de sensibilité comparant l'exactitude globale pour différents seuils d'ÉEN (1, 10, 20, 50 et 100 mm) démontre qu'un seuil de 50 ou 100 mm augmente l'exactitude globale de MODIS en

période de fonte (mai/juin), mais que l'utilisation d'un seuil de 20 mm est meilleure en période d'accumulation. Étant donné que la reproduction de la période de fonte est plus importante dans le cadre du projet, un seuil de 50 mm a été choisi.

3.1.3 Reconstruction et filtrage des apports

Dans le cadre de la présente étude, les apports non contrôlés (m^3/s) entrant quotidiennement dans le bassin Nechako sont fournis par RTA. La série de données couvre la période allant du 1^{er} janvier 1957 au 31 décembre 2013. Les apports quotidiens ont été reconstitués par bilan hydrique à partir des mesures de niveau d'eau au réservoir Nechako, des débits turbinés à la station Kemano et des débits déversés à Skins Lake. Ce type de donnée est sujet à diverses sources d'incertitudes et est particulièrement sensible aux oscillations qui accompagnent la mesure des niveaux. Haché et al. [1994] mentionnent que la non-horizontalité de la surface des réservoirs en est la source d'erreur prédominante. Les principales causes sont les effets météorologiques (vent, seiche, couvert de glace) et l'exploitation des installations (changement brusque des débits turbinés ou déversés). En effet, des fluctuations de quelques millimètres sur les observations de niveau peuvent conduire à des variations importantes dans l'estimation des apports. C'est particulièrement le cas d'un réservoir volumineux comme celui de la Nechako. Il est donc souvent nécessaire de filtrer les niveaux ou les apports de manière à éliminer ces fluctuations. Dans ce projet, un filtre passe-bas de type « moyenne mobile » a été appliqué à la série d'apports afin de lisser la série de données tout en conservant le bilan hydrique. Pour la série de données utilisée dans les objectifs 1 et 2, chaque donnée est remplacée par la moyenne des apports des deux jours précédents et des deux jours suivants. L'objectif 3 étant dans une optique de prévision, chaque donnée est remplacée par la moyenne des trois jours précédents et de la courante journée.

3.1.4 Corrélation SCN MODIS vs crue passée

Encore une fois, l'objectif de l'étude est de développer des outils priorisant l'amélioration des prévisions du volume de crue aux prévisions de l'amplitude et de l'évolution temporelle des débits. Pour ce faire, la corrélation entre la fonte de la SCN détectés par MODIS et la proportion du volume de crue entrant dans le réservoir Nechako est analysée.

D’abord, pour chaque année de 2000 à 2013, un jour de début et un jour de fin de crue ont été déterminés (Tableau 3.5) manuellement basée sur l’inspection visuelle des hydrogrammes. Le jour de début de crue a été défini comme étant le jour où une augmentation constante des apports est observée. De la même manière, le jour de fin de crue est fixé comme étant le jour où les apports ont cessé de diminuer. Le volume de crue représente l’aire sous la courbe entre les jours de début et de fin de crue. Pour chaque journée entre le début et la fin de la crue, la proportion (%) cumulative du volume de crue passée a été calculée et un nuage de points a été tracé entre celles-ci et les SCN MODIS journalières calculées sur le bassin Nechako. Le même graphique a été tracé en utilisant les SCN MODIS calculées pour chaque sous-bassin (Figure 1.1).

Tableau 3.5 – Jours de début et de fin de crue déterminée basée sur l’inspection visuelle des hydrogrammes 2000-2013 sur le bassin Nechako

Année	Jour de début de crue (JJ/MM)	Jour de fin de crue (JJ/MM)
2000	02/04	04/10
2001	17/04	10/09
2002	04/04	11/09
2003	19/04	06/10
2004	07/04	04/08
2005	12/04	23/09
2006	30/03	13/10
2007	04/04	24/09
2008	22/04	23/09
2009	17/04	01/09
2010	11/04	19/09
2011	23/04	11/09
2012	12/04	16/09
2013	17/04	09/09

Finalement, les années de forte et de faible hydraulité ont été séparées pour voir si des tendances surviennent. Pour chaque année de 2000 à 2013, la pointe de crue, le volume de

crue et l'ÉEN maximum annuel ont été calculés et comparés (Figure 3.2). La Figure 3.2 montre que les années 2002, 2007, 2011 et 2012 sont largement au-dessus des moyennes pour les trois variables considérées. Par conséquent, les années 2002, 2007, 2011 et 2012 ont été classées comme « années de forte hydraulité » et les autres années comme « années de faible hydraulité ».

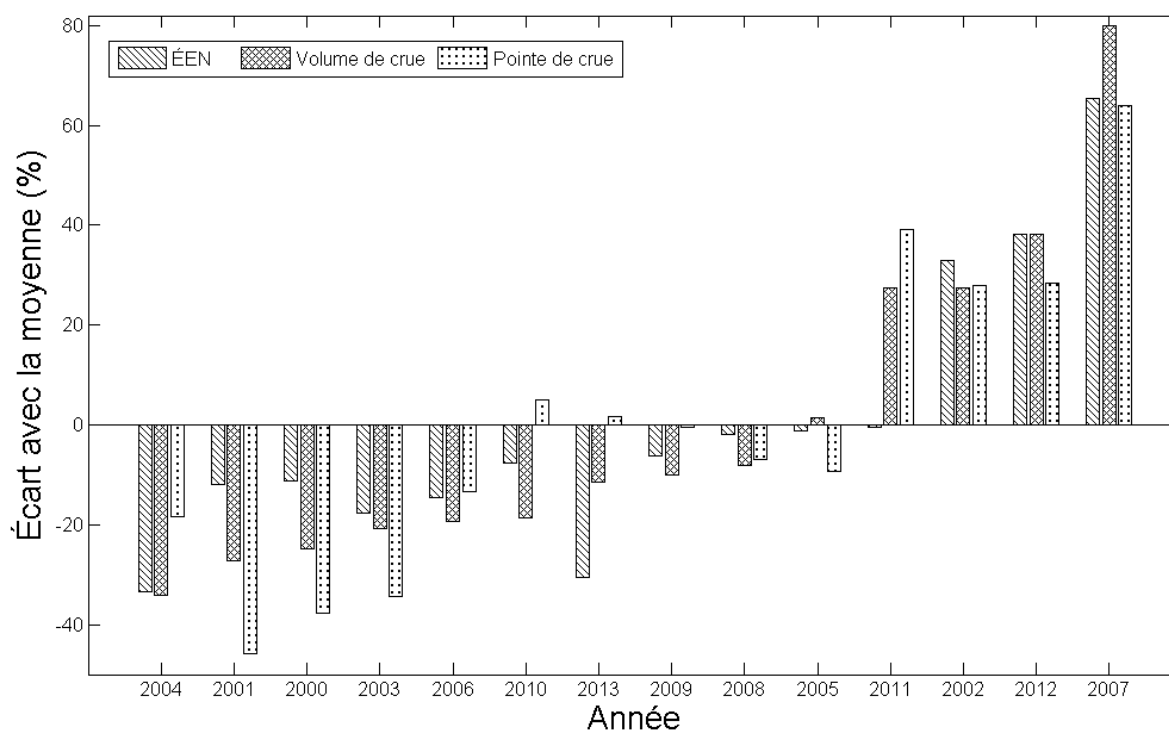


Figure 3.2 – Écarts (%) avec la moyenne de l'ÉEN maximum annuel, du volume de crue et de la pointe de crue de chaque année (2000-2013). Les années sont classées en ordre croissant de leurs volumes de crue.

3.2 Modélisation hydrologique

3.2.1 Caractérisation du modèle SWAT

Les données de type de sol (Tableau 3.6 et Figure 3.3) proviennent majoritairement de la Base nationale de données sur les sols (BNDS) [Inventaire des terres du Canada, 1998]. La base de données contient une cartographie du potentiel des terres pour l'agriculture, la foresterie, les loisirs et la faune à l'échelle de 1/250 000. Cependant, les cartes disponibles ne couvrent pas l'étendue du bassin versant de la Nechako. Par conséquent, les informations manquantes proviennent d'un fusionnement des données Landsat et de celles de la base de données de SWAT.

La carte d'occupation du sol (Figure 3.4) provient de la base de données de couverture du sol de Géobase [Géobase, 2011a]. Ces données sont le résultat de la vectorisation de données matricielles thématiques issues de la classification d'orthoimages Landsat5 et Landsat7 des zones forestières et agricoles du Canada. La couverture forestière provient du projet d'Observation de la Terre pour le développement durable des forêts (OTDD) et la couverture agricole est extraite du Service national d'information sur les terres et les eaux (SNITE).

Tableau 3.6 –Types de sols sur le bassin Nechako

Type de sol	Aire du bassin (%)	% Sable	% Silt	% Argile	% Roche
Silty	73	26	63	11	0
Sandy	16	69	31	0	0
Rocky	11	70	25	5	98

Les données topographiques (Figure 3.6) proviennent de la base de données DNEC (Données d'élévation du Canada) [Géobase, 2011b]. La base de données est constituée d'un quadrillage de valeurs d'altitude du terrain, exprimées en mètres, et espacées à intervalles réguliers. Les DNEC sont basées sur les éléments hypsographiques et hydrographiques des fichiers numériques de la Base nationale de données topographiques (BNDT) aux échelles de 1/50 000 et de 1/250 000 ou des données de position, à diverses échelles, acquises par les provinces et territoires, ou d'imagerie de télédétection. L'intervalle dans le quadrillage est basé les coordonnées géographiques à une résolution variant entre 8 et 23 mètres selon la latitude.

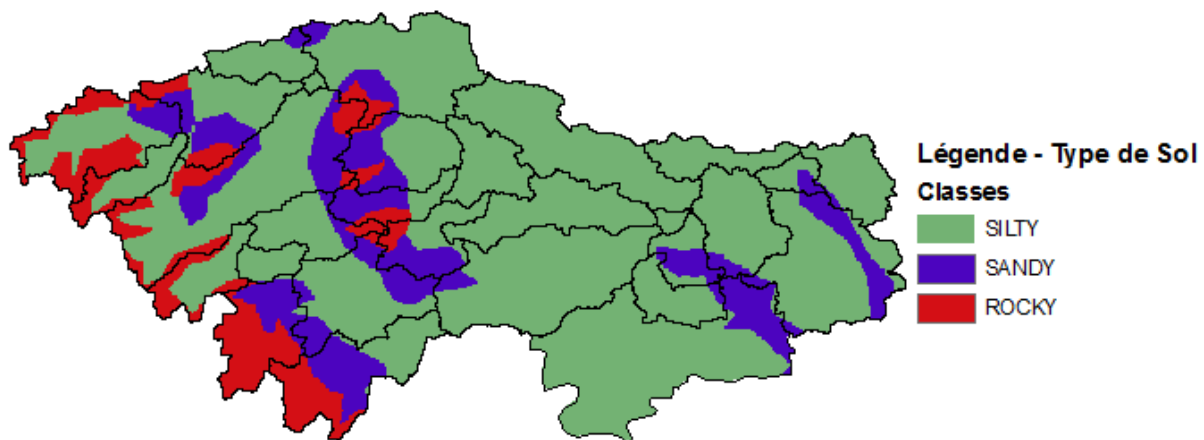


Figure 3.3 – Types de sols sur le bassin Nechako

Les données journalières de précipitations et de températures minimum et maximum de sept stations sont disponibles de 1957 à 2013 sur le bassin versant Nechako (Figure 3.5). Il est à noter que les précipitations ont fait l'objet de corrections par RTA. En effet, une sous-estimation fréquente du bilan hydrique a été observée dans la modélisation hydrologique réalisée par RTA, que l'entreprise a attribuée à des erreurs dans les données de précipitations (sous-captages). Ces corrections ont été effectuées manuellement en pondérant les précipitations de façon différente d'une journée à l'autre de façon à mieux reproduire le bilan hydrique observé.

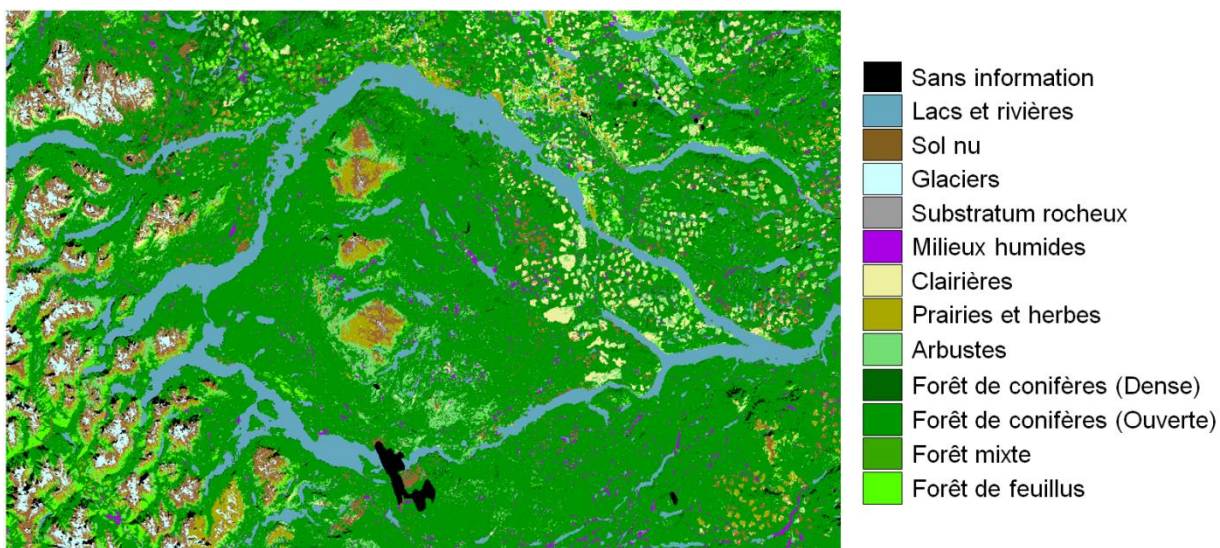


Figure 3.4 – Types d'occupation du sol sur le bassin Nechako

Les données requises de rayonnement solaire, d'humidité relative et de vitesse de vent ont quant à elles été simulées par le générateur de climat inclus dans SWAT. Les données d'entrée nécessaires au fonctionnement du générateur de climat sont présentées en détail dans la documentation SWAT [SWAT, 2009]. Elle consiste en des indices climatologiques et statistiques pouvant être calculés à partir d'une station météorologique. La plupart des indices ont été calculés à partir des données de la station Skins Lake. Les indices liés au rayonnement solaire, à l'humidité et au vent ont été estimés à l'aide de l'outil « NASA Surface meteorology and Solar Energy » [Atmospheric Science Data Center, 2012].

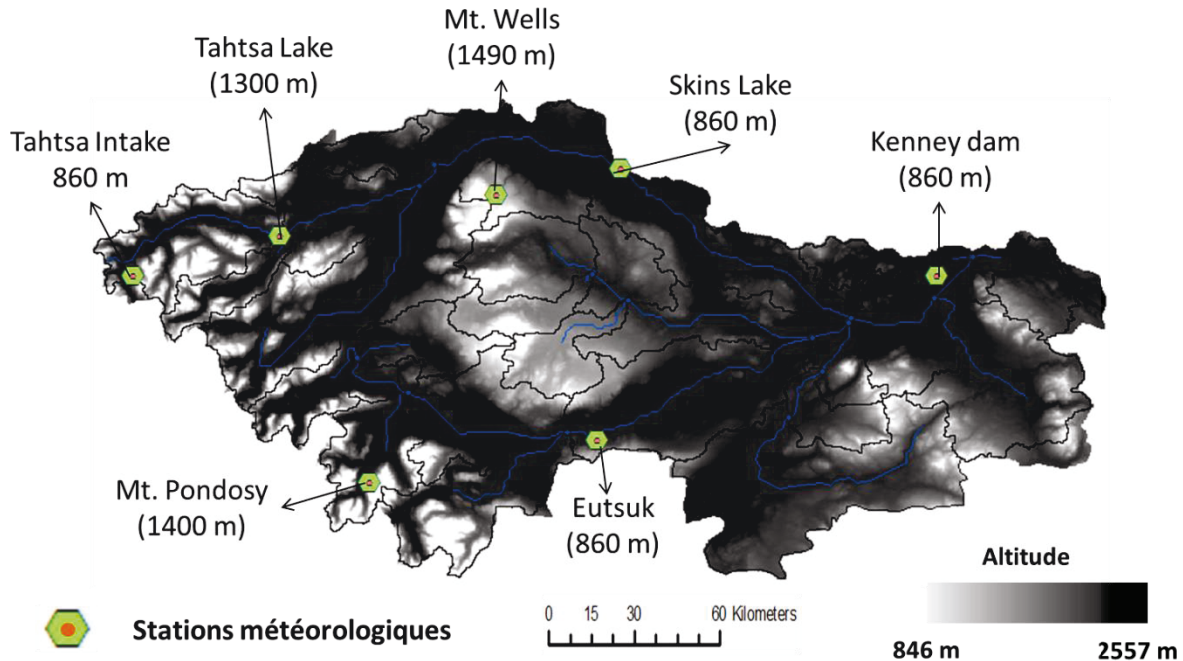


Figure 3.5 – Stations météorologiques sur le bassin Nechako

La délimitation du bassin versant et de ses sous-bassins et la définition du réseau hydrographique dans SWAT s'effectuent automatiquement en fonction de la topographie. Cependant, l'hydrographie de la Nechako a radicalement changé après la construction du barrage Kenney en 1952 pour détourner l'écoulement vers la centrale de Kemano à l'ouest du bassin (Figure 1.1). De plus, un déversoir est situé à Skins Lake, ce qui fait que dépendamment des débits turbinés et déversés, le sens d'écoulement dans le tronçon situé entre Tahtsa Intake et Skins Lake peut changer (Figure 1.1). Dans le cadre du projet, l'exutoire a été fixé à Skins Lake et des modifications ont été apportées au sens d'écoulement des rivières définies par SWAT pour diriger l'eau vers Skins Lake.

La définition des URHs dans SWAT est contrôlée par la combinaison des types de sols, occupations du sol et pentes de terrain. Après avoir entré les données de type de sol et d'occupation du sol, SWAT requiert la définition de classes de pentes de terrain. Pour le projet, trois classes ont été définies, soit (1) 0 à 6 % (2) 6 à 15% et (3) 15-9999 %. Par la suite, des seuils de 10/25/30 % ont été fixés pour éliminer dans chacun des sous-bassins les classes d'occupation du sol, de sol et de pentes dont la superficie couverte est en dessous du seuil. Cette procédure a eu pour création 112 URHs pour les 31 sous-bassins comprenant 6

différentes occupations du sol, 3 types de sols et 3 classes de pentes (Tableau 3.7). Les URHs ont une superficie moyenne de 12107 ha, variant entre 4 et 91590 ha.

Tableau 3.7 – Classes d'occupation du sol, de types de sols et de pentes retenus pour la caractérisation du modèle SWAT.

	Superficie du bassin (km ²)	Superficie du bassin (%)
Occupation du sol :		
Forêt de conifères – FRSE	11277	83.16
Forêt mixte – FRST	33	0.24
Lacs et rivières – WATR	1359	10.02
Prairies et herbes – SWRN	583	4.30
Arbustes – RNGB	82	0.61
Clairières - RNGE	227	1.68
Type de sol :		
Silty	11018	81.25
Rocky	1009	7.44
Sandy	1534	11.31
Pente :		
0-6	7217	53.22
6-15	4373	32.25
15-9999	1971	14.53

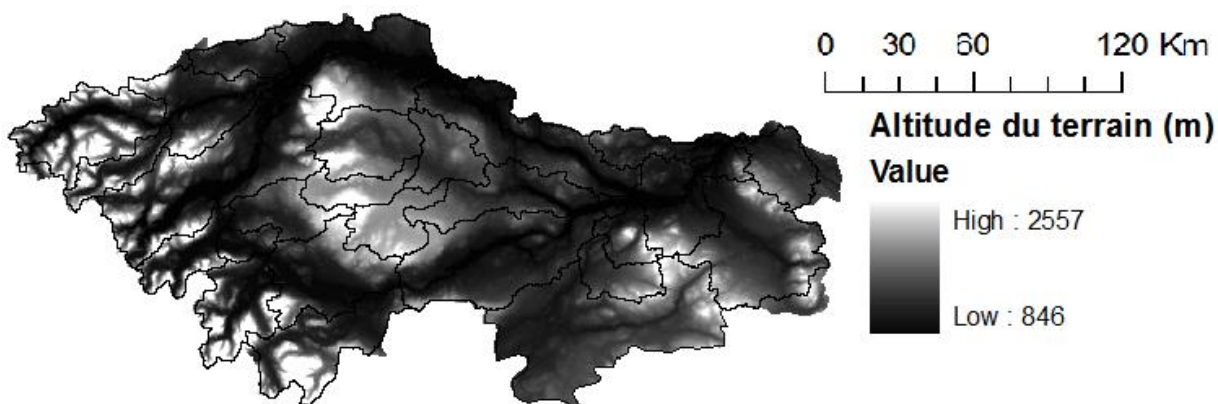


Figure 3.6 – Modèle d'élévation du terrain pour le bassin Nechako

3.2.2 Calage et validation de SWAT

Une analyse de sensibilité a été effectuée pour cibler les paramètres influençant de façon plus significative le comportement du modèle SWAT. De cette manière, 23 paramètres de calage ont été retenus. Le Tableau 3.8 résume ces 23 paramètres, leur signification ainsi que les plages de valeurs qu'ils peuvent prendre. Ces plages de valeurs sont basées sur les analyses de

sensibilité effectuées dans le cadre de projets antérieurs et sur la documentation SWAT [SWAT, 2009]. Les autres paramètres ont été fixés aux valeurs définies par SWAT lors de la caractérisation du modèle.

Tableau 3.8 – Paramètres de calage SWAT

Nom	Description	Unités	Plage de valeurs
SFTMP	Seuil de température (précipitations liquides/solides)	°C	-5 à 5
SMTMP	Seuil de température (fonte de neige)	°C	-5 à 5
SMFMX	Taux de fonte au 21 juin	mm/°C-day	0 à 10
SMFMN	Taux de fonte au 21 décembre	mm/°C-day	0 à 10
TIMP	Facteur de délai associé à la température de la neige	-	0.01 à 1
SNOCOVMX	Seuil d'ÉEN au-dessus duquel la SCN=100%	mm	0 à 2000
SNO50COV	La SCN correspondant à 0.5*SNOCOVMX	m ² /m ²	0 à 1
SURLAG	Temps de concentration	jour	1 à 24
ESCO	Facteur de compensation pour l'évaporation de l'eau dans le sol	-	0.01 à 1
EPCO	Facteur de compensation pour le captage de l'eau par les plantes	-	0.01 à 1
GW_DELAY	Temps de délai de l'eau souterraine	jour	1 à 500
ALPHA_BF	Réponse de l'écoulement de base aux variations de recharge	-	0 à 1
GWQMN	Seuil d'eau pour l'écoulement de base	mm	0 à 500
GW_REVAP	Facteur de retour de l'eau vers les couches sus-jacentes peut se produire	-	0.02 à 2
REVAPMN	Seuil au-dessus duquel le processus de retour de l'eau vers les couches sus-jacentes peut se produire	mm	0 à 500
OV_N	Coefficient de Manning (overland)	-	0.1 à 30
CN2	Valeur SCS CN II initiale	-	-20% à 20% de la valeur initiale
CH_K1	Conductivité hydraulique (tributary channel)	mm/hr	0.5 à 25
CH_N1	Coefficient de Manning (tributary channel)	-	0.025 à 0.15
CH_N2	Coefficient de Manning (main channel)	-	0 à 0.3
CH_K2	Conductivité hydraulique (main channel)	mm/hr	0 à 150
SOL_AWC	Coefficient de capacité d'emménagement d'eau dans une couche de sol	-	0 à 1
SOL_K	Conductivité hydraulique à saturation du sol	mm/hr	0 à 2000

De manière à analyser la performance d'un modèle hydrologique intégrant l'information issue des images satellitaires MODIS dans son calage, les techniques de calage envisagées visent à reproduire aussi bien les apports observés que la SCN tirée des images MODIS. De plus, certains calages incluent les mesures d'ÉEN afin d'analyser l'effet qu'aura l'intégration d'une information sur la neige plus quantitative sur la performance du modèle hydrologique. Les résultats de ces calages pourront ensuite être comparés avec un calage simple-objectif visant uniquement la concordance des apports observés et simulés.

Il est primordial d'explorer différentes techniques de calage dans lesquels l'information contenue dans les images MODIS servira à définir un jeu de paramètres représentant de façon optimale toutes les variables hydrologiques associées. Dans cette optique, deux différents exercices de calage sont proposés dans cette étude. Le premier consiste à caler tous les paramètres simultanément en pondérant les différents objectifs, soit la concordance des apports et de l'ÉEN et/ou de la SCN, et en les additionnant pour obtenir une fonction unique. Cette procédure a pour avantage d'explorer un domaine de recherche très large, ce qui, à défaut d'augmenter les temps de calcul, augmente les chances d'aboutir à un jeu de paramètres optimal.

Le deuxième exercice consiste à diviser le calage en deux parties qui s'effectuent séquentiellement, soit le calage dans un premier temps (1) des paramètres reliés à la neige et ensuite (2) des autres paramètres. Le calage des paramètres reliés à la neige, soit SFTMP, SMTMP, SMFMN, SMFMX, TIMP, SNOCVMX et SNO50COV, est effectué à l'aide des variables de neige (ÉEN et/ou SCN) uniquement. Par la suite, les autres paramètres sont calés en optimisant la reproduction des apports observés. Cette technique se base sur le fait que le modèle de neige de SWAT est indépendant des autres sous-modèles et qu'une fois les variables d'état associées à la neige calculées, les sous-modèles subséquents ne peuvent plus modifier ces variables d'état. Le découplage du modèle de neige des autres sous-modèles permet de diviser la séquence de calage en sous-problèmes et ainsi réduire le domaine de recherche et les temps de calcul. Turcotte [2010] mentionne cependant que la réduction des coûts en calcul ne peut se justifier que si le prix à payer en termes de qualité des résultats n'est pas trop élevé. La procédure demeure néanmoins très intéressante dans le sens où, intuitivement, on peut s'attendre à de meilleurs résultats d'un modèle de neige calé

uniquement sur des mesures de neige, d'autant plus que le bassin Nechako possède de l'information sur le couvert de neige autant ponctuelle (ÉEN) que spatiale (SCN MODIS).

Pour le calage des coefficients à partir des apports, deux fonctions objectifs représentant différentes propriétés de l'hydrogramme sont sélectionnées. D'abord, le critère de Nash (équation 2.20), basé sur la minimisation des erreurs quadratiques, a été retenu pour tous les calages, pour tenter de bien représenter l'évolution temporelle et l'amplitude des crues printanières. De plus, le critère de biais normalisé sur la moyenne des observations (équation 3.4) a été utilisé dans certains calages seulement afin d'explorer l'effet qu'aura l'intégration de ce critère dans une procédure automatique de calage multi-objectifs. Dans l'équation 3.4, la somme des erreurs absolues est utilisée afin de permettre l'optimisation du critère vers sa limite inférieure nulle. Pour l'analyse des résultats, le critère de biais de l'équation 3.5 a plutôt été utilisé pour représenter la tendance générale du modèle à surestimer ou sous-estimer le bilan hydrique. Le modèle étant calé principalement dans un objectif de prévision du volume de crue, l'utilisation du critère de biais permettra d'optimiser la reproduction du bilan hydrique. La normalisation sur la moyenne des observations est effectuée afin d'obtenir un ordre de grandeur similaire entre le critère de Nash et le critère de biais normalisé, permettant une base comparable entre les deux fonctions objectifs.

Pour le calage à partir de l'ÉEN et/ou SCN, le RMSE (*Root mean square error*), représentant la racine carrée des écarts quadratiques moyens, a été retenu. Encore une fois, l'équation retenue (équation 3.6) est normalisée (NRMSE) sur la moyenne des observations. Le choix s'est posé sur cette fonction par son utilisation commune dans des problèmes d'optimisation [Boyle et al., 2000 ; Turcotte, 2010].

$$Biais_{abs} = \frac{\sum_{t=1}^N (|O_t - S_t|)}{\sum_{t=1}^N (O_t)} \quad (3.4)$$

$$Biais = \frac{\sum_{t=1}^N (O_t - S_t)}{\sum_{t=1}^N (O_t)} \quad (3.5)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (O_t - S_t)^2}{N}}}{\bar{O}} \quad (3.6)$$

où

S : Variable d'intérêt simulé au pas de temps « t »

O : Variable d'intérêt observé au pas de temps « t »

\bar{O} : Moyenne des variables d'intérêt observées sur la période de temps N considérée

Pour chaque pas de temps, l'ÉEN par URH est une des variables d'état enregistrées par SWAT. Le calcul du NRMSE sur l'ÉEN ($NRMSE_{ÉEN}$) est effectué en comparant l'ÉEN mesuré aux trois stations de mesures (Mt. Wells, Mt. Pondosy et Tahtsa Lake) avec l'ÉEN simulé par SWAT des trois URHs où sont situées ces stations. Par contre, la SCN n'est pas une variable d'état enregistrée par SWAT, bien qu'elle soit simulée. Pour chaque pas de temps, le calcul de la SCN sur tout le bassin est donc effectué en dehors de SWAT à partir des ÉEN par URH simulés par SWAT et de la courbe de déplétion (équation 2.5). La SCN sur le bassin (SCN_{SIM}) est ensuite comparée avec la SCN tirée des images MODIS (SCN_{MODIS}) pour calculer le $NRMSE_{SCN}$. Étant donné que MODIS indique rarement une SCN nulle dans la période où la neige devrait être complètement fondue, la période du 15 juillet au 30 septembre n'est pas utilisée pour le calcul du $NRMSE_{SCN}$. Ces dates ont été définies sur la base des mesures d'ÉEN des trois stations qui indiquent généralement des ÉEN nulles d'année en année entre ces deux dates. Les journées pour lesquelles le couvert nuageux est supérieur à 20% ne sont pas utilisées dans le calcul du $NRMSE_{SCN}$.

Après avoir associé une ou deux fonction(s) objectif(s) à l'optimisation du débit à l'exutoire et des variables d'état (ÉEN et SCN), il est nécessaire de pondérer les différents objectifs afin de les regrouper en un seul objectif global pouvant faire l'objet d'une optimisation automatique. Au total, 9 calages ont été effectués (Tableau 3.9). L'objectif principal du modèle étant la prévision de la crue, un poids plus important est toujours accordé à la reproduction des apports. Des pondérations de 0.8/0.2 et 0.7/0.3 (apport/neige) sont testées pour trouver les pondérations optimales. Des essais d'optimisation préliminaires ont permis d'observer que l'optimisation du critère de biais est beaucoup plus rapide que celle du Nash, dans le sens où une amélioration de 0.01 au critère de Nash est beaucoup plus difficile à atteindre que pour le critère de biais. Pour pallier à ce problème, un poids plus important est octroyé au Nash par rapport au critère de biais. Pour le calage des coefficients à partir de mesures de neige, un poids égal est accordé à l'ÉEN et la SCN lorsque l'ÉEN est utilisé.

Tableau 3.9 – Présentation des 9 différents calages avec les fonctions objectifs associés, leurs procédures et les variables utilisées.

N°	Fonction Objectifs	Procédure	Variables
1	$F = \text{Nash}[Q]$	Simple-objectif	Apports
2	$F_1 = \text{NRMSE}[\text{SCN}]$ $F_2 = \text{Nash}[Q]$	Séquentielle	MODIS Apports
3	$F_1 = 0.5 * \text{NRMSE} [\text{SCN}] + 0.5 * \text{NRMSE} [\acute{\text{E}}\text{EN}]$ $F_2 = \text{Nash}[Q]$	Séquentielle	MODIS, ÉEN Apports
4	$F = 0.7 * \text{Nash}[Q] + 0.15 * \text{NRMSE} [\text{SCN}]$ $+ 0.15 * \text{NRMSE} [\acute{\text{E}}\text{EN}]$	Simultanée	Apports, MODIS, ÉEN
5	$F = 0.7 * \text{Nash}[Q] + 0.3 * \text{NRMSE}[\text{SCN}]$	Simultanée	Apports, MODIS
6	$F = 0.4 * \text{Nash}[Q] + 0.3 * \text{BIAIS}[Q]$ $+ 0.3 * \text{NRMSE}[\text{SCN}]$	Simultanée	Apports, MODIS
7	$F = 0.7 * \text{Nash}[Q] + 0.3 * \text{NRMSE} [\acute{\text{E}}\text{EN}]$	Simultanée	Apports, ÉEN
8	$F = 0.8 * \text{Nash}[Q] + 0.2 * \text{NRMSE}[\text{SCN}]$	Simultanée	Apports, MODIS
9	$F = 0.5 * \text{Nash}[Q] + 0.2 * \text{BIAIS}[Q]$ $+ 0.3 * \text{NRMSE}[\text{SCN}]$	Simultanée	Apports, MODIS

La période de données des apports étant suffisamment longue (1957-2011), elle est séparée en deux segments égaux pour le calage (1986-2011) et la validation (1958-1985) du modèle, tel que recommandé par Klemes [1986]. De la même manière, la période de données pour la SCN est séparée en deux segments égaux pour le calage (2007-2011) et la validation (2002-2006). La même période de calage [2007-2011] est retenue pour l'ÉEN, laissant la période de 1991-2006 pour la validation. Afin de permettre l'initialisation des variables du modèle, la première année de chaque simulation n'est pas utilisée pour le calcul des fonctions objectifs dans le processus de calage et de validation.

L'algorithme d'optimisation qui a été sélectionné dans le cadre du projet est le SCE-UA [Duan et al., 1992], configuré avec les coefficients présentés au Tableau 3.10. Le choix de cet algorithme d'optimisation est justifié par son utilisation fréquente et le bon rendement offert pour le calage des modèles hydrologiques [Shaake, 2003 ; Turcotte, 2010].

Tableau 3.10 – Coefficients utilisés pour la configuration de l’algorithme SCE-UA

Coefficients	Valeurs	Description
Maxn	4000	Nombre maximal d’itérations
Kstop	7	Nombre maximal de boucles de brassage (shuffling loops) pour améliorer le critère
Pcento	0.0001	Pourcentage incrémental d’amélioration du critère pour les boucles de brassage (shuffling loops)
Ngs	2	Nombre de complexes
Nseed	0	Nombre de germes numériques à utiliser
Npg	$2 \cdot \text{nopt} + 1^*$	Nombre de points dans chaque sous-complexe
Nps	$\text{nopt} + 1^*$	Nombre de points dans chaque sous-complexe
Nspl	$2 \cdot \text{nopt} + 1^*$	Nombre de pas d’évolution pour chaque complexe avant le prochain brassage (shuffling)
Mings	2	Nombre minimal de complexes permis suite à une réduction de l’algorithme d’optimisation
Iniflg	0	Drapeau pour utilisation du point initial dans la population de départ
Iprint	0	Drapeau pour l’écriture de traces de contrôle

* nopt : nombre de paramètres à caler. Il est égal à 23 lorsque tous les paramètres sont calés, 7 lorsque le calage est effectué seulement pour les paramètres de neige et 16 pour les autres paramètres.

3.3 Préviation à l’aide de SWAT

Dans un premier temps, il a fallu modifier le code SWAT afin de permettre l’arrêt d’une simulation à une certaine date, de sauvegarder les variables d’état à cette date, de les modifier s’il y a lieu et de pouvoir repartir une simulation à partir des conditions enregistrées. Cette étape est primordiale pour permettre l’assimilation d’observations d’apports, d’ÉEN ou des SCN MODIS.

Le système de préviation hydrologique utilisé dans le cadre de ce projet est schématisé à la Figure 3.7. La première étape consiste à initialiser les variables d’état du modèle en simulant une année complète de météo historique allant jusqu’au jour de préviation. Les variables d’état

précédent le jour de prévision sont ensuite sauvegardées. Les autres étapes sont décrites dans les sections suivantes.

3.3.1 Assimilation MODIS

Suite à l'initialisation des variables d'état dans SWAT vient l'assimilation de la SCN_{MODIS} . L'organigramme de la méthodologie d'assimilation MODIS est présenté à la Figure 3.8. L'approche proposée est une méthode empirique qui ajuste certains paramètres du modèle rétroactivement à la période d'accumulation. En effet, la méthode a pour but non seulement d'ajuster certains paramètres en fonction de l'écart entre les SCN observées et simulées, mais également de resimuler l'entièreté de la période d'accumulation et de fonte. De cette manière, les paramètres ajustés, bien qu'optimisés lors du calage, offriront des processus de fonte et d'accumulation plus représentatifs de l'année de la prévision. Dans le cadre de ce projet, le début de la période d'accumulation est fixé au 1^{er} septembre pour chaque année.

Dans un premier temps, la SCN observée au jour précédent la prévision est comparée avec la SCN_{MODIS} . L'assimilation MODIS est effectuée seulement si l'écart est de plus de 20%. Ce seuil a été choisi pour tenir compte de l'incertitude reliée aux données MODIS. En effet, MODIS indique fréquemment des SCN annuels maximums tournant autour de 80% durant des périodes où on s'attend à des valeurs de 100%.

Par la suite, si l'écart est de plus de 20%, deux cas peuvent survenir. Premièrement, si MODIS indique que la fonte n'est pas commencée ($SCN_{MODIS} > 80\%$) et que l'écart est de 20%, c'est donc dire que modèle simule une fonte hâtive et que l'ÉEN simulé est passé en dessous du seuil $SNOCOVMX$ depuis une certaine période de temps. Pour corriger cet écart, la température en dessous de laquelle les précipitations sont solides (SFTMP) est augmentée de 1°C, jusqu'à un maximum de 5°C, et toute la période allant du 1^{er} septembre au jour de prévision est resimulée. Cette correction permettra au modèle de simuler un ÉEN au-dessus de $SNOCOVMX$ plus longtemps.

Une deuxième éventualité serait que MODIS indique que la fonte est entamée sur le bassin ($SCN_{MODIS} < 80\%$), mais que l'écart est tout de même plus grand que 20%. Dans cette situation, soit le modèle surestime la fonte ($SCN_{SIM} < SCN_{MODIS}$), soit il la sous-estime ($SCN_{SIM} > SCN_{MODIS}$). Dans le premier cas, les taux de fonte $SMFMX$ et $SMFMN$ sont diminués de 1 mmH₂O/(°C-jour), jusqu'à un minimum de -10 mmH₂O/(°C-jour), et toute la

période d'accumulation est resimulée pour modifier tous les événements de fonte qui auraient pu avoir lieu. Dans le deuxième cas, les taux de fonte sont plutôt augmentés de $1 \text{ mmH}_2\text{O}/(^{\circ}\text{C-jour})$, jusqu'à un maximum de $10 \text{ mmH}_2\text{O}/(^{\circ}\text{C-jour})$.

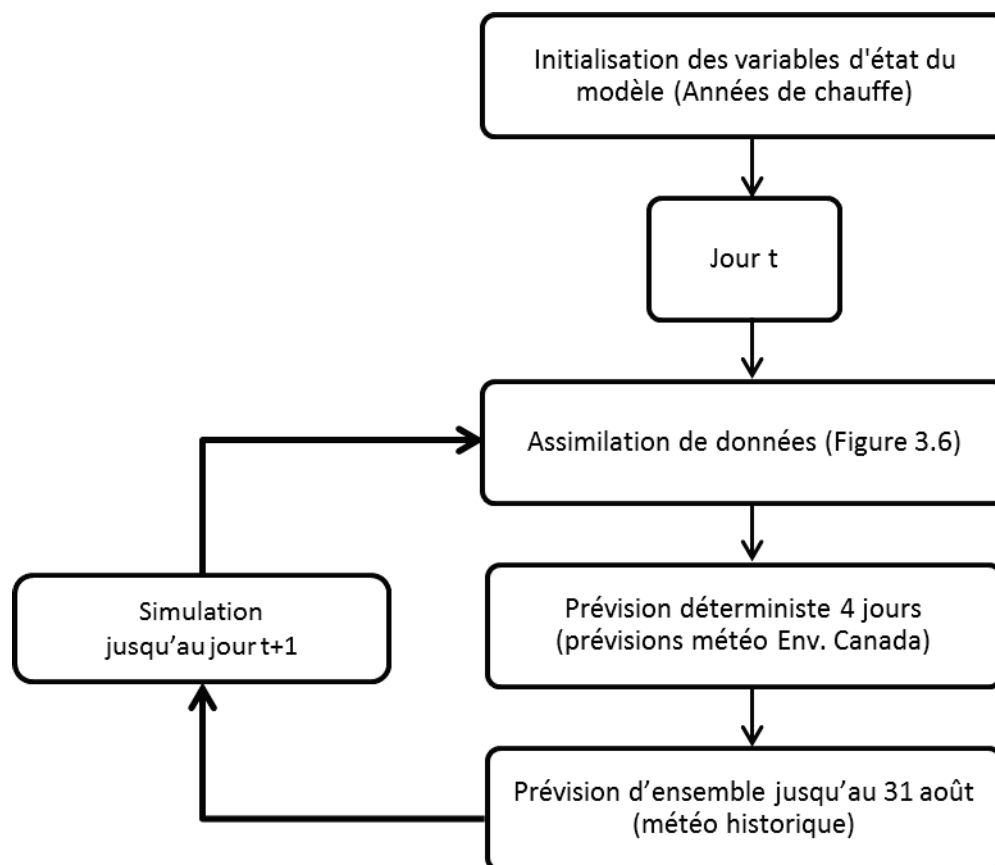


Figure 3.7 – Organigramme du système de prévision hydrologique utilisé

À noter que cette méthodologie n'est pas effectuée itérativement, mais bien une seule fois pour chaque pas de temps de prévision. Il n'y a également pas de vérification effectuée pour s'assurer que les corrections ont effectivement amélioré la SCN. Étant donné le nombre de prévisions à effectuer, le but était d'adopter une procédure automatique et relativement peu coûteuse en temps de calculs. Une méthode itérative aurait nécessairement mené à des coûts en calculs supplémentaires et peut-être même à des divergences dans l'ajustement des paramètres qui auraient nécessité des interventions manuelles.

Suite à l'assimilation MODIS, les variables d'états sont sauvegardées et le système de prévision passe, s'il y a lieu, à l'assimilation des apports, sinon directement à la simulation des prévisions.

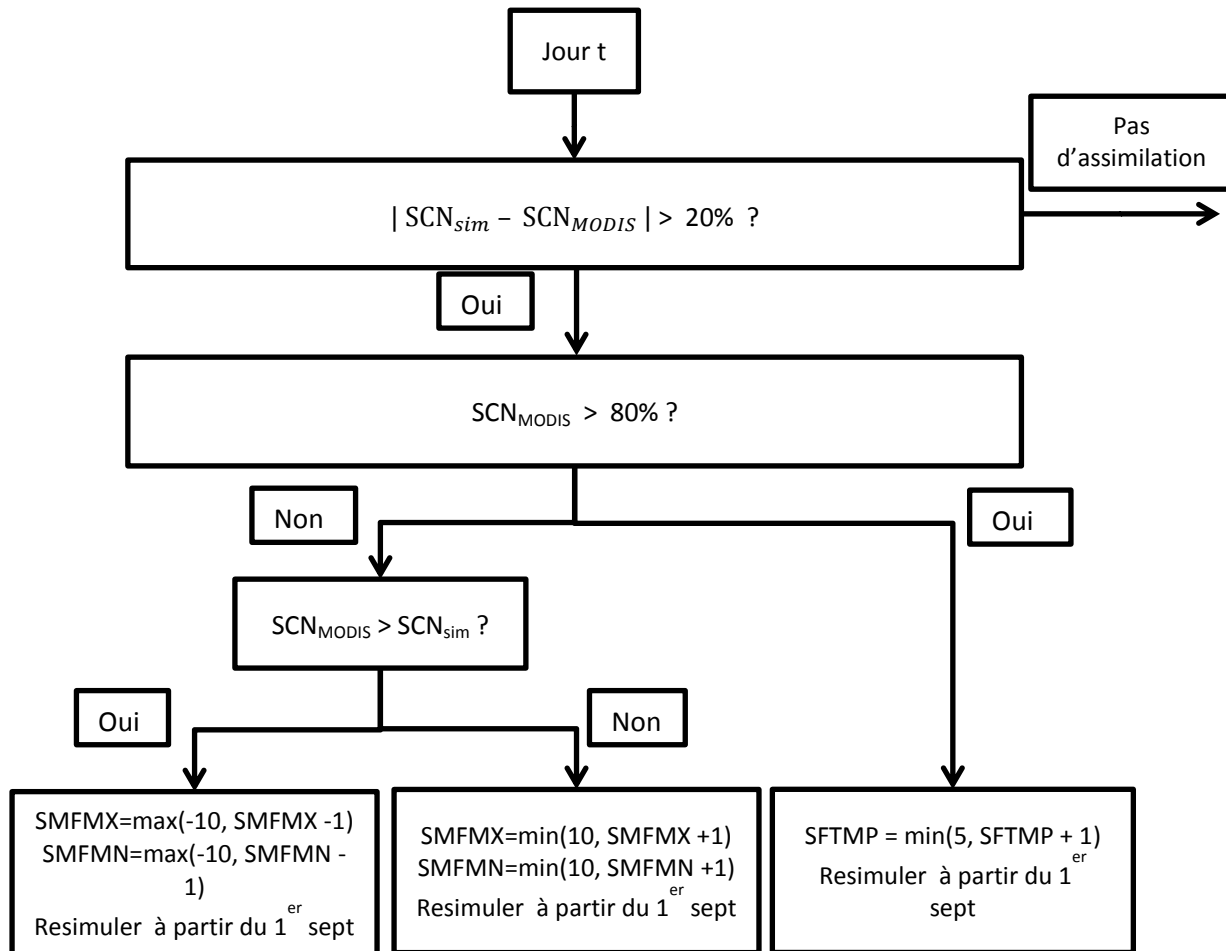


Figure 3.8 – Méthodologie d'assimilation de la SCN_{MODIS} dans le modèle SWAT

3.3.2 Assimilation des apports

L'idée est d'apporter une correction sur une variable d'état afin de réduire l'écart entre les débits simulés à l'exutoire du bassin et les apports observés. Pour ce faire, une analyse de sensibilité a été effectuée pour plusieurs variables d'état incluses dans SWAT. Parmi celles-ci, la modification de la variable « SOL_ST », représentant l'humidité du sol pour chacune des 9 couches de sol dans chaque URH, a produit les meilleurs résultats. En effet, l'augmentation ou la réduction de l'humidité du sol dans les 9 couches de chaque URH entraîne immédiatement une modification proportionnelle des débits simulés à l'exutoire au jour suivant.

Dans un premier temps, l'approche proposée calcule l'erreur entre les débits simulés à l'exutoire et les apports observés au jour précédent la prévision. Par la suite, pour chaque couche de sol de chaque HRU, la variable SOL_ST est ajustée selon l'équation 3.7.

$$SOL_ST_{ij} = \min [SOL_UL_{ij} ; SOL_ST_{ij} * (1 + E_Q)] \quad (3.7)$$

Où E_Q est l'erreur (m^3s^{-1}/m^3s^{-1}) entre les débits simulés à l'exutoire et les apports observés au jour précédent la prévision, SOL_ST_{ij} est la quantité d'eau (mm H_2O) contenue dans la i^e couche du j^e URH et SOL_UL est la capacité à saturation (mm H_2O) de la i^e couche du j^e URH. La capacité à saturation est également une variable d'état dans SWAT, mais au contraire de SOL_ST , elle reste fixe d'un jour à l'autre et dépend des caractéristiques du sol. À mentionner également que l'humidité du sol (SOL_ST) résultante ne peut pas prendre de valeur inférieure à 0. Suite à l'assimilation des apports observés, les variables d'états sont sauvegardées et le système de prévision passe à la simulation des prévisions.

3.3.3 Prévisions hydrologiques court terme et moyen terme

L'objectif de la prévision est de reproduire du mieux possible le contexte opérationnel dans lequel les prévisionnistes de RTA sont confrontés, c'est-à-dire que les mesures in situ sont disponibles en temps réel. Pour ce faire, le présent projet utilise le même système de prévision qu'utilise RTA opérationnellement, c'est-à-dire d'effectuer une prévision déterministe 4 jours suivie de prévisions d'ensemble sur la période restante. En période de crue, RTA utilise une période de prévision fixe du 1^{er} avril au 31 août. Par exemple, pour une prévision au 1^{er} mai 2015, RTA simule une prévision déterministe allant du 1^{er} au 4 mai 2015 suivi d'une prévision d'ensemble du 5 mai au 31 août 2015.

L'historique des prévisions météorologiques journalières fourni par Environnement Canada a été conservé par RTA. Il s'agit des prévisions 00z du SGPD (25 km) d'Environnement Canada. Ces données comprennent les prévisions de précipitations et de températures minimums et maximums sur un horizon de 0 à 10 jours ré-échantillonnées pour chacune des sept stations situées sur le bassin Nechako. Sur les 12 années complètes de données (2003-2014), 310 journées sont manquantes, dont presque la totalité de la saison de crue 2006. La majorité des autres données manquantes sont en dehors de la période de crue et ne posent donc pas de problème majeur dans le cadre du projet. Dû à l'incertitude grandissante des prévisions météorologiques à mesure que l'horizon de prévision augmente, un horizon de 4 jours seulement est utilisé pour les prévisions court terme. Les mêmes mesures statistiques que pour le calage ont été utilisées pour juger de la performance des prévisions déterministes de débits (Nash, Biais) et de neige (NRMSE).

Pour les prévisions d'ensemble (moyen terme), les données historiques de précipitations et températures sont utilisées comme prévisions météorologiques d'ensemble en supposant que chaque année de données historiques est une représentation probable du futur [Day, 1985]. En utilisant les conditions initiales de la présente année, le modèle de simulation produit un scénario (membre) pour chaque année passée. Chaque scénario est équiprobable. Le CRPS a été utilisé afin de comparer les prévisions d'ensemble aux observations. Toutefois, la médiane des ensembles a également servi à juger de la performance des prévisions d'ensemble, encore une fois à l'aide des mesures statistiques utilisées lors du calage (Nash, Biais, NRMSE). Étant donné que le CRPS prend en compte tous les membres de la prévision, les conclusions tirées des mesures du CRPS prévaudront sur les mesures utilisant la médiane de l'ensemble.

CHAPITRE 4 ARTICLE SCIENTIFIQUE

Avant-propos

Auteurs et affiliation :

- Gino-Karl Marcil : étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie civil
- Robert Leconte : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie civil
- Mélanie Trudel : professionnelle de recherche, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie civil

Date de soumission : 5 juin 2015

Revue : Water Resource Management

Titre français : *Utilisation du produit de télédétection de la neige MODIS pour la gestion de réservoir sur un bassin canadien montagneux.*

Contribution au document :

Cet article contribue au mémoire en présentant la méthodologie utilisée pour développer une relation empirique reliant la fonte du couvert de neige détecté par MODIS avec l'évolution du volume de crue printanier. Ces relations empiriques représentent un outil de prévision simple ne nécessitant d'autres données que les images MODIS et des mesures d'ÉEN de stations météorologiques

Résumé français :

L'objectif de cette étude est d'analyser la relation statistique entre la variation de la SCN MODIS et l'occurrence de crue dans une optique de gestion de réservoir. Cette étude est appliquée sur le bassin de la rivière Nechako situé en Colombie-Britannique, Canada. Premièrement, une analyse a été effectuée sur la relation entre la SCN journalière calculée à partir d'images MODIS filtrées et la proportion du volume de crue journalière qui est entré dans le réservoir durant la période de crue. Les résultats indiquent une corrélation robuste ($R^2=0.87$) et significative ($p<0.001$) sur la période de donnée de 2000 à 2013. Une analyse similaire a été réalisée pour chaque sous-bassin, trouvant une corrélation encore plus robuste ($R^2=0.90$) pour le sous-bassin Tahtsa Lake. De plus, deux relations distinctes ont été trouvées

pour les années faibles et les années fortes en classifiant les années selon leurs ÉEN maximums, pointes de crues et volumes de crue. Ces relations empiriques représentent un outil de prévision simple ne nécessitant d'autres données que MODIS et des mesures d'ÉEN. L'approche proposée peut également être appliquée pour d'autres bassins versant montagneux dominés par de fortes quantités de neige.

Using Remotely Sensed MODIS Snow Product for the Management of Reservoirs in a Mountainous Canadian Watershed

Gino-Karl Marcil¹, Mélanie Trudel¹ and Robert Leconte¹

Abstract The objective of this study is to analyze relationships between the variability of MODIS derived snow covered area (SCA) and flood dynamics for the management of reservoirs. The study was conducted in the Nechako River Basin in British Columbia (Canada). Relationships were analyzed between daily SCA calculated from filtered MODIS images and the fraction of the flood volume that had already entered the reservoir during the snowmelt period. Results indicate a robust ($R^2=0.87$) and significant ($p<0.001$) correlation over a 14-years (2000-2013) period. A similar analysis was conducted for each sub-Basin, producing an even more robust relationship ($R^2=0.90$) for the Tahtsa Lake sub-Basin. Two distinct relationships corresponding to years with either large or small spring runoff were identified by classifying years according to their maximum snow water equivalents (SWE), peak inflows and flood volume, thus improving the correlations. These empirical relationships are a simple forecasting tool that does not require any additional data other than MODIS SCA and SWE measurements. This straightforward approach can be applied to other mountainous watersheds dominated by snow accumulation and melt.

Keywords: MODIS snow product; Flood monitoring; Mountainous watershed; Empirical relationships

¹ Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Université de Sherbrooke, 2500 Boul. de l'Université, Sherbrooke, QC, Canada, J1K 2R1

4.1 Introduction

In snow-covered mountainous watersheds, snowmelt is a major process influencing the timing and magnitude of the spring freshet. For example, in the American Rocky Mountains, 75% of the total annual precipitation is in the form of snow, and 90% of the annual runoff is generated from snowmelt (Rango et al. 2000). Precipitation in the form of snow, as opposed to rain, accumulates over an extended period before it enters the runoff process, causing changes in the watershed response. Since flow discharge during snowmelt often exceeds 20 times the average annual flow discharge, water management decisions are critical prior to, and during, the flood event (Lavallée et al. 2006).

Watershed managers require information on the spatial and temporal accumulation and depletion of the snowpack to optimize reservoir levels, e.g. to minimize flood risk. In the absence of adequate information, reservoir levels must be managed conservatively with a potentially significant loss in power production (Lavallée et al. 2006). In this context, operational hydrology aims at providing forecasts that will guide this optimization (Turcotte 2010). Hydrological variables that are commonly the subject of forecasts are the magnitude and timing of the peak flow discharge and the total runoff volume (Hingray et al. 2009). In many cases, forecast techniques include empirical relationships based on past snowmelt data (Rango et al. 1977; Garen 1992; Painter et al. 2009) or simulations with hydrological models (Lavallée et al. 2006; Sorman et al. 2009).

Various approaches exist for snow cover mapping on a regional scale. The most common snow mapping technique is based on the interpolation of in-situ measurements. While ground-based measurements are generally accurate, the sparseness and location of the stations will often not adequately represent the spatial variability and extent of the snowpack. Moreover, in mountainous watersheds, topography can lead to substantial spatial variability of hydrological variables, such as snow.

Remote sensing data retrieved from satellites can be very useful for monitoring the snow accumulation and snowpack depletion (Schmugge et al. 2002). According to Seidel and Martinec (2002), the only efficient way to monitor the changing seasonal snow covered area (SCA) on a large scale is by satellite remote sensing. Various applications have been developed to map SCA using the visible and near infrared regions of the electromagnetic spectrum. Among these, the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) offers

free daily information on the SCA with a 500 m spatial resolution and an overall absolute accuracy estimated at 93% (Hall and Riggs 2007).

For flood forecasting purposes, remote sensing data have been used along with hydrological models to generate scenarios of how floods evolve. These models typically use remotely sensed SCAs either for deriving snow-depletion curves, which relate snow water equivalent (SWE) to SCA (Donald et al. 1995), or for updating simulated snow cover (Dressler et al. 2006; McGuire et al. 2006). Few studies have analyzed the correlation between remotely sensed snow cover data and hydrological variables associated with spring floods. Zhou et al. (2005) found that a statistically significant correlation exists between streamflow and SCA from both daily and 8-day MODIS products. However, their study focused on the evaluation of MODIS snow cover products without analyzing any application to operational forecasts. The novelty of this paper is to relate MODIS snow cover product to variables of interest for reservoir management such as total runoff volume.

The objectives of this study are (1) to analyze the relationship between the SCA derived from MODIS images and the runoff volume generated during the snowmelt period; and (2) to assess the potential of using this relationship in operational forecasts of the runoff volume. The Nechako River Basin in British Columbia (Canada) was selected. This basin is characterized by its mountainous topography and by the substantial quantities of precipitation in the form of snow. First, regression analyses were conducted between the Nechako daily MODIS SCA and the daily proportion of the flood volume that entered the Nechako reservoir over the 2000-2013 period. Similar analyses were also performed using instead the MODIS SCA for each sub-basin of the Nechako to see if a particular sub-basin would be a better predictor for forecasting runoff volume. Finally, two distinct relationships for years with large and small spring runoff volumes were analyzed by classifying the years according to their maximum SWE, total runoff volume and peak flows.

As reservoir managers frequently rely on empirical relationships based on past snowmelt periods, the regression analyses carried out on both the Nechako River Basin and Tahtsa Lake sub-Basin will allow managers to estimate the fraction of runoff volume that occurred, thus indirectly estimating the total runoff volume, using the SCA derived from MODIS images. Based on in-situ measurements, such as climate stations or manual snow surveys, the approach proposed in this paper will also allow reservoir managers to select a relationship for either

large or small runoff years, thus improving the forecasts. Such an approach can easily be applied to other mountainous watersheds dominated by snowmelt.

4.2 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)

MODIS is an imaging spectroradiometer with 36 spectral bands in the visible and near infrared wavelengths (0.4 to 14.0 μm). This sensor currently flies aboard the satellites Terra and Aqua in NASA's Earth Observing System. For the present study, images were acquired from the MODIS snow product distributed through the National Snow and Ice Data Center (NSIDC). This product provides snow cover observations at a nominal spatial resolution of 500 m. Operational data collection from Terra MODIS began on 24 February 2000, at the 10:30 am local overpass time, and from Aqua MODIS on 24 June 2002, at the 1:30 pm local overpass time. The two overpass times allow the possibility of obtaining more unobstructed views of the surface, as clouds may shift position and extent within a 3 h-period (Hall and Riggs 2007).

The snow cover mapping algorithm applied to the MODIS data, the Normalized Difference Snow Index (NDSI), exploits the strong reflectance of the snow in the visible and its strong absorption capacity in the short-wave infrared part of the spectrum (Hall and Riggs 2007). Through numerous studies, comparison of the MODIS snow product with ground data has shown that the absolute accuracy of MODIS depends on the land cover type (Hall and Riggs 2007). For example, forests present particular challenges, since the canopy obscures the underlying snow cover and causes considerable shading. For forested areas where the vegetation density exceeds 50%, Hall et al. (1998) reported the accuracy of the MODIS snow product to be 71%. However, snow-covered forests are spectrally distinct from snow-free forests. Therefore, the MODIS snow product algorithm is based upon a combination of the NDSI and a Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) that enables more accurate classification of snow-covered forests without compromising the performance for other land cover types (Klein et al. 1998). Note that the NDVI was disabled for Aqua imagery because of the need to use band 7 instead of band 6, which failed shortly after launch (Hall and Riggs 2007).

Overall, the main limitation of the MODIS snow product remains the cloud coverage, since it can lead to a masking of the surface or the misidentification of clouds as snow (Hall et al.

2002). The precedent MODIS cloud mask (Ackerman et al. 1998) was changed by a new cloud mask that is more liberal in mapping snow cover (Riggs and Hall 2002). This means that the image is not masked when in doubt, resulting in improved accuracy in regions with mixed snow and clouds, but it will still tend to erroneously identify some types of ice clouds as snow (Riggs and Hall 2002). Despite the integration of the liberal cloud mask, significant cloud coverage may still be observed in MODIS images (Parajka and Blöschl 2008).

4.3 Study area

The study area is the Nechako River Basin (Figure 4.1). The Nechako River is one of the major tributaries of the Fraser River, which it joins at Prince George in the west-central region of British Columbia, Canada. It originates from a former group of lakes, now known as the Nechako Reservoir. The Nechako Reservoir was formed by the Kenney Dam, whose construction was completed in 1952, creating a diversion of the Nechako River westward of the reservoir at Tahtsa Intake, where a 16 km long intake tunnel brings the water to the Kemano power station. The Skins Lake spillway regulates the water levels both in the reservoir and in the river downstream.

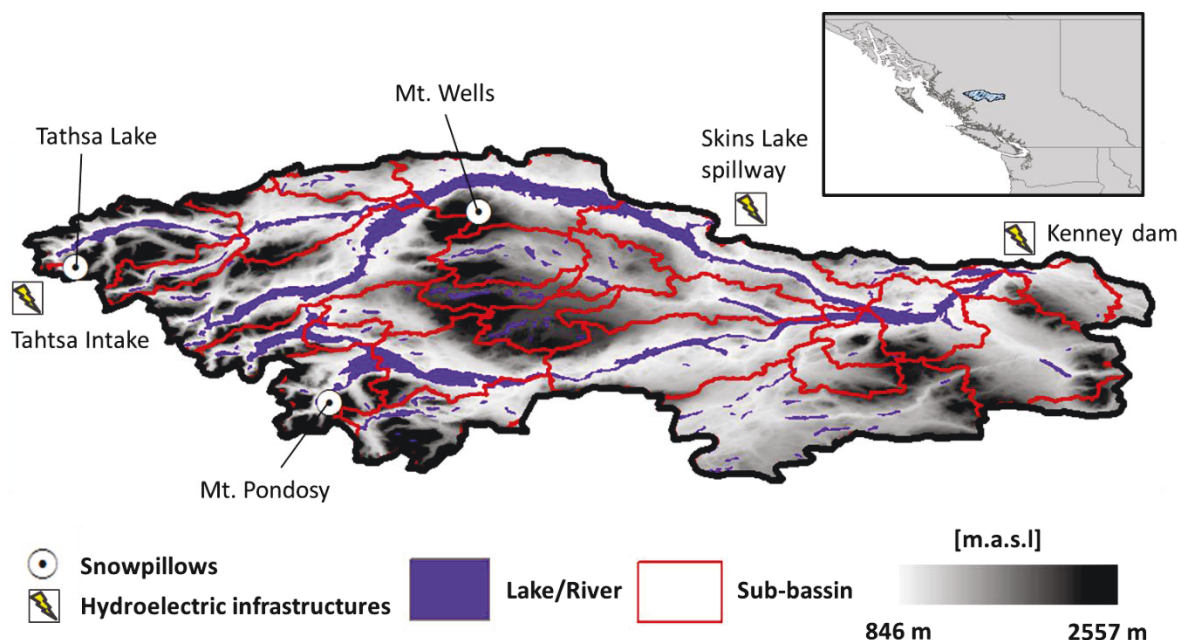


Figure 4.1 - Topography of the Nechako River Basin, delimitation of the 31 sub-basins and locations of the 3 snowpillows within Nechako basin.

The basin drainage area is 14 000 km² and is located within longitudes 127°44'W to 124°72'W and latitudes 52°57'N to 53°51'N. The study area is characterized by its mountainous topography, with elevations ranging from 846 to 2557 m and a mean elevation of 1129 m. According to Geobase (2011a), 70% of the area is occupied by evergreen forests and 30% is mostly occupied by water and ranges. Daily SWE measurements from three snowpillow stations located within the Nechako River Basin are available since 1991: Mount Wells, Tahtsa Lake, and Mount Pondosy. The elevations at these stations are respectively 1490 m, 1300 m, and 1400 m and the mean maximum SWE are 611 mm, 1431 mm, and 838 mm. As shown in Figure 4.2, the maximum annual inflows that enter the Nechako Reservoir vary from 356 m³/s to 1547 m³/s, with a mean value of 581 m³/s.

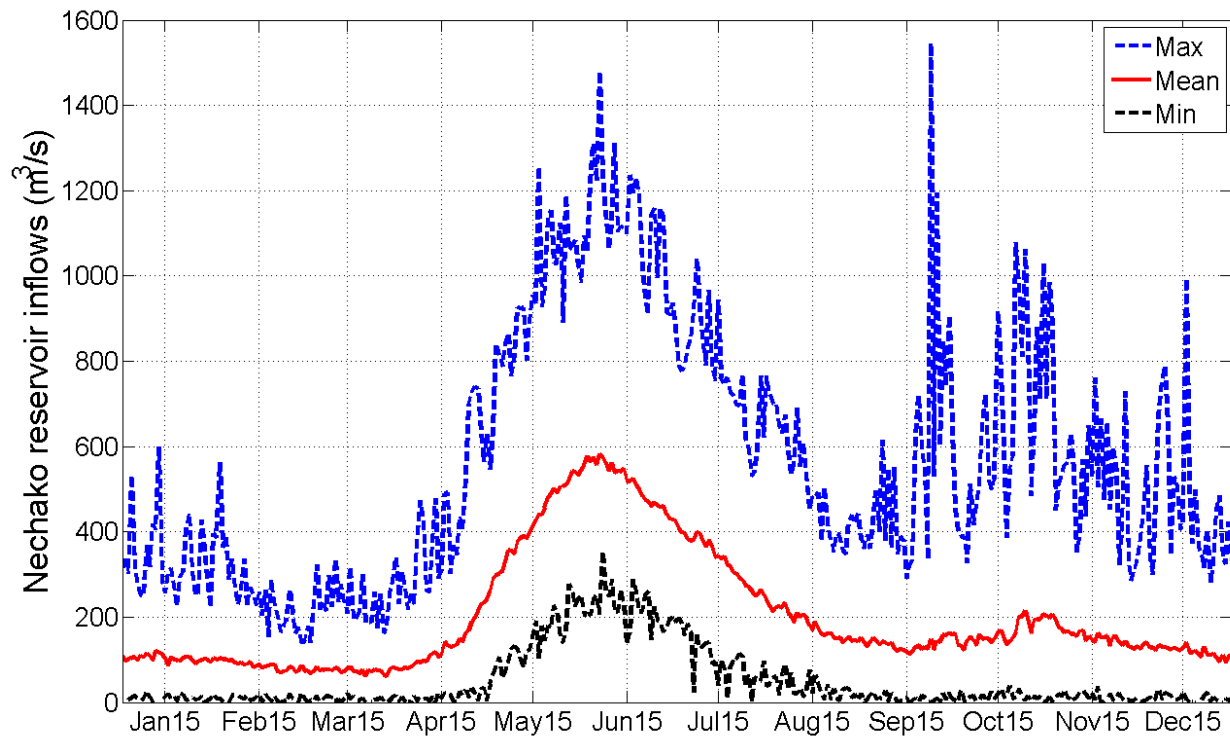


Figure 4.2 - Mean, minimum and maximum daily reconstructed inflows that entered the Nechako Reservoir over the period 1957-2013.

4.4 Methods

4.4.1 Snow Cover Area derived from the MODIS images

The MODIS derived snow cover images were downloaded from the National Snow & Ice Data Center (NSIDC) website in compressed Hierarchical Data Format (HDF) format. The

MODIS data are gridded in an equal-area tile (h10v03) in a sinusoidal projection. A tile consists of a 1200 km by 1200 km data array, which corresponds to 2400 pixels by 2400 pixels at 500 m resolution. Based on the NDSI/NDVI snow-mapping algorithm, a coded integer value was assigned to each pixel of the MODIS images, corresponding to the surface type, e.g. snow, land (no snow), cloud, missing data.

Using a Geographic Information Systems (GIS), the downloaded images were reprojected on the North American datum 1983 (NAD1983) and a mask was applied to the MODIS images to retrieve only the pixels located within the Nechako River Basin. The same procedure was used to retrieve the MODIS SCA for each sub-basin. The total snow covered area was retrieved from the number of pixels that were snow-covered in the Nechako River Basin and in the sub-basins.

In this study, a 7-day temporal filter (7dTF) was applied to the combined Terra-Aqua images as proposed by Parajka and Blöschl (2008) to decrease the cloud coverage in MODIS images. Since the cloud-classified pixels still covered a substantial portion of the basin after application of the cloud reduction technique, the snow covered area fraction was assumed to be the same under the clouds. Otherwise, images with substantial cloud coverage would have given a less realistic representation of the percent snow coverage. For example, during the peak snow season when SCA=100% would be expected, an image with a cloud coverage of 10% would have given a SCA=90%.

4.4.2 Reconstructed Reservoir Inflows

Since 1957, the daily turbine discharge has been measured at the Kemano powerhouse and spill discharge and reservoir levels have been recorded at the Skins Lake spillway. Over the years, a relationship has been developed between the water level and the volume of the reservoir. These data, along with the storage-elevation curve for the Nechako Reservoir, allowed calculation of the reservoir inflow and daily inflow volume from the mass balance equation. However, this approach may lead to unrealistic inflows, e.g. negative volumes, because it is very sensitive to reservoir level measurements. Various filtering approaches were proposed to correct calculated inflows, e.g. moving average, low-pass and high-pass filters (Berrada et al. 1996). In this study, the only correction applied was to replace each negative

inflow value by the average of the past 3 days of inflows in order to conserve the annual inflow volume.

4.4.3 Fraction of Flood Volume

To analyze the correlation between MODIS SCA and the flood volume, the first step was to determine the beginning and the end of the spring flood for each year. To that end, time series of the reconstructed reservoir inflows were plotted for each year between 2000 and 2013. A 4-day window moving average was applied to the reservoir inflows to facilitate identifying the start and end of the spring flood. The hydrographs show that the flood period can be identified for each year by the noticeable increase of the reservoir inflow that lasts for 3 to 5 months. Such long periods are normal given the large quantities of snow that accumulate in the basin. The beginning of each flood associated with the snowmelt period was determined manually as the day a sustained increase in the flow was observed. In the same way, the end of each flood was set as the day the inflows ceased to decrease. Next, total flood runoff volumes were calculated from the hydrographs covering the flood period. Finally, daily fractions of the passing flood were computed as the ratio of the daily cumulative runoff volume and the total flood runoff volume and converted to percent values.

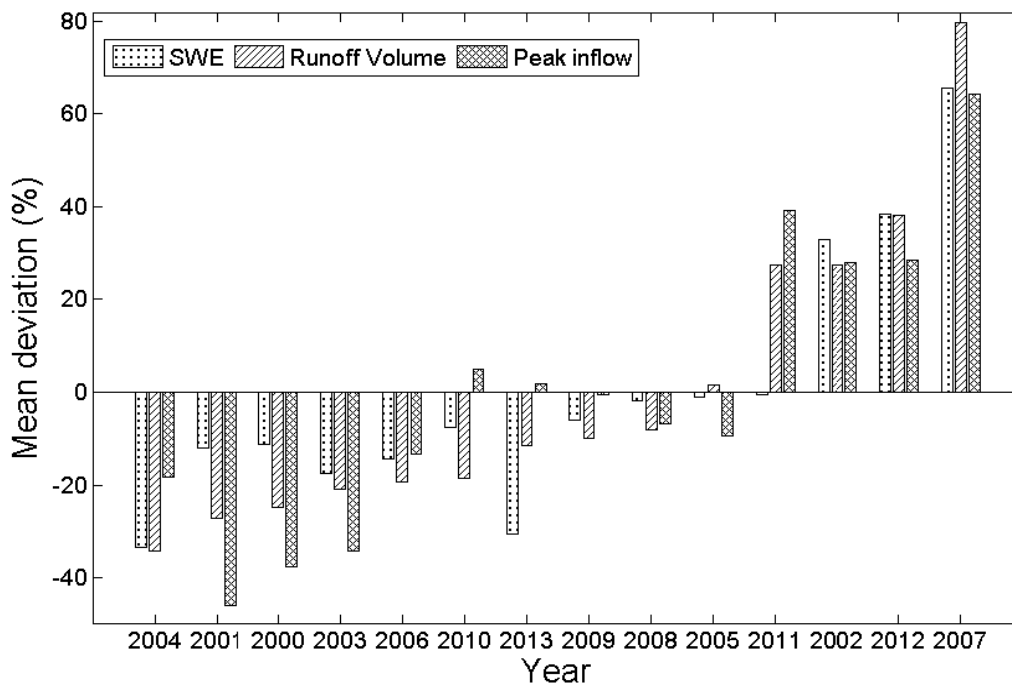


Figure 4.3 - Mean deviation of the annual maximum SWE, spring runoff volume and peak inflow for 2000-2013. The years are listed in ascending order of their spring runoff volume.

4.4.4 Separation of small and large runoff years

For each year between 2000 and 2013, the maximum SWE, the total flood runoff volume and the peak inflow were evaluated and the mean values were calculated. Next, the annual values of each hydrological variable were compared to their mean values (Figure 4.2) to separate the large runoff years from the small runoff years. According to Figure 4.2, years 2002, 2007, 2011, and 2012 all have flood volumes, peak inflows and maximum SWE above the average. Therefore, those years were classified as large runoff years and the other years were classified as small runoff years. The objective of this procedure was to analyze the correlation between the MODIS SCA and the fraction of flood volume for small and large runoff years separately.

4.5 Results

4.5.1 Assessment of MODIS overall accuracy

The overall accuracy, i.e. fraction (%) of correctly classified pixels, was evaluated over the period of 2000-2013 using the 3 snowpillows located within the watershed. Pixels were considered as snow covered if the SWE equals or exceeds a threshold value (50 mm), and were considered as snow free otherwise.

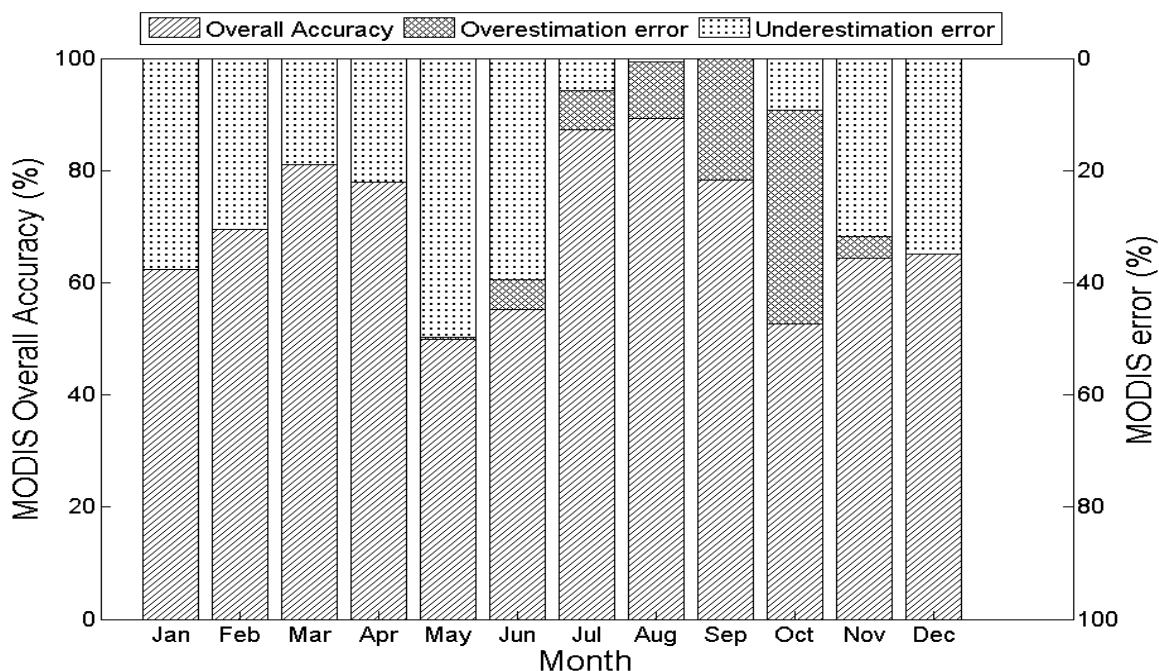


Figure 4.4 - Monthly overall accuracy, overestimation error and underestimation error of the filtered MODIS classification (7dTF) against the 3 snowpillows located within the Nechako River Basin.

The 7dTF reduces the cloud coverage from 65.8% (Terra) to 5.7% while trading a negligible loss of accuracy from 70.9% (Terra) to 69.4% (7dTF). The overall accuracy of the MODIS classification (7dTF) shows better agreement between MODIS and the snowpillows for the periods from November to March ($> 60\%$) and from July to September ($> 78\%$) (Figure 4.4). However, the overall accuracy during the ablation (May and June) and accumulation (October) periods decreases below 60%. During the ablation period, most of the error is caused by an underestimation of the presence of snow by MODIS (Figure 4.4) as compared to measurements of SWE at the snowpillows. MODIS indicated that the snow in the pixel was totally melted according to the NDSI decision rule, while the snowpillows show a SWE above the 50 mm threshold value.

4.5.2 Correlation analysis between MODIS SCA and the proportion of flood volume

A scatter plot of MODIS SCA for the Nechako River Basin versus the fraction of total flood volume that occurred is shown in Figure 4.5a, for all floods combined, i.e. 2000 to 2013. As expected, the fraction of flood volume increases with a decrease of the snow areal extent. A statistically significant ($p < 0.001$) exponential curve was found to be the best fit to the Nechako data. Measures of the goodness of fit for the Nechako regression analysis are presented in Table 4.1.

Figure 4.5a shows that many data fall outside of the 95% prediction intervals towards the end of the flood, more precisely for the fraction of flood volume exceeding 90%. These outliers may be explained by the uncertainty related to the definition of the end of the flood. The snow cover should be completely melted at some point at the end of the snowmelt period, but MODIS rarely indicates $SCA = 0\%$. This problem may be due to the misclassification of clouds as snow. If these outliers are removed from the regression analysis, the coefficient of determination increases from $R^2=0.79$ to $R^2=0.87$, while the uncertainty on the predicted fractions of flood volume that occurred, calculated as the mean 95% confidence intervals width ($\Delta 95$), decreases from $\pm 26\%$ to $\pm 20\%$. Since the aim of this study is to develop a predictive model of flood dynamics, the fractions of flood volume above 90% were not included in the regression analysis in order to improve the relationships.

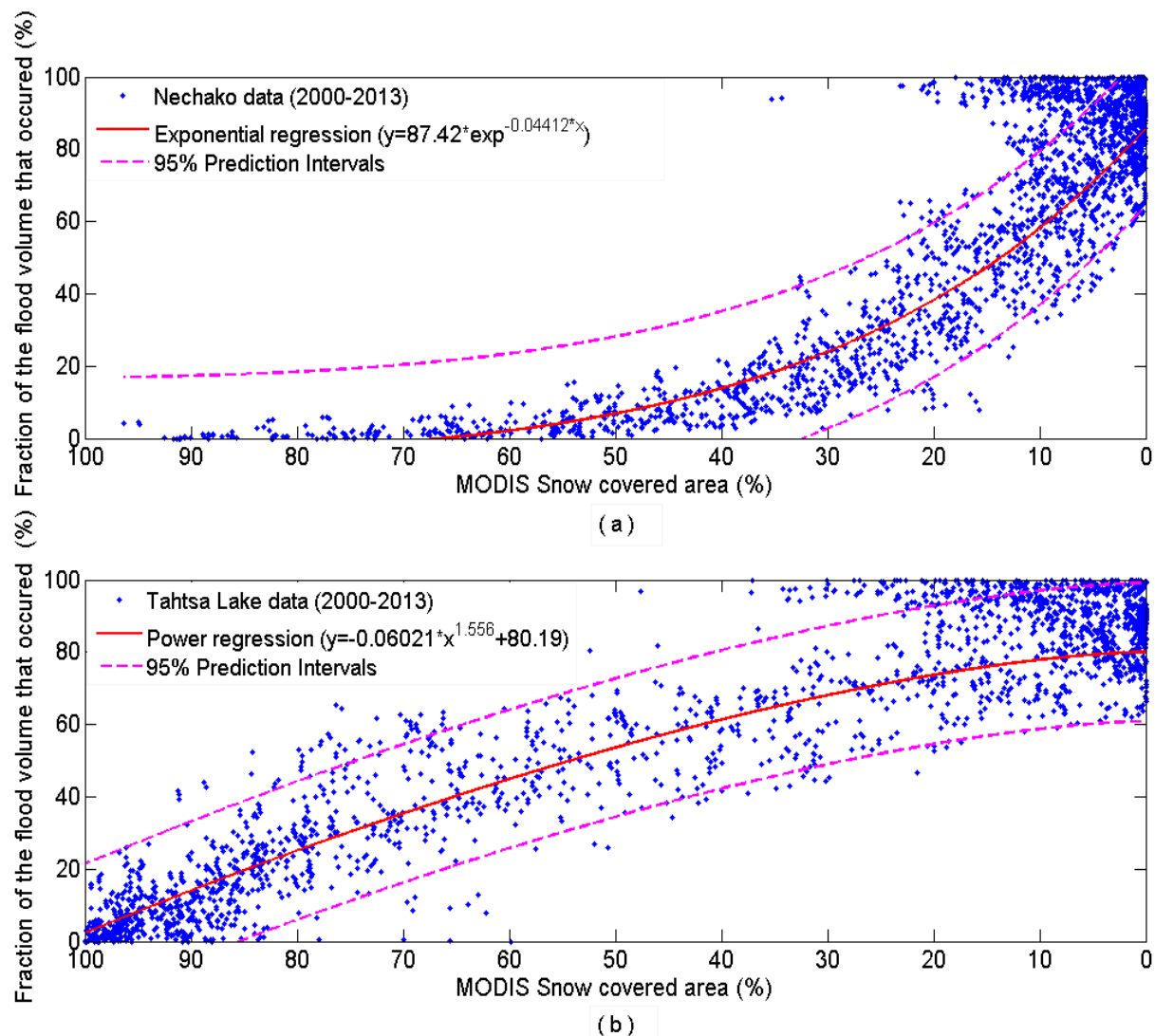


Figure 4.5 - All floods combined relationships (2000-2013) between filtered MODIS SCA and the fraction of flood volume that occurred for (a) the Nechako River Basin ($R^2=0.87$), and (b) the Tahtsa Lake sub-basin ($R^2=0.90$). The dashed lines represent the 95% confidence intervals on the predicted values. The fractions of flood volume above 90% were excluded from the regression analysis.

4.5.3 Correlation for Nechako sub-basins

A similar analysis was conducted using instead MODIS SCA information for each sub-basin. The relationship for the Tahtsa Lake sub-Basin (Figure 4.1), shown in Figure 4.5b, is presented here because its later snowmelt period (mean elevation: 1255m) shows better forecast potential than monitoring SCA for the entire Nechako River Basin. The flood volume at the outlet of the Nechako River Basin typically begins to increase at the same time as the SCA starts diminishing in the Tahtsa Lake sub-Basin. This sub-basin is indeed characterized by large snow depths, high elevation, and lower temperatures. A power function was found to

be the best fit to the Tahtsa Lake data and was statistically significant ($p < 0.001$). Again, the majority of the outliers can be observed (Figure 4.5) for the fraction of flood volume above 90%. For all floods combined, $R^2 = 0.90$ for the Tahtsa Lake relationship as opposed to $R^2 = 0.87$ for the Nechako relationship. Moreover, the uncertainty on the predicted fractions of flood volume that occurred for Tahtsa Lake ($\pm 18\%$) is smaller compared to the Nechako relationship ($\pm 20\%$).

4.5.4 Regression analysis for the large and small runoff years

Scatter plots of the MODIS SCA versus the fraction of flood volume separating the large from the small runoff years are shown in Figure 4.6 for the Nechako River Basin and the Tahtsa Lake sub-Basin. The goodness of fit of these relationships are presented in Table 4.1. For both small and large runoff years, exponential curves were fitted to the Nechako relationships, while power functions were fitted to the Tahtsa Lake relationships. The regression analyses were statistically significant ($p < 0.001$) for all datasets analyzed. For both Nechako and the Tahtsa Lake relationships, the coefficients of determination increased for large runoff years with, respectively, $R^2 = 0.92$ and $R^2 = 0.92$, as compared to $R^2 = 0.87$ and $R^2 = 0.90$ for all floods combined. The uncertainties on the predicted fractions of flood volume that occurred were also found to be smaller for large runoff years ($\pm 15\%$ and $\pm 15\%$) than for all floods combined ($\pm 20\%$ and $\pm 18\%$). However, no improvements were observed for the small runoff years as the coefficients of determination and the uncertainties stayed the same for the Nechako River Basin ($R^2 = 0.87$ and $\pm 20\%$) and deteriorated for the Tahtsa Lake sub-Basin ($R^2 = 0.81$ and $\pm 15\%$).

Table 4.1 - Goodness of fit for the regression analysis performed on all floods from 2000 to 2013 combined, for large runoff years (2002, 2007, 2011, and 2012), and small runoff years. The coefficients of determination (R^2) were adjusted to take into account the degree of freedom of the exponential and power functions. The $\Delta 95$ represents the mean 95% prediction intervals width. The fractions of flood volume above 90% were excluded from the regression analysis.

Relationships	Nechako basin			Tahtsa Lake sub-basin		
	R^2	$\Delta 95$ (%)	p-value	R^2	$\Delta 95$ (%)	p-value
All Floods	0.87	± 20	< 0.001	0.90	± 18	< 0.001
Large runoff years	0.92	± 15	< 0.001	0.92	± 15	< 0.001
Small runoff years	0.87	± 20	< 0.001	0.81	± 15	< 0.001

4.6 Discussion and conclusion

Snowmelt is a key process in the generation of spring floods. For a watershed with hydropower installations, accurate information on the temporal and spatial depletion of snow packs is needed to improve reservoir management for safely managing an incoming flood. Although ground-based measurements are generally accurate, stations are often sparsely located and the measurements do not adequately represent the spatial distribution of the snow extent. In the Nechako River Basin for example, the elevations of the three available snowpillow stations are located at 1300 m, 1400 m, and 1490 m, while 78% of the watershed elevations are estimated to be below 1300 m. On the other hand, remote sensing in snow hydrology has received increasing attention over the years. The largest number of applications have been found in the visible and near-infrared bands (Schmugge et al. 2002). For example, Lavallée et al. (2006) mentioned that daily AVHRR images are used to delineate the snowmelt line for one of Lac St-Jean's watersheds in the province of Quebec, Canada. Over the years, a correlation has been established between the position of the snowmelt line and the timing of the peak discharge. This information is now used in the main flood control operation. For example, the watershed managers know that if flow discharge is below a threshold value when the snowmelt line reaches mid-basin, it is safe to shut down the floodgates.

This paper focused on a statistical analysis of the correlation between the SCA derived from the MODIS daily snow product and the evolution of the snowmelt flood in the Nechako River Basin in British Columbia, Canada. The analysis was performed for the time period from 2000 to 2013. First, a 7-day temporal filter was applied to the combined Terra and Aqua images to efficiently reduce the cloud coverage from 65.8% (Terra) to 5.7% while keeping its initial accuracy (~70%). During the ablation period (May to June), the overall accuracy decreased below 60% which is largely due to underestimation errors, meaning that MODIS indicates no snow, while the SWE measured at the snowpillow was above 50 mm. This situation most probably results from a spatial scaling effect between the 500 m measurement scale, or spatial resolution, of MODIS and the local snowpillow measurements. While the snowpillow may measure some snow locally, the majority of the snow elsewhere in the 500 m x 500 m pixel may already have melted. The errors may also come from the shading of the snow by either the forest cover or the mountains.

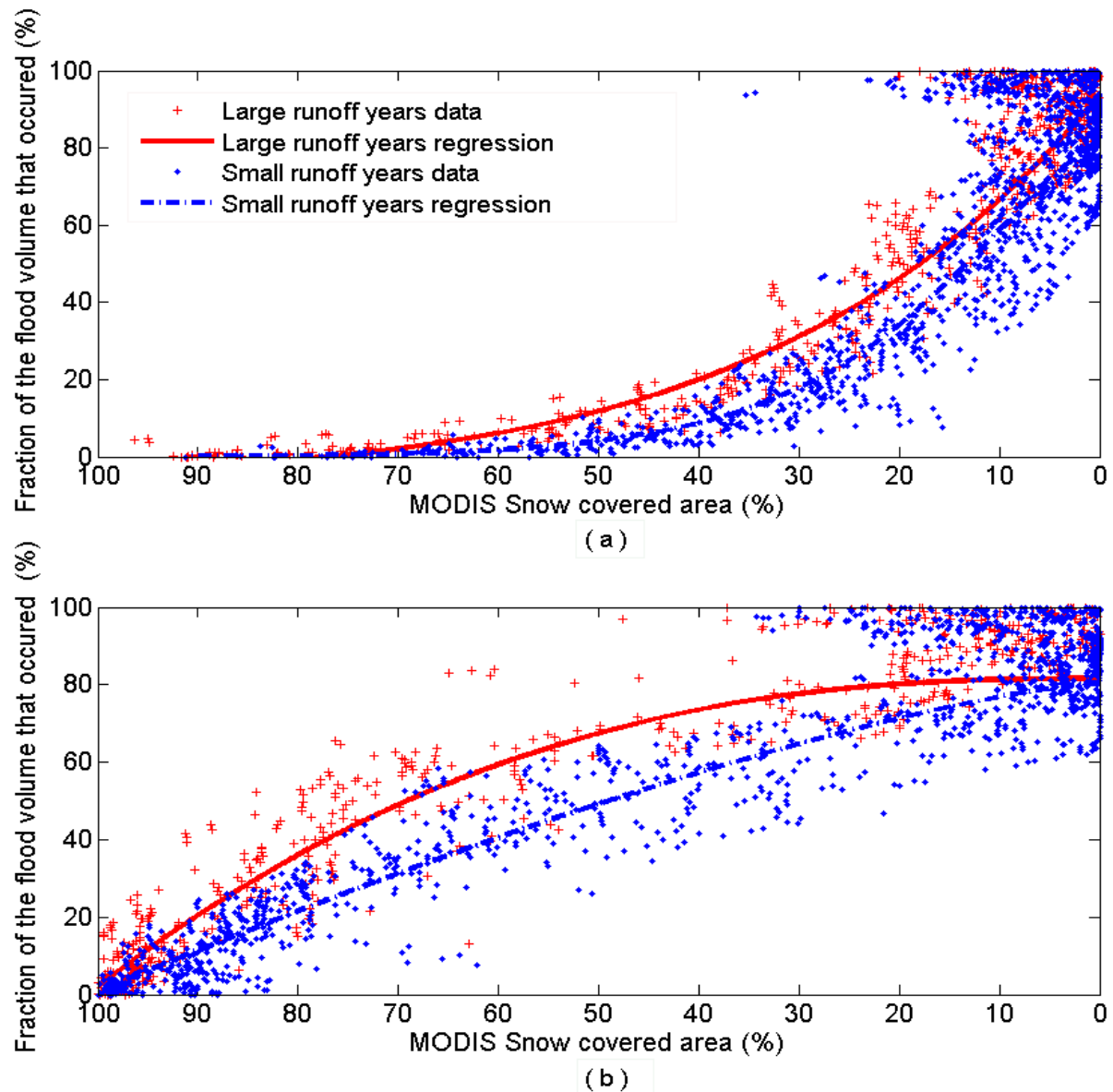


Figure 4.6 - Relationships between filtered MODIS SCA and the fraction of flood volume that occurred for the small runoff years and large runoff years covering the time period 2000-2013 for (a) the Nechako River Basin, and (b) the Tahtsa Lake sub-basin. The fractions of flood volume above 90% were excluded from the regression analysis

Next, correlation analyses between MODIS SCA for the Nechako River Basin and the proportion of runoff that entered the reservoir during the snowmelt period indicated that the increase of flood volume is closely related to the MODIS SCA changes. A regression analysis showed that an exponential function is the best fit to the Nechako data. The same analysis was then conducted using instead the MODIS SCA on the Tahtsa Lake sub-Basin, where heavy snow depth and lower temperatures are observed. A power function was found to be the best fit to the Tahtsa Lake data. While both regression analyses were statistically significant

($p < 0.001$), the coefficient of determination was higher for the Tahtsa Lake relationship ($R^2 = 0.90$) than for Nechako ($R^2 = 0.87$).

This result indicates that the Tahtsa Lake relationship may have better forecast potential for the flood volume evolution. It is worth mentioning that using both relationships should improve global monitoring of the entire flood. The almost perfect timing between the beginning of the flood and the Tahtsa Lake MODIS SCA depletion (Figure 4.5b) offers important information about the beginning of the flood. On the other hand, the Nechako relationship (Figure 4.5a) gives more information about the end of the flood with a faster growth of the flood volume with decreasing of the Nechako MODIS SCA compared to the Tahtsa Lake relationship.

A correlation analysis was performed separately for small and large runoff years by classifying the years based on their peak inflows, flood volume, and maximum SWE measured at the snowpillows. The analysis was made for both Nechako and Tahtsa Lake data (Figure 4.6). From this separation of the data, we can see that the large and small runoff years are located in two different regions of the charts. During the large runoff years, a greater fraction of the flood volume enters earlier in the reservoir for the same snow covered area as greater SWE values are measured in those years. Again, the regression analyses were found to be statistically significant ($p < 0.001$) for the small and large runoff years relationships for Nechako and Tahtsa Lake. Improvements in the coefficients of determination were observed for large runoff years for Nechako ($R^2 = 0.92$) and Tahtsa Lake ($R^2 = 0.92$), while no improvements were observed for small runoff years ($R^2 = 0.87$ and 0.81).

Such results show that monitoring the snow extent by remote sensing is a promising alternative to ground-based measurements for basins without any stations and a complement for basins with few stations. Empirical relationships are a simple tool that does not require any additional data other than MODIS SCA and runoff measurements. If ground-based measurements are available, the watershed manager can compare the measured SWE with the historical measurements to identify either a small or large runoff year relationship, thus improving forecasts of the flood volume evolution. Otherwise, estimation of the SWE through manual snow surveys may be used. By providing better knowledge of the snow cover state and flood evolution, watershed managers will be able to assess the reliability of their model simulations, thus influencing their decision making during the snowmelt period. This approach

can easily be adapted to other mountainous watersheds dominated by snow accumulation and melt.

A limitation of the study is the temporal period, 14 years, of the available data set. This may not be enough to represent the different historical events that occurred for the proposed approach to be immediately used in an operational context. The relationships should be updated every year with new flood data and new MODIS images to improve their robustness.

4.7 Acknowledgement

The authors wish to thank Rio Tinto Alcan (RTA) and the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) for their financial support. We are also thankful to RTA for providing us information and data of the Nechako River Basin. Finally, we want to thank the reviewers for their helpful comments.

CHAPITRE 5 RÉSULTATS

SUPPLÉMENTAIRES ET DISCUSSION

5.1 Traitement des images MODIS

La section 5.1.1 présente d'abord les résultats relatifs à la qualité des données MODIS brutes. Par la suite, la section 5.1.2 présente les résultats obtenus pour chaque technique de filtrage des nuages utilisée en termes de gain ou perte d'exactitude et de disponibilité des données.

5.1.1 Exactitude des données MODIS brutes

Dans un premier temps, la classification des images MODIS (Terra) a été comparée avec les mesures 34 stations d'ÉEN disponibles en utilisant les critères présentés dans la section 3.1.2. Les résultats sont présentés aux Figure 5.1 et Figure 5.2. La Figure 5.1 démontre une bonne exactitude de MODIS lors des périodes de Décembre à Mars (> 80%) et de Juillet à Septembre (>90%), cette dernière n'ayant habituellement pas de neige accumulée. Par contre, les exactitudes en période de fonte (Avril à Juin) et d'accumulation (Octobre et Novembre) sont plus faibles, alors que des valeurs en dessous de 70% sont observées. La Figure 5.2 montre toutefois une grande variabilité dans les exactitudes observées aux 34 stations lors de ces périodes. Durant la période de fonte, la majorité de l'erreur est due à une erreur de surestimation, signifiant que MODIS indique que le pixel n'est pas couvert de neige alors que la mesure d'ÉEN est supérieure au seuil de 50 mm.

5.1.2 Filtrage des données MODIS

La Figure 5.3 compare la couverture de nuage dans les données MODIS initialement avec celle obtenue après l'application des différentes techniques de filtrage. Premièrement, les résultats montrent que la combinaison des images Terra et Aqua (CM) réduit légèrement la couverture de nuage sur le bassin Nechako. De plus, l'application du filtre temporel directement sur la combinaison Terra/Aqua améliore encore plus la disponibilité des données. Il est possible d'observer qu'à mesure que la fenêtre temporelle utilisée augmente, une réduction plus en plus grande de la couverture de nuage est obtenue. En effet, lors de la

période de fonte (Avril à Juin), les filtres temporels ont résulté en des couvertures nuageuses moyennes de 41.1% (CM-FT1j), 20.3% (CM-FT3j), 10.9% (CM-FT5j) et 6.4% (CM-FT7j) en comparaison avec une moyenne de 59.6% pour les données Terra.

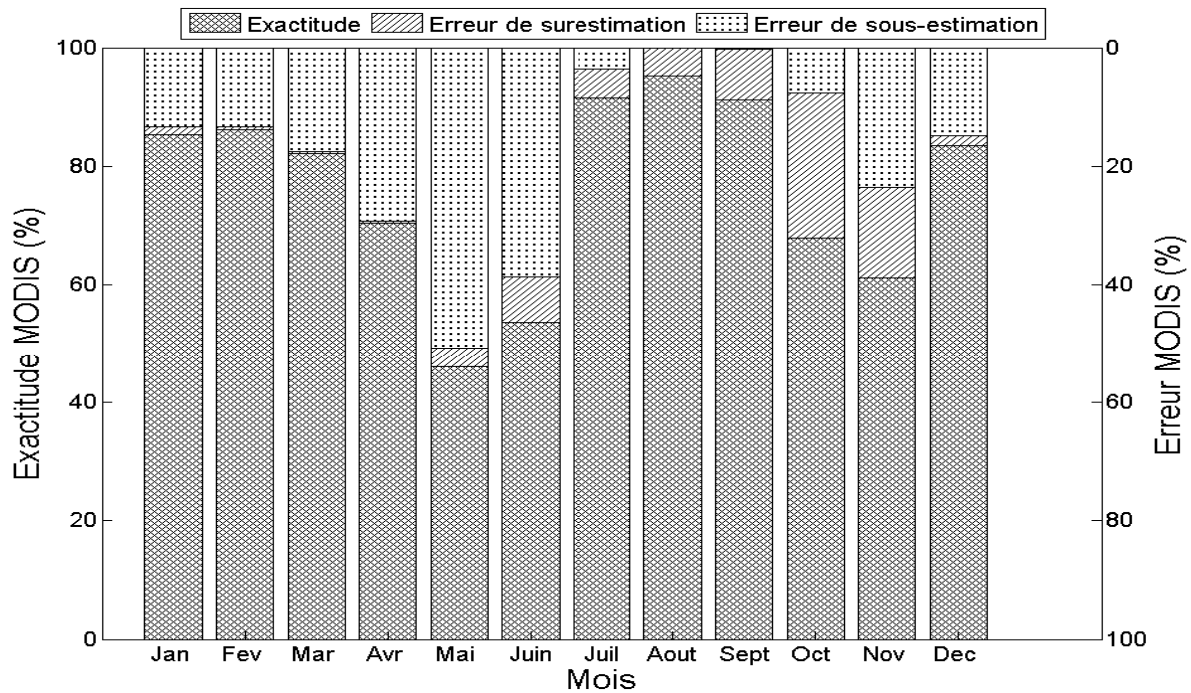


Figure 5.1 – Moyenne mensuelle de l'exactitude, de l'erreur de surestimation et de l'erreur de sous-estimation de MODIS (Terra) comparée aux 34 stations d'ÉEN situées sur le territoire de la Colombie-Britannique, Canada).

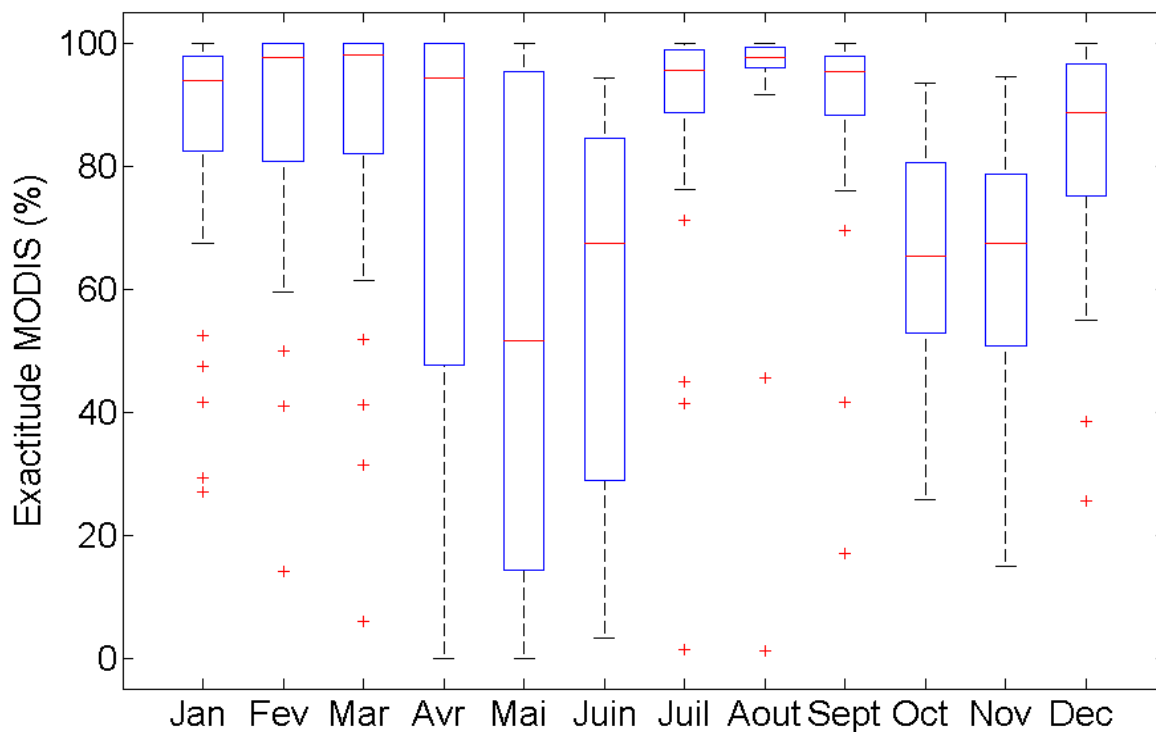


Figure 5.2 – Distribution de l'exactitude mensuelle de MODIS (Terra) aux pixels comprenant les 34 stations d'ÉEN situés sur le territoire de la Colombie-Britannique, Canada. Pour chaque boîte, la ligne centrale représente la médiane et les limites des boîtes représentent les 25^e et 75^e percentiles. Les croix rouges indiquent les valeurs à l'extérieur des 5^e et 95^e percentiles

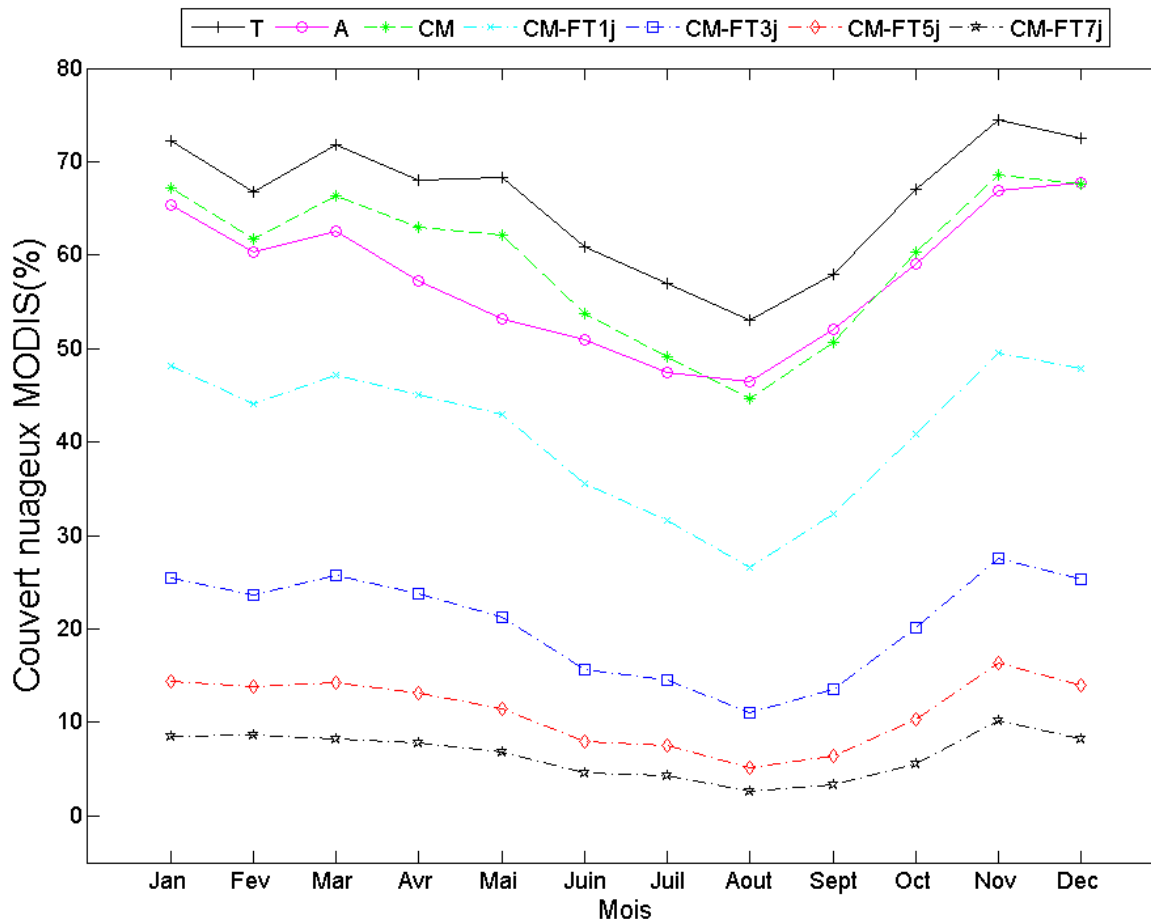


Figure 5.3 – Proportion de pixels classifiés nuage dans les données MODIS sur le bassin Nechako avant et après l'application des techniques de filtrage (2000-2013).

En comparaison, les exactitudes obtenues à l'aide des techniques de filtrage sont présentées à la Figure 5.4. En été et en automne, une perte d'exactitude est observée après l'application des filtres temporels. Au contraire, une augmentation de l'exactitude est trouvée lors de la période de fonte (Avril et Mai). Cependant, dans tous les cas, l'amélioration ou la détérioration n'est pas majeure. Par exemple, les exactitudes calculées lors des mois d'Avril et de Mai sont passées respectivement de 70.4% et 46.0% (Terra) à 75.7% et 52.6% pour le filtre temporel 7 jours (CM-FT7j). Étant donné les améliorations obtenues dans la réduction de la couverture nuageuse et dans l'exactitude en période de fonte, les données utilisant le filtre temporel 7 jours (CM-FT7j) seront utilisées pour les prochaines étapes de l'étude.

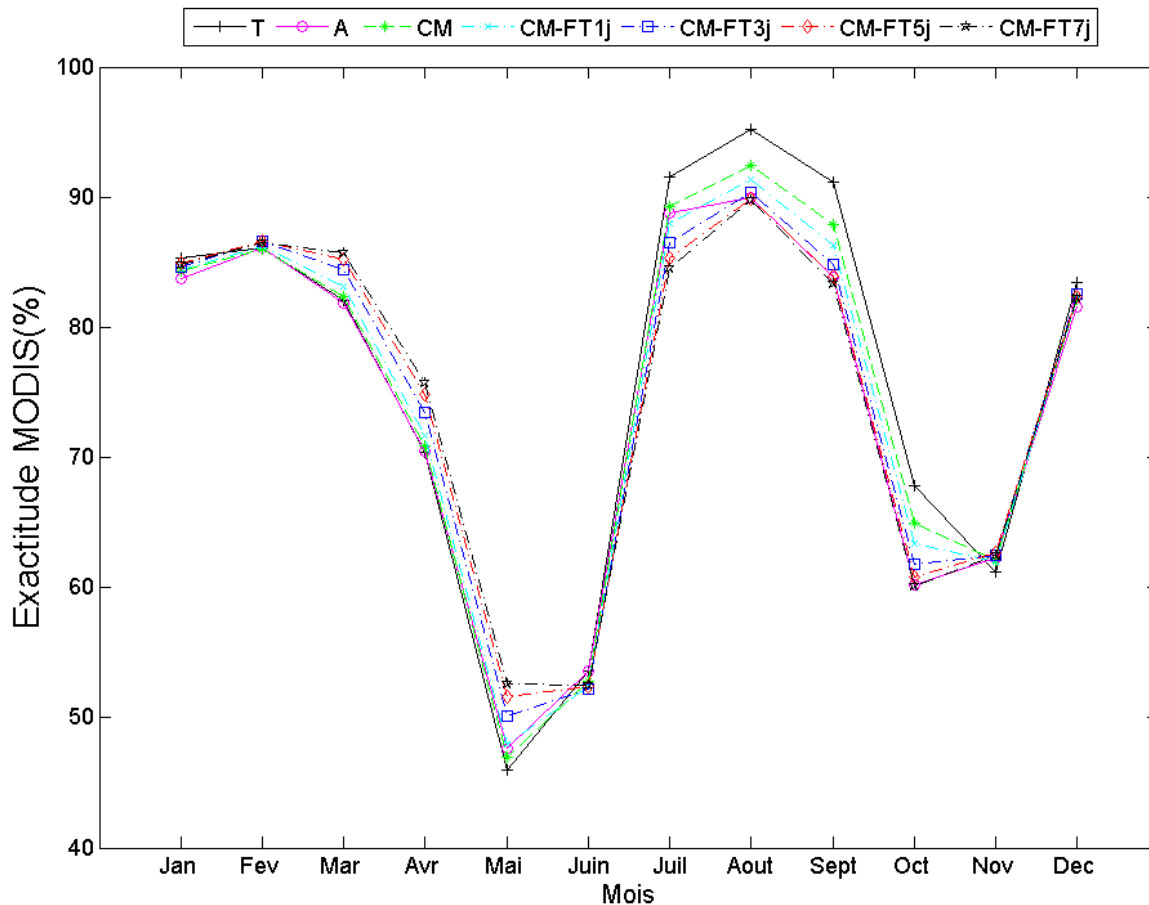


Figure 5.4 – Exactitude des données MODIS avant et après l'application des techniques de filtrage comparés avec les 34 stations d'ÉEN (2000-2013).

5.2 Calage SWAT

5.2.1 Analyse des paramètres de calage

Les valeurs des paramètres de calage obtenus lors des 9 calages effectués sont présentées au Tableau 5.1. Premièrement, pour plusieurs paramètres, on observe que le calage 3 a abouti à des valeurs radicalement différentes par rapport aux autres calages. Notons entre autres les paramètres GWQMN, GW_REVAP, CH_K1, SOL_AWC, SOL_K et tous les paramètres de neige, excepté SNOCOVMX. D'un point de vue intuitif, il est attendu qu'une procédure d'optimisation séquentielle, comme les calages 2 et 3, résulte en des paramètres de neige différents. À l'inverse de tous les autres calages qui ont obtenu des SFTMP négatifs, un SFTMP de 1.23 °C est trouvé pour le calage 2. Une valeur encore plus élevée (3.85 °C) est atteinte par le calage 3 en plus d'arriver à un SMTMP, un SNO50COV et des taux de fonte

(SMFMX, SMFMN) également beaucoup plus élevés par rapport aux autres calages. À noter que les taux de fonte minimums (SMFMN) obtenus pour les calages 2, 3 et 4 sont plus élevés que les taux de fonte maximums (SMFMX). L'idée de faire varier le taux de fonte à la hausse durant l'hiver se veut une représentation du métamorphisme qui amène une réduction de l'albédo de la neige, donc une plus en plus grande absorption des rayons du soleil qui résulte en une augmentation du taux de fonte. Il est donc contre intuitif d'obtenir de telles valeurs pour ces calages. Pour ce qui est du paramètre TIMP, les calages séquentiels se sont différenciés en se collant soit sur la borne minimale (calage 2) ou sur la borne maximale (calage 3), contrairement aux autres calages qui obtiennent des valeurs plus médianes.

Tableau 5.1 – Valeurs des paramètres de calage obtenus pour les 9 calages testés.

Paramètre	Calage								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
EPCO	0.52	0.40	0.17	0.30	0.46	0.74	0.89	0.27	0.53
SURLAG	11.04	1.01	9.02	18.38	17.34	4.47	2.44	10.91	6.06
GW_DELAY	492	500	494	423	413	347	413	436	282
ALPHA_BF	0.07	0.13	0.19	0.11	0.09	0.10	0.14	0.08	0.08
GWQMN	2729	4405	2282	3248	4078	4549	3698	3606	3697
GW_REVAP	0.17	0.11	0.03	0.09	0.14	0.09	0.08	0.15	0.13
REVAPMN	204	264	185	215	289	348	486	443	303
CN2	0.02	0.12	-0.09	0.07	-0.09	-0.02	0.16	-0.08	0.02
CH_K1	24.9	24.6	5.9	21.9	13.0	12.7	24.9	19.2	17.2
CH_N1	0.08	0.12	0.12	0.15	0.07	0.11	0.15	0.11	0.11
CH_K2	57.5	83.1	43.7	95.7	87.7	103.2	47.1	85.0	46.0
CH_N2	0.06	0.03	0.05	0.04	0.05	0.03	0.07	0.05	0.07
OV_N	25.8	20.3	16.8	20.1	19.2	14.4	13.6	10.5	12.6
SOL_AWC	0.34	0.08	0.06	0.81	0.37	0.91	0.33	0.62	0.35
SOL_K	705	1227	11	778	1676	1221	1388	1083	1500
SFTMP	-0.54	1.23	3.85	-0.44	-0.59	-0.43	-0.40	-0.99	-0.58
SMTMP	2.95	2.02	4.80	2.73	2.13	1.61	2.71	2.56	2.71
SMFMX	4.94	2.27	6.67	2.70	2.76	2.23	2.07	3.16	3.03
SMFMN	1.82	2.88	7.76	3.20	1.11	0.84	0.00	0.12	1.17
TIMP	0.22	0.90	0.04	0.16	0.58	0.63	0.28	0.50	0.39
SNOCOVMX	388	498	500	497	500	498	246	485	499
SNO50COV	0.27	0.15	0.33	0.17	0.18	0.18	0.14	0.16	0.18

Finalement, le calage 7 s'est distingué des autres en aboutissant à une valeur de SNOCOVMX (246 mm) beaucoup plus faible que pour les autres calages multi-objectifs qui ont tous résulté

en des valeurs situées autour de 500 mm. Une valeur plus faible de 388 mm a été trouvée pour le calage simple-objectif 1.

5.2.2 Modélisation de la neige (SCN et ÉEN)

Les résultats de calage et de validation pour la SCN sont présentés aux Figure 5.5 (calage 1), Figure 5.6 (calage 3), Figure 5.7 (calage 7) et Figure 5.8 (calage 8). De leurs côtés, les résultats d'ÉEN en période de validation sont présentés aux Figure 5.9 (calage 1), Figure 5.10 (calage 2), Figure 5.11 (calage 3) et Figure 5.12 (calage 7). Les résultats d'ÉEN et de SCN pour les autres calages pourront être trouvés aux annexes C et D. Les graphiques en période de validation sont utilisés pour l'analyse visuelle puisqu'ils reflètent l'aptitude du modèle à simuler des conditions pour lesquels il n'a pas été calé. Pour les mêmes raisons, les mesures statistiques en validation sont mises en valeur aux dépens de celles en période de calage. Le Tableau 5.2 présente les indices de performance en calage et en validation pour les 9 calages testés.

Tableau 5.2 - Résultats de calage et de validation pour les 9 calages testés

N° Calage	NASH _{Apports}		BIAS _{Apports}		NRMSE _{ÉEN}		NRMSE _{SCN}	
	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation	Calage	Validation
1	0.770	0.762	-0.046	-0.008	-	0.757	-	0.555
2	0.778	0.780	-0.084	-0.048	0.866	0.613	0.197	0.481
3	0.432	0.452	-0.003	+0.038	0.515	0.373	0.343	0.596
4	0.757	0.757	-0.013	+0.027	0.917	0.683	0.270	0.546
5	0.765	0.763	-0.055	-0.015	1.003	0.741	0.269	0.552
6	0.769	0.770	-0.042	-0.002	0.970	0.709	0.271	0.544
7	0.744	0.746	-0.023	+0.017	0.840	0.626	0.329	0.574
8	0.768	0.758	-0.047	-0.005	1.023	0.776	0.280	0.551
9	0.767	0.763	-0.041	-0.002	0.958	0.711	0.280	0.567

En période de calage, tous les calages offrent de bonnes performances pour la simulation du synchronisme de l'accumulation et de la fonte de la SCN. Par contre, les résultats en période de validation sont relativement médiocres. Les modèles simulent systématiquement les périodes d'accumulation et de fonte de façon tardive. Les graphiques de SCN sont pratiquement identiques pour tous les calages simultanés (4 à 9), mis à part le calage 7 (Figure 5.7). Statistiquement (Tableau 5.2), il faut noter que tous les calages utilisant MODIS dans une procédure de calage simultanée sont parvenus à des RMSE_{SCN} similaires à celui obtenu par le

calage simple-objectif. Les pires $RMSE_{SCN}$ ont été obtenus par les calages 3 et 7, utilisant l'ÉEN dans leurs calages. Même s'il utilisait lui aussi l'ÉEN dans son calage, le calage 4 n'en a pas fait de même, lui qui se démarque du calage 7 par son utilisation conjointe de MODIS avec les ÉEN. Sans surprise, le calage 2 est arrivé aux meilleurs $RMSE_{SCN}$, autant en période de calage que de validation, lui qui calait les paramètres de neige en se basant uniquement sur les SCN_{MODIS} (Tableau 3.9).

Les modèles réussissent bien à faire fondre toute la neige en été comme attendu. Il faut rappeler que MODIS indique très rarement des SCN nulles en été. Ces résultats ne sont cependant pas surprenants étant donné que les SCN MODIS du 15 juillet au 30 septembre n'ont pas été utilisées pour les calages utilisant MODIS.

Les SCN maximums simulées n'atteignent jamais 100%, autant en période de calage qu'en validation. Les calages 3 (Figure 5.6) et 7 (Figure 5.7) sont légèrement meilleurs à ce niveau, réussissant à atteindre des valeurs maximums près de 85% comparativement à des SCN maximums autour de 80% pour les autres calages. C'est principalement en raison du fait que la courbe de déplétion utilisée dans SWAT est la même pour tous les URH. En général, les calages ont abouti à un seuil d'ÉEN (SNO_{COVMX}) tournant autour de 500 mm. Pourtant, sur un bassin montagneux comme la Nechako, il y a de gros écarts d'ÉEN d'un sous-bassin à l'autre, dépendamment notamment de l'altitude. Pour certains de ces sous-bassins, les modèles simulent des ÉEN maximums de moins de 500 mm qui résultent à des $SCN < 100\%$. De façon différente, le calage 7 a abouti à un seuil plus faible (245 mm) qui lui permet de simuler des SCN plus élevées (Figure 5.7). Le calage 3, utilisant lui aussi l'ÉEN dans son calage, est arrivé à des résultats différents. Plutôt que d'aboutir à un seuil plus bas, ce calage est parvenu à des paramètres SNO_{50COV} , $SMTMP$ et $SFTMP$ plus élevés. Un $SFTMP$ plus élevé a eu pour effet d'augmenter les précipitations solides et donc les ÉEN en général, tandis que des SNO_{50COV} et $SMTMP$ plus élevés ont semblé retarder la fonte simulée par rapport aux observations MODIS.

Au niveau des ÉEN, il est également possible d'observer des résultats différents pour le calage 3 (Figure 5.11). En général, les graphiques d'ÉEN en période de validation montrent des ÉEN simulés beaucoup plus faibles par rapport aux observations, surtout aux stations Tahtsa Lake et Mt. Wells. De leur côté, les $SFTMP$ plus élevés obtenus par les calages 2 et 3 leur permettent de simuler des ÉEN plus représentatifs aux stations Tahtsa Lake et Mt. Wells

(Figure 5.10 et Figure 5.11). Malheureusement, cette amélioration pour le calage 3 a pour compensation de surestimer les ÉEN à la station Mt. Pondosy (Figure 5.11). L'amélioration pour le calage 2 est plus modeste (Figure 5.10). Par conséquent, la détérioration à Mt. Pondosy est moins notable pour ce calage.

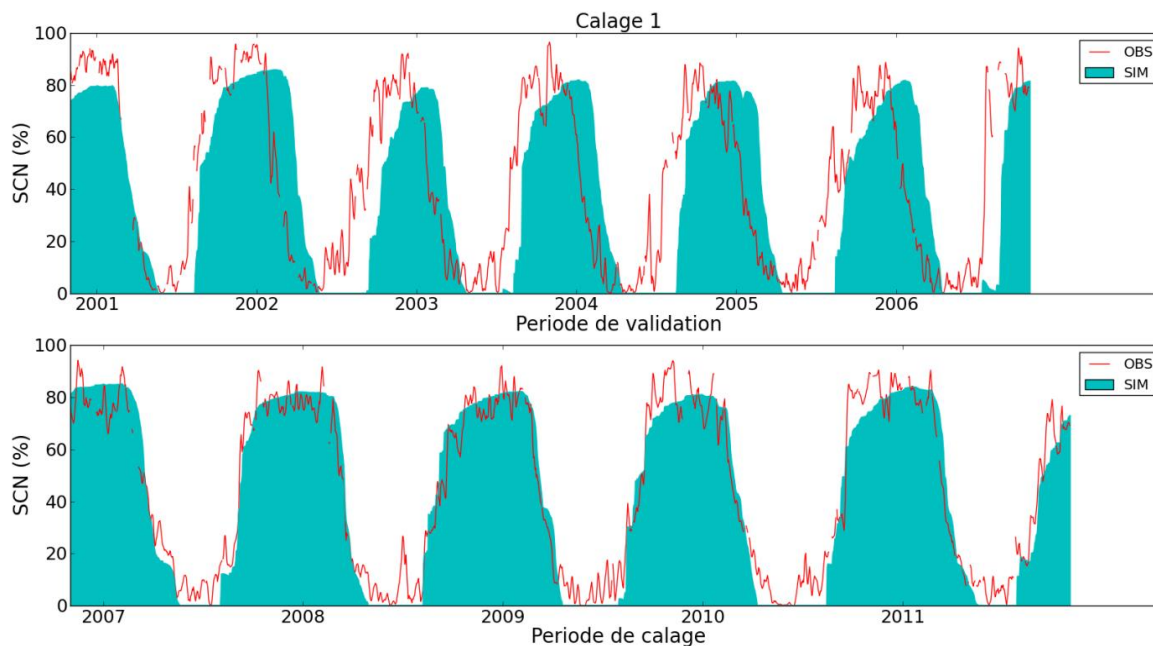


Figure 5.5 – SCN simulées à l'aide du calage 1 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

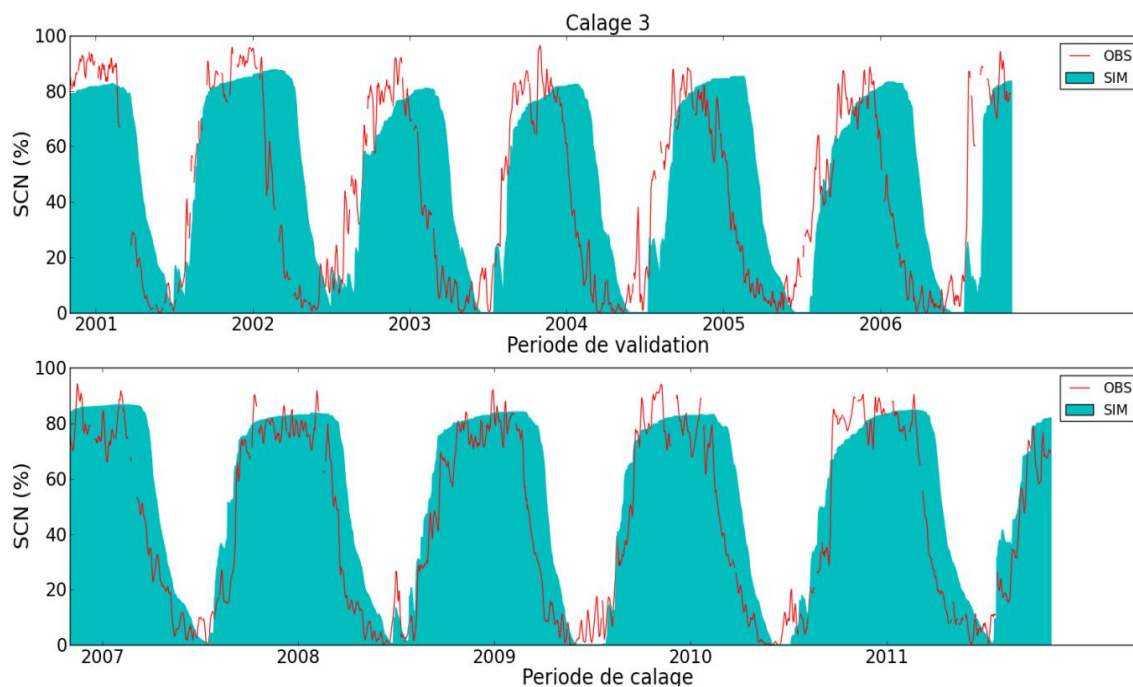


Figure 5.6 – SCN simulées à l'aide du calage 3 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

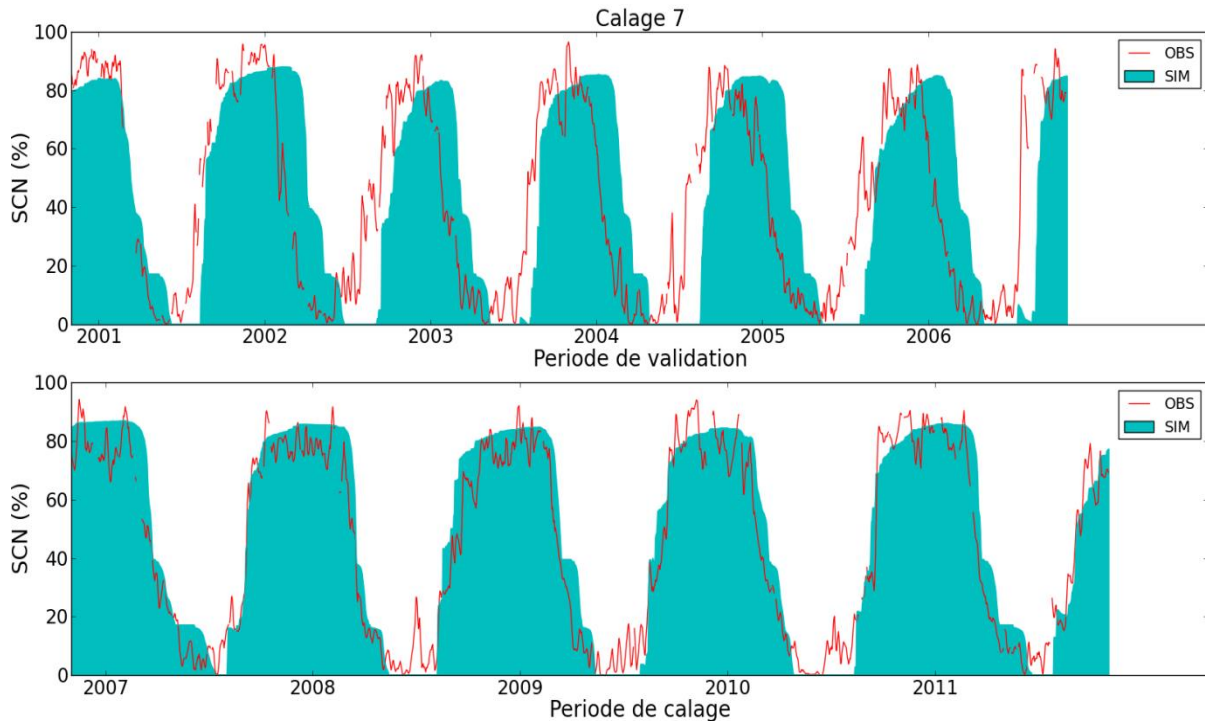


Figure 5.7 – SCN simulées à l'aide du calage 7 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

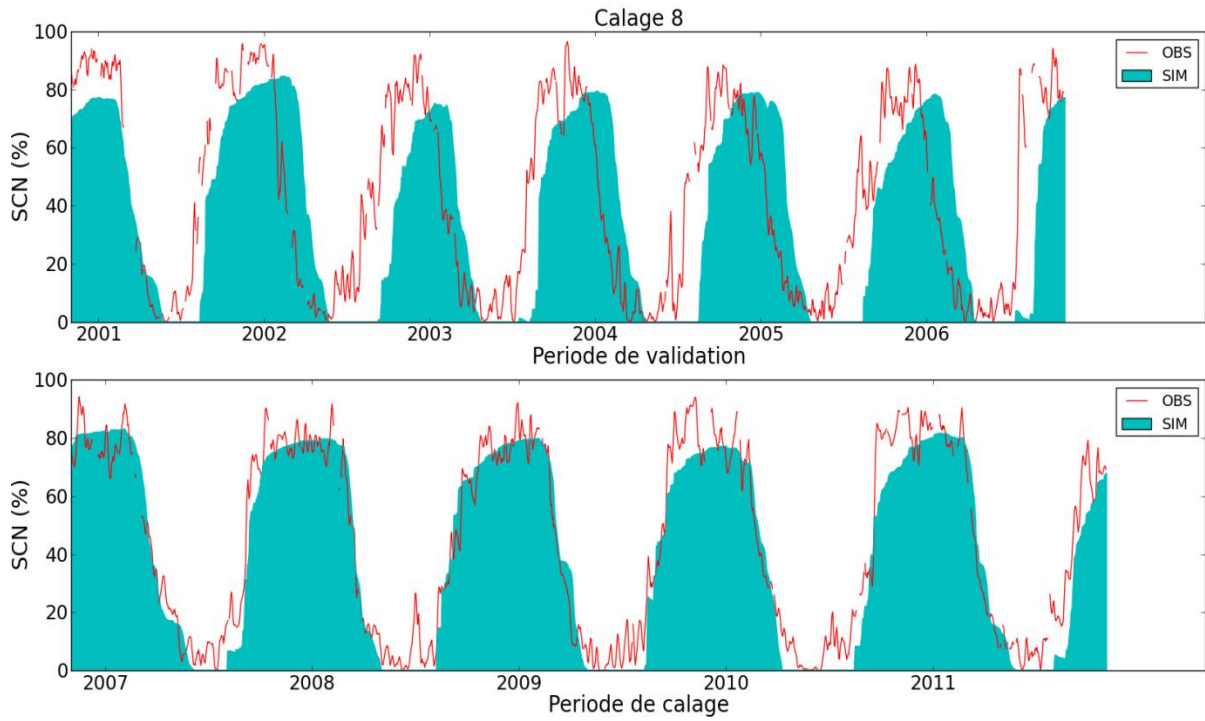


Figure 5.8 – SCN simulées à l'aide du calage 8 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

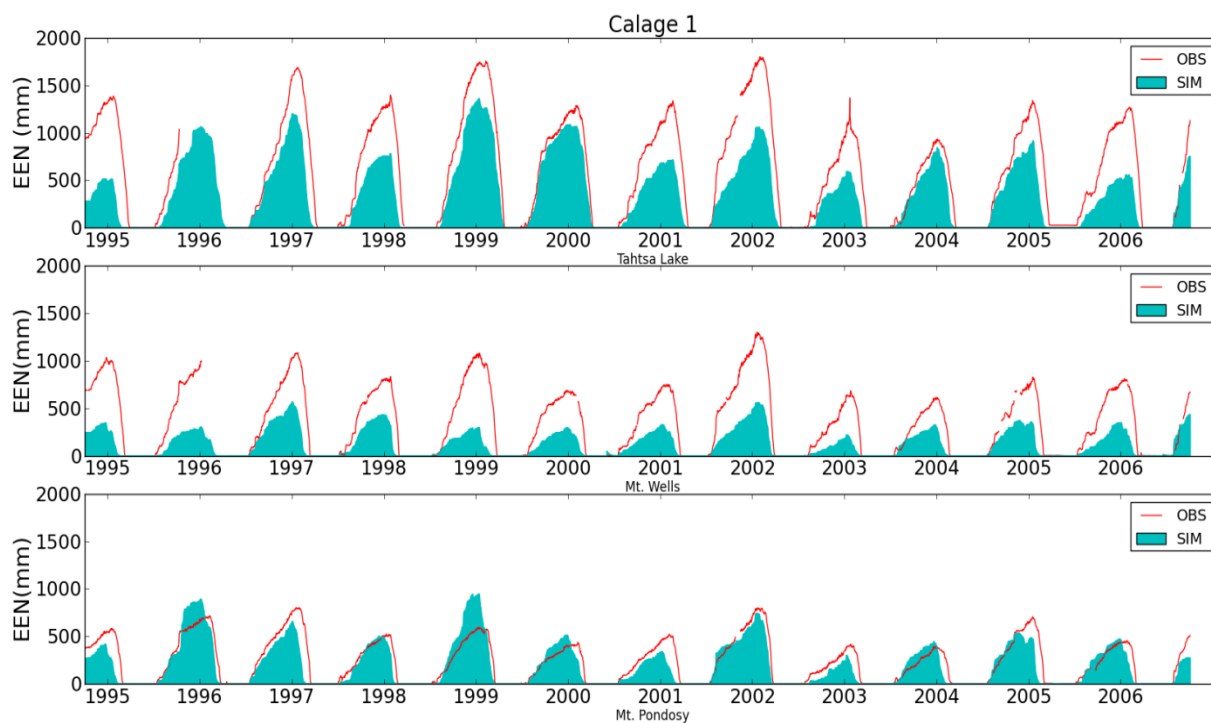


Figure 5.9 – ÉEN simulés à l'aide du calage 1 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

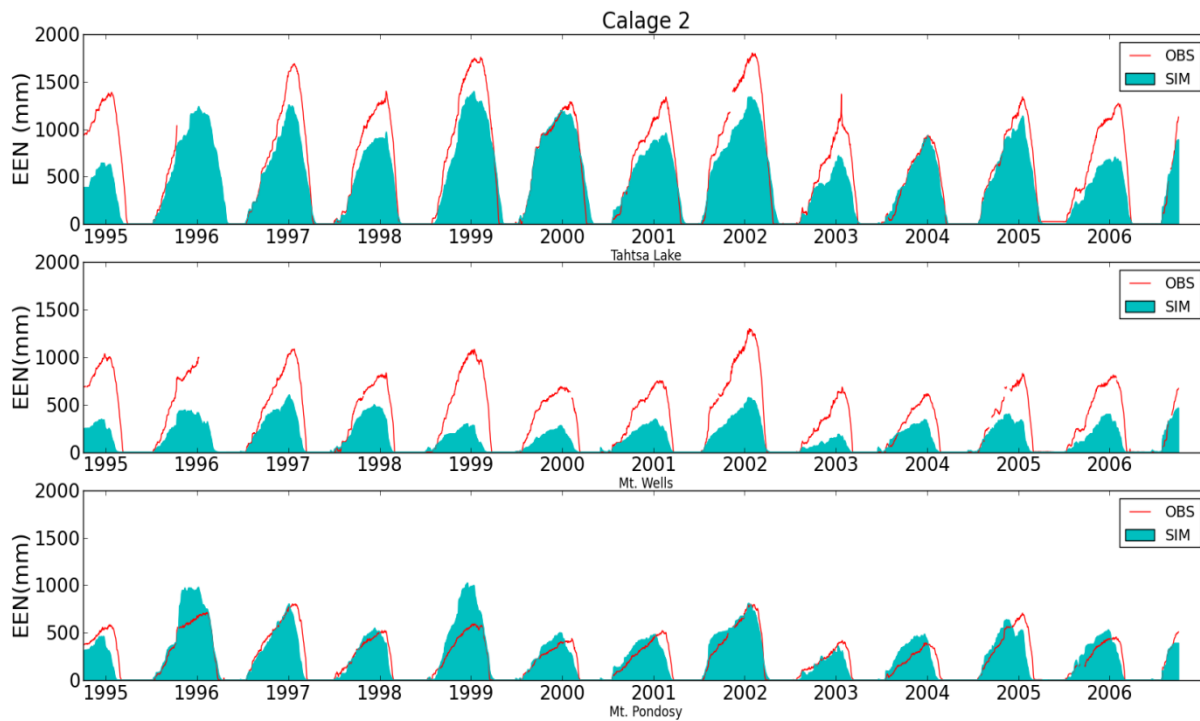


Figure 5.10 – ÉEN simulés à l'aide du calage 2 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

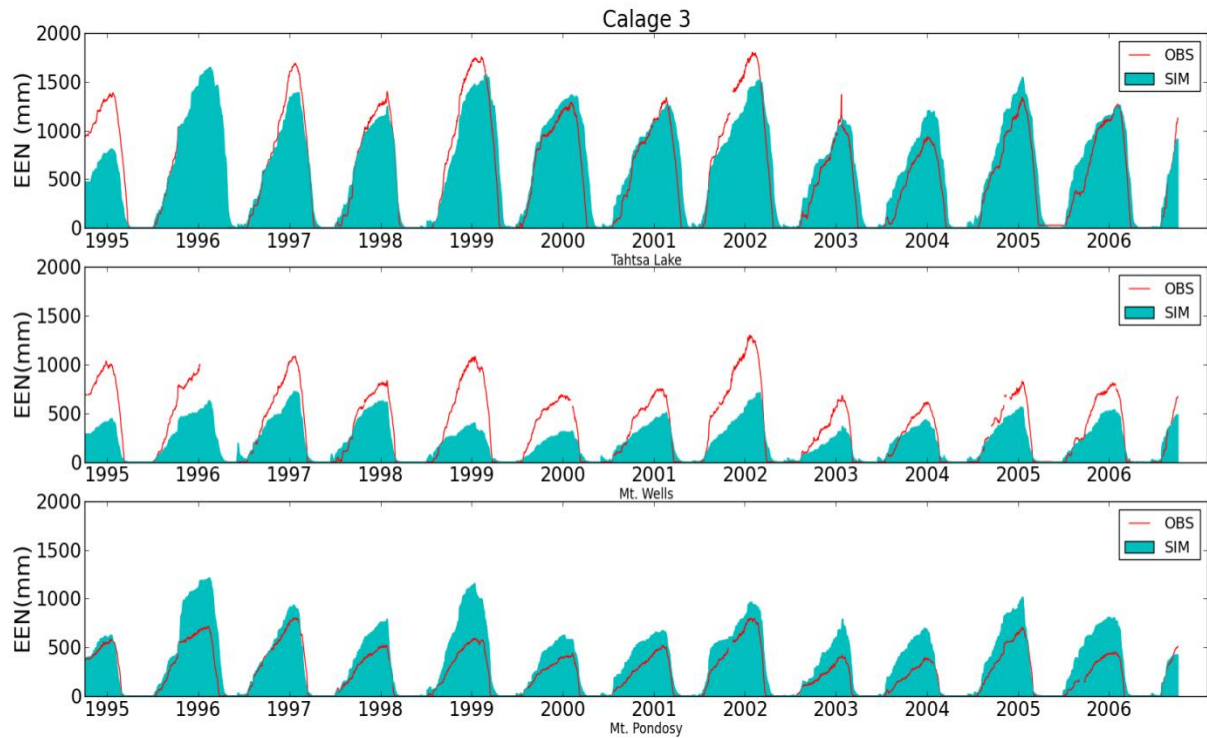


Figure 5.11 – ÉEN simulés à l'aide du calage 3 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

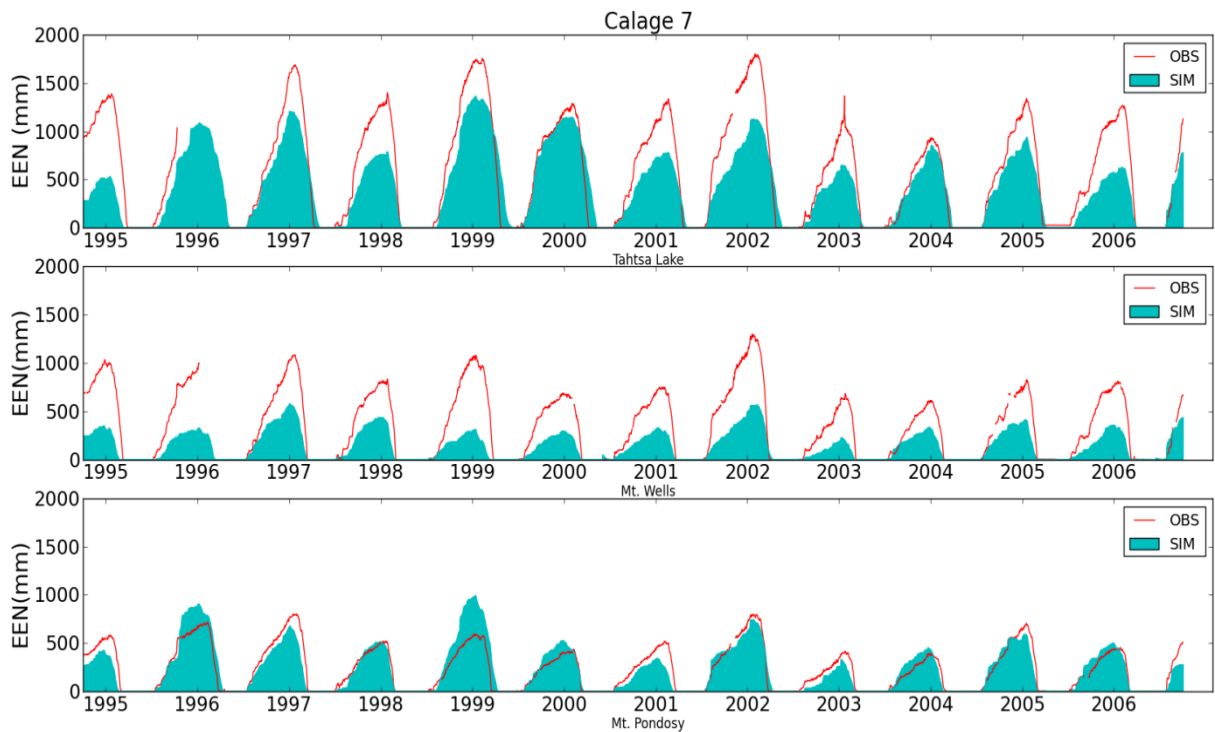


Figure 5.12 – ÉEN simulés à l'aide du calage 7 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

5.2.3 Modélisation des Apports

Les hydrogrammes comparant les apports observés et simulés par SWAT sont illustrés aux Figure 5.13 (calage 1), Figure 5.14 (calage 3), Figure 5.15 (calage 4) et Figure 5.16 (calage 8). Les hydrogrammes pour les 6 autres calages sont présentés à l'annexe B. Dans l'ensemble, sauf pour le calage 3, le synchronisme des observations est bien simulé par tous les calages aussi bien en période de calage qu'en période de validation. Des critères de Nash au-dessus de 0.74 sont observés, tandis que des Nash beaucoup plus faibles sont obtenus pour le calage 3 (Tableau 5.2). Les calages 5, 6, 8 et 9 ont tous obtenu des biais négatifs, indiquant que les modèles sous-estiment le bilan hydrique. Au contraire, les calages 3, 4 et 7, utilisant les observations d'ÉEN dans leurs calages, sont arrivés à des biais positifs. Les deux calages séquentiels (2 et 3) ont obtenu les pires critères de biais, mais de façons opposées. En effet, le biais négatif du calage 2 indique plutôt une sous-estimation du bilan hydrique.

Les hydrogrammes du calage 3 (Figure 5.14) montrent que les crues simulées sont systématiquement retardées de quelques semaines alors que les pointes de crues et les débits de base sont fréquemment surestimés. Il est également possible de remarquer que l'hydrogramme du calage 3 (Figure 5.14) est beaucoup plus réactif durant la crue, mais plus lisse en été. L'analyse de sensibilité des paramètres a démontré que de tels comportements sont dus à une valeur élevée du paramètre ALPHA_BF qui est effectivement plus élevé pour le calage 3.

Le calage 4 (Figure 5.15), qui utilisait les mêmes fonctions objectifs que le calage 3, mais de façon simultanée, n'arrive cependant pas aux mêmes résultats que le calage 3 (Figure 5.14). L'hydrogramme reste très similaire à celui obtenu par le calage 1 (Figure 5.13), la différence étant qu'il semble y avoir un peu plus d'eau en général de simulé par le calage 4 (Figure 5.15). Au total, la procédure simultanée utilisée par le calage 4 lui permet de mieux représenter le bilan hydrique (biais de 0.027) que le calage 3 (biais de 0.038).

Finalement, les calages 5, 6, 7 et 8 montrent des résultats très similaires, autant visuellement que statistiquement (Tableau 5.2). Même si un poids est accordé à la minimisation du critère de biais pour les calages 6 et 9, les biais en validation restent similaires à celui du calage 1.

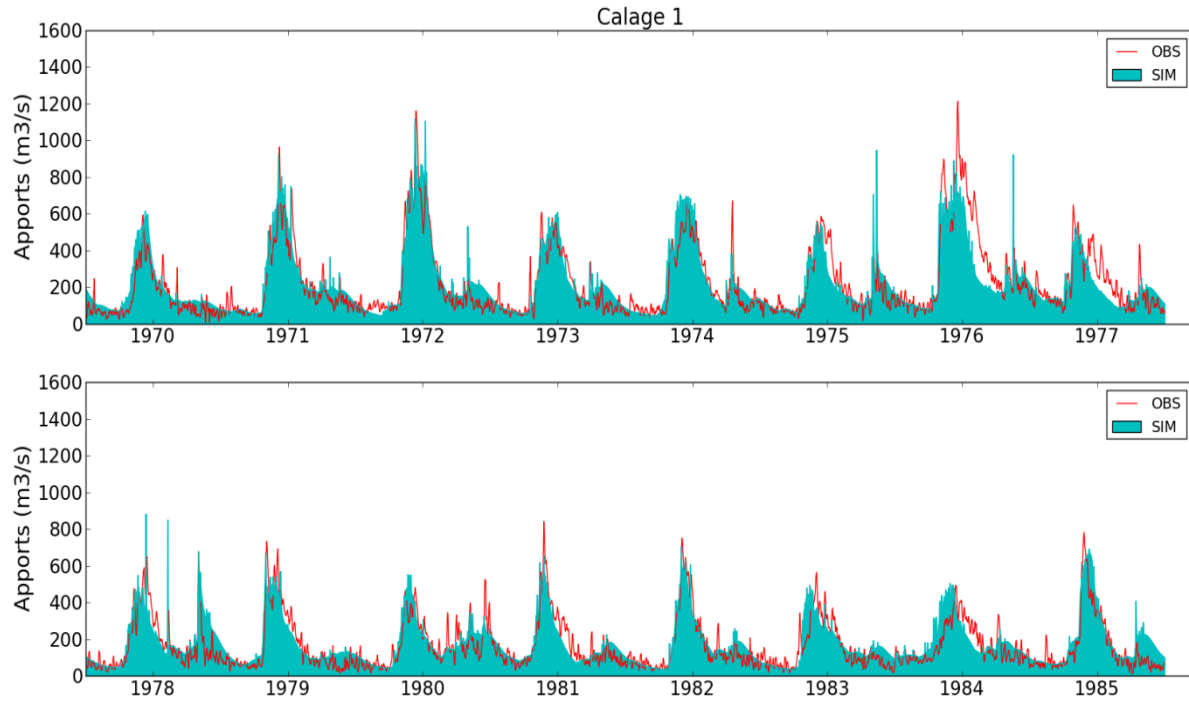


Figure 5.13 – Apports simulés à l'aide du calage 1 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

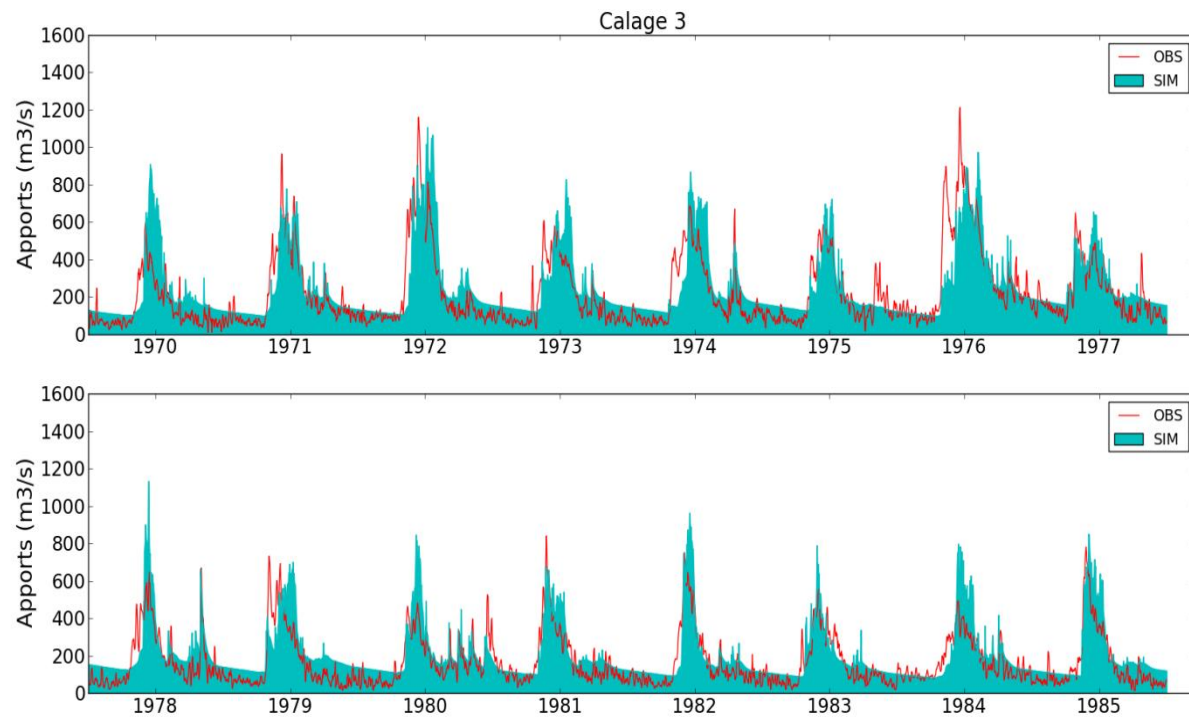


Figure 5.14 – Apports simulés à l'aide du calage 3 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

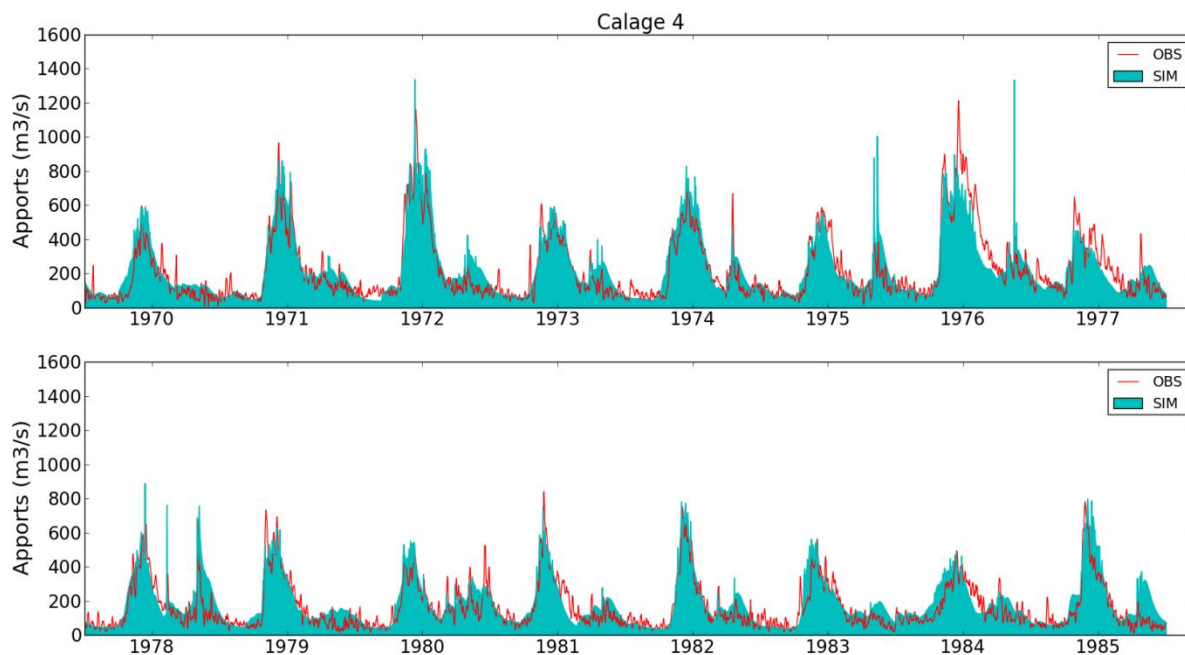


Figure 5.15 – Apports simulés à l'aide du calage 4 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

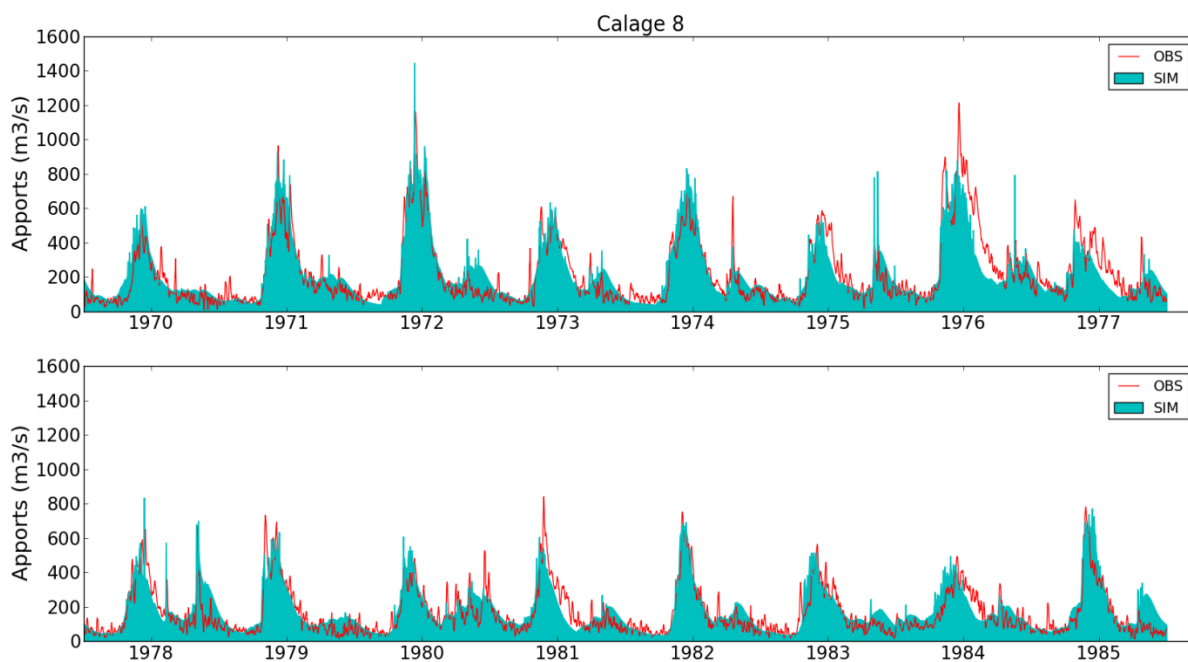


Figure 5.16 – Apports simulés à l'aide du calage 8 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

5.2.4 Synthèse des résultats de calage

Les résultats présentés dans les sections précédentes permettent d'analyser la performance de différents calages multi-objectifs par rapport à celle d'un calage calé uniquement sur le critère

de Nash. Deux procédures ont été utilisées pour les calages multi-objectifs, soit séquentiellement ou simultanément. Au final, la procédure de calage séquentiel (calages 2 et 3) semble produire un échange de performance nettement plus observable entre les différents objectifs. En effet, le calage 2 a permis d'améliorer la représentation de la SCN et de l'ÉEN au détriment du bilan hydrique. De son côté, l'amélioration du $NRMSE_{ÉEN}$ pour le calage 3 est passée par une détérioration du critère de Nash en plus d'aggraver le bilan hydrique. Pourtant, le calage 4, utilisant les mêmes fonctions objectifs, mais de façon simultanée, n'est pas arrivé à un compromis aussi important entre la reproduction des débits et celle de la neige. Cette observation est également notoire dans les paramètres obtenus alors que les calages séquentiels ont abouti à des paramètres différents de ceux obtenus par procédure simultanée.

Les différences obtenues par les calages simultanés sont au contraire plus subtils. Il n'est pas possible d'observer d'amélioration ou de détérioration majeure entre le calage simple-objectif et les calages simultanés. Dans l'ensemble, les critères de Nash sont à peu près tous identiques. Des différences plus observables surviennent lorsque l'ÉEN est utilisé dans la procédure de calage. Par exemple, les calages 4 et 7 sont parvenus à améliorer les simulations d'ÉEN à deux des trois stations. Cette amélioration a cependant produit une surestimation du bilan hydrique. Cette observation pose un questionnement sur la représentativité spatiale des trois stations disponibles. Il faut rappeler que ces trois stations sont situées en haute altitude comparativement à la majorité du bassin. Faute d'information sur la quantité de neige présente ailleurs sur le bassin, il n'est pas possible de voir si l'amélioration observée aux deux stations a produit une amélioration sur le bassin en général ou plutôt une détérioration comme observée à la station Mt. Pondosy. Cependant, le passage d'une sous-estimation vers une surestimation du bilan hydrique entraîné par l'amélioration des ÉEN à seulement deux des trois stations semble pointer vers la deuxième conclusion.

Globalement, les résultats sont similaires à ceux obtenus dans la littérature qui ne rapportent pas de gain significatif dans la simulation des apports en utilisant la SCN MODIS. Trois études ont porté sur le calage du modèle HBV [Bergstrom et al., 2002] à l'aide des données MODIS [Parajka et Blöschl, 2008b ; Sorman et al., 2009] ou AVHRR [Udnaes et al., 2007]. Dans leurs études comparant les performances d'un modèle simple-objectif (Q) avec un modèle calé à l'aide des débits et de la SCN (QS), les trois études démontrent que le modèle

QS offre de meilleures performances que le modèle Q pour simuler les SCN tout en offrant des résultats mixtes pour la simulation des débits. En effet, Sorman et al. [2009] arrivent à des critères de Nash similaires pour les deux modèles en période de validation, soit 0.80 (QS) et 0.81 (Q). De leurs côtés, Udnaes et al [2007] rapportent une diminution du Nash médian pour QS (0.80) comparativement à Q (0.85), tandis que Parajka et Blöschl [2008b] observent au contraire une amélioration du Nash médian passant de 0.67 (Q) à 0.70 (QS). Cependant, il faut mentionner que l'étude de Parajka et Blöschl [2008b] semble plus robuste étant donné qu'ils ont utilisé une plus longue période de données et ont porté leur analyse sur 148 sous-bassins comparativement à 10 pour Udnaes et al. [2007] et seulement 1 pour Sorman et al. [2009].

5.3 Prévisions hydrologiques

Afin d'alléger l'analyse des résultats en prévisions hydrologiques, 5 calages ont été retenus, soit les calages 1, 2, 4, 8 et 9. L'objectif est de comparer la robustesse des prévisions hydrologiques effectués à partir du modèle SWAT calé avec et sans les SCN MODIS. Le calage 1 est donc retenu à titre de modèle de référence. Ensuite, le calage 2 demeure afin de conserver un calage à procédure séquentiel. Ce choix s'est fait au détriment du calage 3 étant donné les faibles Nash obtenus en calage et en validation par ce dernier. Finalement, trois calages simultanés ont été retenus. Les calages 6 et 9 ainsi que les calages 5 et 8 se différencient uniquement par les poids accordés aux fonctions objectifs. Le choix s'est donc posé sur les calages 8 et 9 qui ont offerts des critères de biais légèrement meilleurs que leurs homologues (Tableau 5.2). Finalement, le calage 4 a été choisi au dépend du calage 7 puisqu'il a utilisé la SCN MODIS conjointement aux mesures d'ÉEN et qu'il est arrivé à un meilleur critère biais.

5.3.1 Assimilation des apports

Trois cas ont été testés pour comparer la performance des techniques d'assimilation : Prévisions sans assimilation (DQ0), assimilation d'apport uniquement (DQ1) et assimilation MODIS suivi d'assimilation d'apport (DN1).

Les écarts entre les apports simulés par le calage 1 (DQ1) et les apports observés au jour précédant la prévision (variable E_Q , voir équation 3.7) sont illustrés à la Figure 5.17. La variable E_Q est présentée ici puisque la correction réelle appliquée dépend de la capacité à

saturation qui varie d'une couche de sol à l'autre et d'un URH à l'autre. Les résultats pour les autres calages sont présentés à l'annexe E. L'écart moyen est de 8.6% avec un écart-type de 48%. Le coefficient d'asymétrie des corrections est de -3.21, signifiant que les corrections sont plus souvent positives que négatives et qu'il manque plus souvent d'eau que le contraire. Cette observation corrobore encore une fois le problème de sous-captage des précipitations solides sur la Nechako soulevé à la section 3.2.1. À quelques reprises, des écarts de plus de 100% de la valeur initiale ont été observés. Il est à noter cependant que la méthodologie utilisée ne permet pas d'apporter des corrections qui dépasseraient la capacité à saturation du sol. Par conséquent, ces écarts ont mené à la mise à saturation du sol.

La Figure 5.18 montre les prévisions déterministes d'apports 1 jour utilisant le calage 1 pour la période du 1^{er} avril au 31 août 2003 à 2013. Des valeurs aberrantes apparaissent en 2007, où l'assimilation a produit une pointe de crue largement trop élevée (>2000 m³/s) par rapport aux observations (entre 1017 et 1311 m³/s) pendant 7 jours. Au premier jour de cet événement, le modèle simule un débit 52% plus faible que l'observation. Bien qu'un tel écart ne soit pas exceptionnel (Figure 5.17), la prévision 1 jour produite est 114% plus élevée que l'observation. Lors des six jours de prévisions suivants, l'écart observé au jour précédent la prévision réduit graduellement jusqu'à une valeur de 19% et une erreur sur la prévision de seulement 6%. La fin de l'événement coïncide avec la fin des débits de pointe. Cependant, il faut mentionner encore une fois (section 0) que la crue de 2007 était une année record (Figure 1.2). Lors de cette année, les ÉEN mesurés aux trois stations étaient en moyenne 58% plus élevés que le maximum annuel moyen. Cela laisse penser que la crue exceptionnelle de 2007 était principalement due à une fonte rapide du manteau neigeux et que l'ajustement à la hausse de l'humidité du sol n'a fait qu'augmenter le volume de ruissellement produit par cette fonte. Il s'agit toutefois d'un événement isolé. Le reste du temps, on observe une nette amélioration des prévisions déterministes d'apport 1 jour lorsque l'humidité du sol est ajustée en fonction des observations d'apports qui impliquent une meilleure représentation des conditions initiales d'humidité du sol.

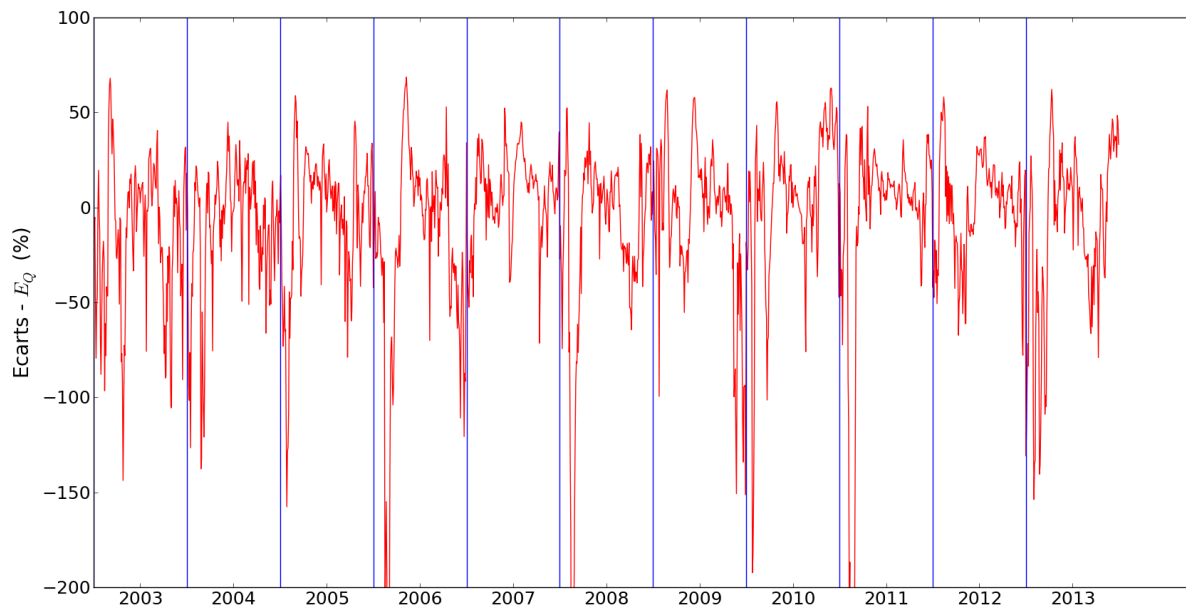


Figure 5.17 – Écarts entre les apports simulés par le calage 1 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).

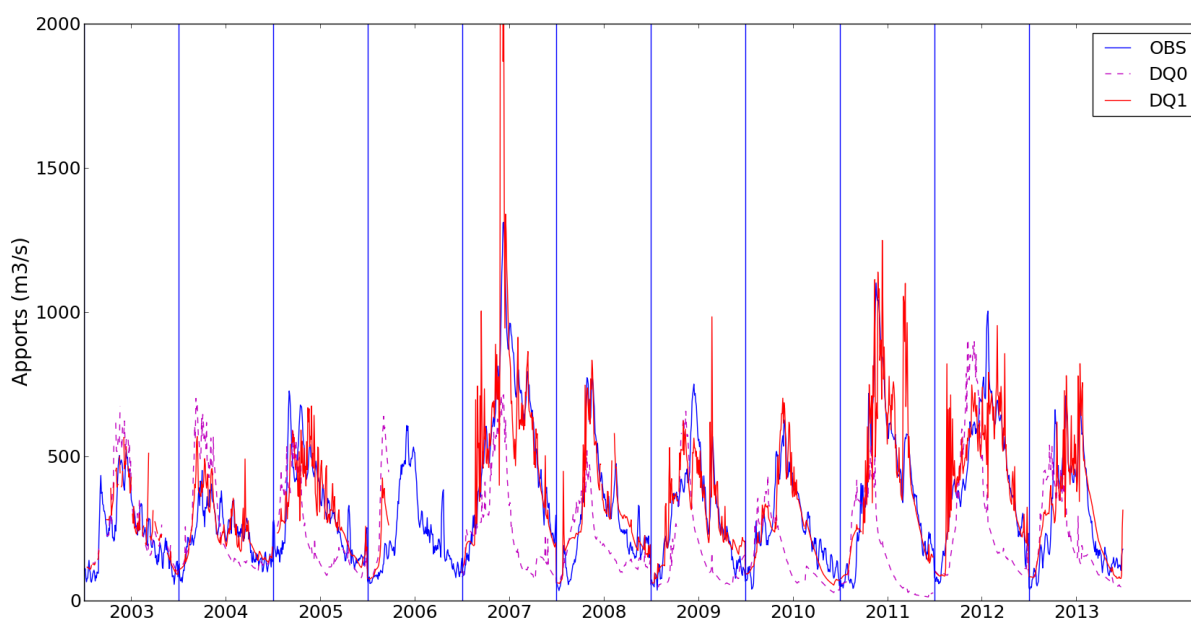


Figure 5.18 – Prévisions déterministes 1 jour des apports (calage1) avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports comparés avec les observations sur la période de 2003-2013.

5.3.2 Assimilation MODIS

La Figure 5.19 présente les ajustements effectués sur les paramètres d'accumulation (SFTMP) et de taux de fonte (SMFMX, SMFMN) lors de l'assimilation MODIS (DN1). Les prévisions 1 jour de SCN (Figure 5.20) et d'ÉEN (Figure 5.21) pour le calage 1 sur toute la période de

2003-2013 sont également présentées. Encore une fois, les résultats pour les autres calages pourront être trouvés à l'annexe E.

Peu importe le calage utilisé, l'ajustement du paramètre d'accumulation SFTMP est survenu pour quatre années seulement, soit 2007, 2008, 2011 et 2012, toutes des années avec des ÉEN maximums annuels près ou au-dessus de la moyenne 2000-2013 (Figure 3.2). C'est également pour ces quatre années qu'on observe une nette amélioration des prévisions 1 jour d'ÉEN aux trois stations (Figure 5.21). La technique d'assimilation réussit donc à ajuster le paramètre de neige SFTMP à une valeur plus représentative de l'année de prévision.

La courbe de déplétion dans SWAT utilise un seuil d'ÉEN (SNOCOVMX), au-dessus duquel la SCN est fixée à 100%. En tirant profit de l'information sur le synchronisme de la fonte observée par MODIS, il a été possible de repérer ces cas où le modèle commence la fonte alors que MODIS indique que la fonte n'est pas enclenchée encore. Dans ces cas-là, la technique d'assimilation a ajusté rétroactivement le paramètre d'accumulation SFTMP à la hausse et a resimulé la période d'accumulation (1^{er} septembre au jour de prévision) pour permettre au modèle de simuler plus d'ÉEN et de retarder la fonte en se maintenant au-dessus du seuil SNOCOVMX plus longtemps. Malheureusement, bien que les ajustements du paramètre SFTMP aient amélioré les prévisions d'ÉEN, les prévisions sous-estiment encore systématiquement les ÉEN aux trois stations.

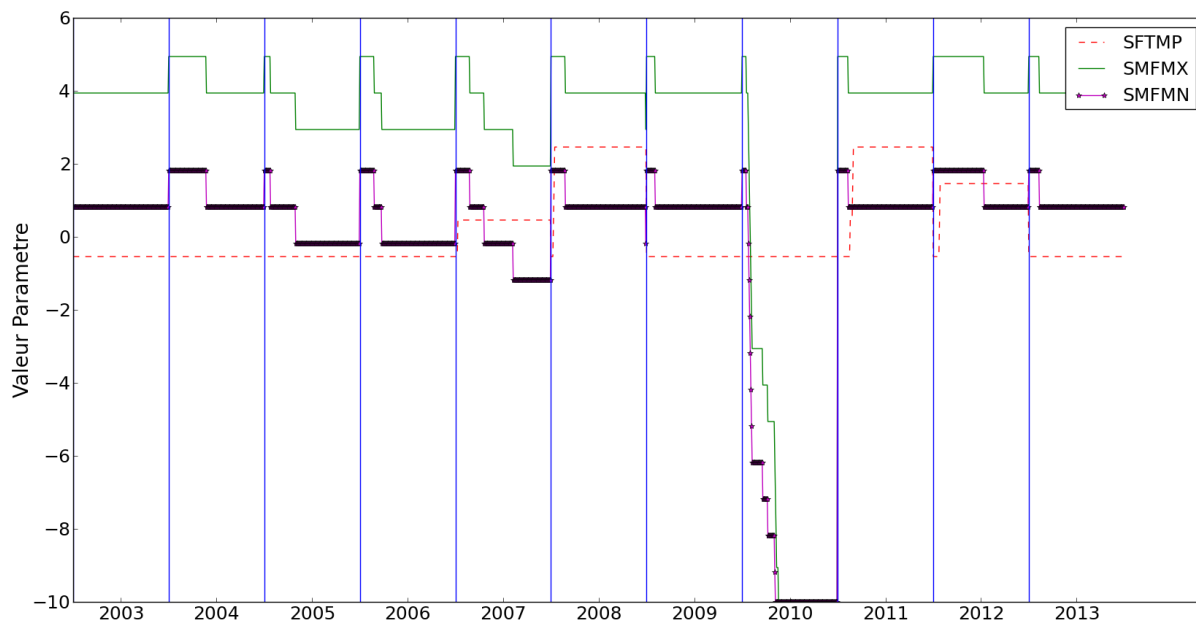


Figure 5.19 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d'assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DNI) utilisant le calage 1 (2003-2013).

De leur côté, les taux de fonte (SMFMX et SMFMN) sont ajustés plus souvent. Contrairement au paramètre SFTMP, la modification des taux de fonte a un effet moins important sur les ÉEN (Figure 5.21). Lors de l'année 2010, il est possible d'observer que la procédure automatique d'assimilation ne converge pas (Figure 5.19). En effet, l'écart entre les SCN simulés et observés est de plus 20% et la réduction des taux de fonte ne parvient pas à réduire cet écart. Malgré cette divergence, une légère amélioration des prévisions 1 jour de SCN est observée (Figure 5.20) tandis que les ÉEN demeurent à peu près identiques (Figure 5.21). Il faut noter cependant que dans un contexte opérationnel, l'assimilation est faite de façon manuelle ou semi-automatique par le prévisionniste et qu'une telle situation ne surviendrait pas. En général, la Figure 5.20 ne montre aucun cas où l'assimilation MODIS détériore les prévisions 1 jour de SCN. Exception faite pour l'année 2012 à la station Mt. Pondosy, la même observation peut être faite pour les prévisions 1 jour d'ÉEN (Figure 5.21). L'utilisation des images MODIS pour mettre à jour les paramètres de neige améliore donc les conditions initiales de neige dans SWAT.

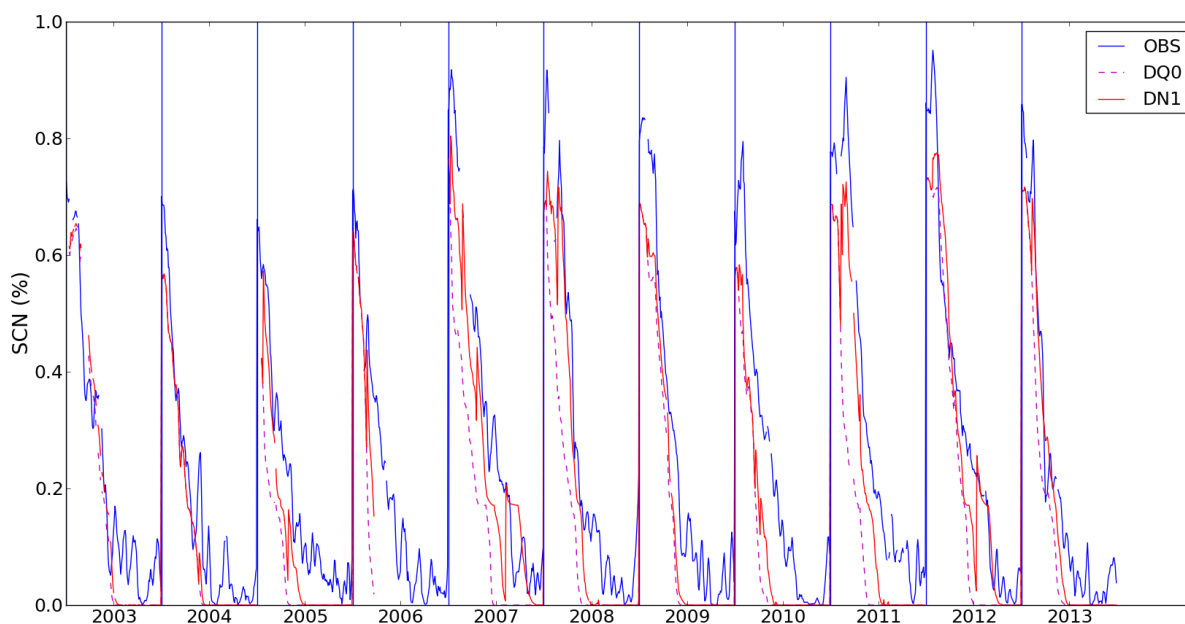


Figure 5.20 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN (calage 1) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

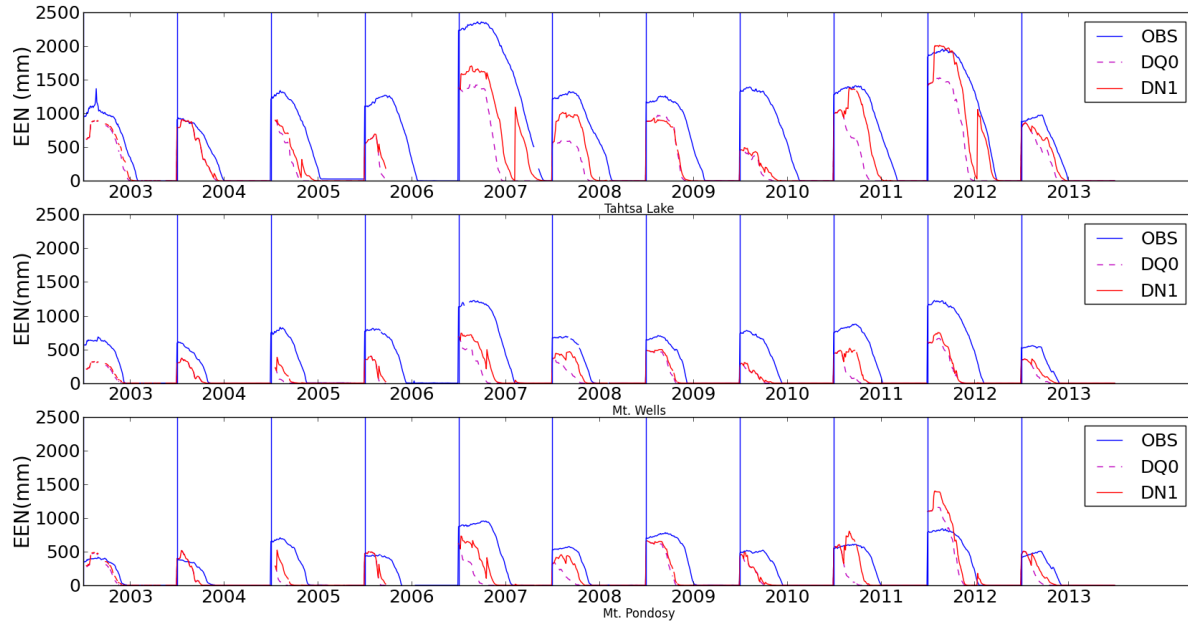


Figure 5.21 - Prévisions déterministes 1 jour de l'ÉEN (calage1) aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

5.3.3 Prédiction court terme

Le Tableau 5.3 et le Tableau 5.4 présentent les indices de performance pour les différentes techniques d'assimilation sur les prévisions déterministes 4 jours. Les indices (Nash, Biais, NRMSE) ont été calculés en comparant les observations avec toutes les prévisions 4 jours du 1^{er} avril au 27 août de 2003 à 2013. Dans un premier temps, on observe que sans assimilation (DQ0), tous les calages offrent des performances très médiocres en prévisions court-terme. En effet, des Nash négatifs ou très près de 0 sont obtenus sans assimilation. Lorsque l'humidité du sol dans SWAT est ajustée en fonction des observations d'apports, une amélioration significative du critère de Nash est observée pour les prévisions court-terme. En effet, des critères de Nash situés entre 0.75 et 0.84 sont obtenus pour les 5 calages utilisés. Par contre, l'assimilation des SCN MODIS pour ajuster les paramètres de neige dans SWAT ne démontre pas d'amélioration notable sur les prévisions d'apport court-terme. On observe des critères de Nash parfois légèrement inférieurs, parfois légèrement supérieurs à ceux obtenus sans assimilation neige (DQ1).

En ce qui a trait à la neige, l'assimilation des données MODIS a permis d'obtenir une amélioration significative pour tous les calages (Tableau 5.4). Pour la SCN, des NRMSE situés entre 0.30 et 0.41 sont obtenus pour DN1 comparativement à des NRMSE variant entre

0.49 et 0.62 pour DQ0. Pour l'ÉEN, des NRMSE de 0.68-0.91 sont obtenus en assimilant les données MODIS (DN1) comparativement à des valeurs de 0.97-1.08 sans assimilation de neige.

Tableau 5.3 - Critère de Nash entre les prévisions déterministes 4 jours et les observations d'apport pour les différentes techniques d'assimilation sur la période de 2003-2013

N° Calage	Nash		
	DQ0	DQ1	DN1
1	-0.146	0.753	0.826
2	-0.001	0.799	0.786
4	-0.029	0.842	0.845
8	-0.095	0.839	0.821
9	0.005	0.786	0.819

Tableau 5.4 – Critère de RMSE entre les prévisions déterministes 4 jours de SCN et d'ÉEN et les observations avec assimilation des données MODIS (DN1) et sans assimilation (DQ0) sur la période de 2003-2013

N° Calage	NRMSE _{SCN}		NRMSE _{ÉEN}	
	DQ0	DN1	DQ0	DN1
1	0.621	0.383	1.080	0.870
2	0.522	0.313	0.973	0.688
4	0.499	0.319	0.982	0.784
8	0.542	0.405	1.041	0.912
9	0.497	0.308	0.977	0.762

5.3.4 Prévisions d'ensemble

Suite aux prévisions déterministes 4 jours, la météo historique est utilisée pour produire un scénario (membre) probable pour chaque année passée. La Figure 5.22 montre un exemple de prévision d'ensemble effectué selon la méthodologie expliquée à la section 3.3.3.

La médiane des prévisions d'ensemble a été utilisée pour déterminer la performance des modèles calés à prévoir les apports sur un horizon moyen-terme, les SCN et les ÉEN. Les résultats sont présentés au Tableau 5.5 pour les apports et au Tableau 5.6 pour les SCN et les ÉEN. À la base, sans assimilation, les critères de Nash sont satisfaisants avec des valeurs au-dessus de 0.70 pour tous les calages testés. Ces valeurs sont encore plus élevées pour tous les calages lorsque les apports sont assimilés (DQ1) et augmentent légèrement plus lorsque les

apports et les SCN MODIS sont assimilés (DN1). Les critères de Biais sont également meilleurs pour DQ1 et largement meilleurs pour DN1.

Tableau 5.5 – Critères de performance entre la médiane des prévisions d'ensemble et les observations d'apports pour les différentes techniques d'assimilation sur la période de 2003-2013.

N° Calage	NASH			BIAIS		
	DQ0	DQ1	DN1	DQ0	DQ1	DN1
1	0.701	0.789	0.829	0.099	0.074	0.004
2	0.735	0.791	0.798	0.074	0.063	0.010
4	0.738	0.801	0.810	0.070	0.061	0.002
8	0.732	0.807	0.820	0.097	0.074	0.022
9	0.736	0.810	0.815	0.076	0.061	0.001

Des meilleurs $NRMSE_{SCN}$ sont également atteints en assimilant MODIS, excepté pour le calage 2. Ce dernier, ayant utilisé une procédure de calage séquentiel incorporant les données MODIS, est arrivé à des paramètres de neige plus représentatif comme le démontrent les résultats d'assimilation (Tableau 5.4). Cependant, à défaut de ne pas améliorer les prévisions moyen-terme de SCN, on observe tout de même une amélioration des prévisions d'ensemble d'apports pour le calage 2 (Tableau 5.5).

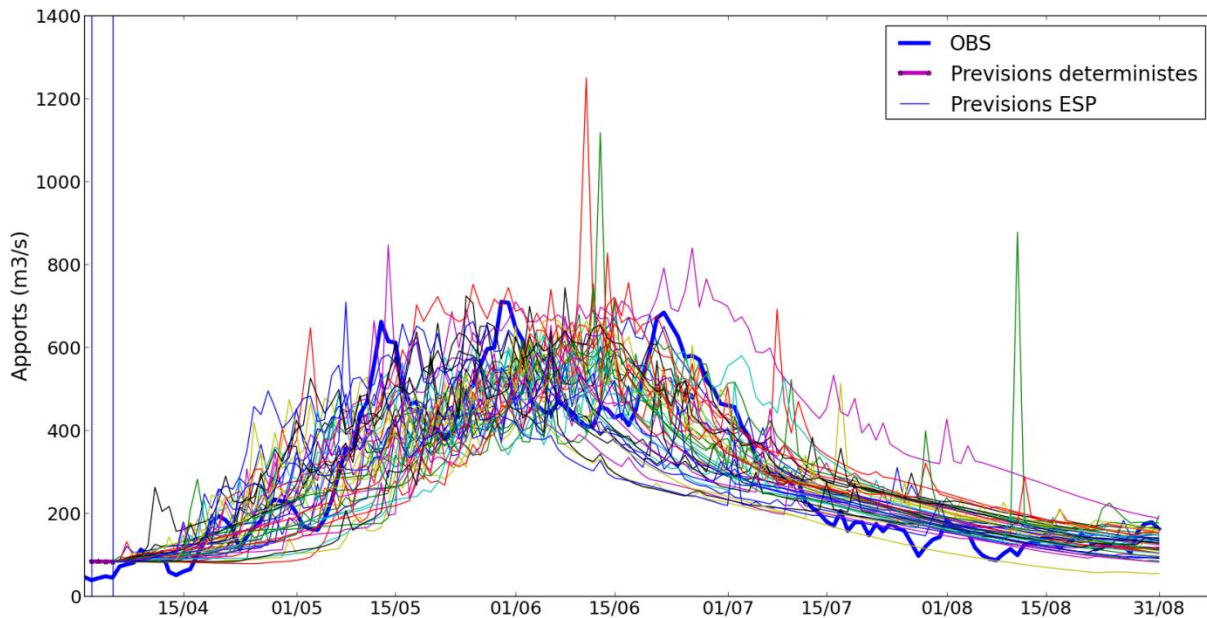


Figure 5.22 – Prévisions déterministes et prévisions d'ensemble (ESP) au 1^{er} avril 2013 effectuées à l'aide du calage 1 (DN1). Chaque ligne mince de couleur représente un scénario utilisant une année de météo historique (1957 à 2012). Les prévisions déterministes 4 jours sont situées entre les deux lignes verticales bleues.

Bien que MODIS ne donne aucune information sur les quantités de neige présente sur le bassin, l'assimilation des SCN MODIS a quand même mené à une amélioration des prévisions d'ensemble d'ÉEN pour tous les calages (Tableau 5.6). De toute évidence, ce résultat est dû à une meilleure représentation des conditions initiales d'ÉEN lorsque les SCN MODIS sont assimilés.

Tableau 5.6 - Critères de performance entre la médiane des prévisions d'ensemble et les observations d'apports avec assimilation des données MODIS (DN1) et sans assimilation (DQ0) sur la période de 2003-2013.

N° Calage	RMSE _{SCN}		RMSE _{ÉEN}	
	DQ0	DN1	DQ0	DN1
1	0.263	0.209	0.495	0.418
2	0.238	0.300	0.426	0.350
4	0.224	0.212	0.425	0.357
8	0.252	0.214	0.468	0.420
9	0.226	0.205	0.429	0.359

Cependant, l'utilisation de la médiane des ensembles est en quelque sorte une transformation des distributions de prévision en prévision déterministe et supprime donc une grande partie de l'information contenue dans les prévisions d'ensemble. Le CRPSS, présenté à la section 3.4.3, représente un outil adéquat pour mesurer l'erreur entre des ensembles de prévision et les observations.

Encore une fois, l'objectif du modèle est d'être utilisé dans un contexte de gestion hydrique de réservoir. Par conséquent, le gestionnaire voudra prévoir les volumes d'eau qui entreront dans le réservoir durant la crue afin de faire la gestion optimale des niveaux d'eau dans le réservoir. Dans le cas présent, les prévisions de volume sont effectuées sur une période fixe (1^{er} avril au 31 août). Pour chaque jour de prévision sur cette période, les prévisions de volume de ruissellement ont été calculées en sommant les débits des prévisions déterministes, les prévisions de chaque membre de l'ensemble et les observations précédant le jour de prévision. On s'attend donc à ce que les volumes de ruissellement prévus convergent vers le volume observé à mesure qu'on s'approche de la fin de la période (31 août). De cette façon, un ensemble de prévision de volume est obtenu pour chaque jour.

La Figure 5.23 présente les CRPSS journaliers calculés sur les prévisions d'ensemble des volumes pour les techniques d'assimilation DQ1 et DN1 (Calage 1) en utilisant DQ0 comme

modèle de référence. Les résultats pour les autres calages sont présentés à l'annexe G. Encore une fois, l'assimilation MODIS (DN1) montre de meilleurs résultats.

Les résultats présentés à la Figure 5.23 ainsi qu'aux Tableau 5.5 et Tableau 5.6 démontrent que l'assimilation des SCN MODIS permet de mieux simuler le bilan hydrique sur le bassin et par conséquent, permet d'améliorer les prévisions moyen-terme des apports et des volumes de crue.

La Figure 5.24 compare la performance des prévisions d'ensemble de volume pour les calages 2, 4, 8 et 9 relativement au calage 1. De façon générale, les calages 2, 4, 8 et 9, utilisant MODIS, montrent des performances supérieures au calage 1 (simple-objectif). La période d'intérêt se situe au début de la période de prévision. En effet, dans une optique de gestion de réservoir, le gestionnaire voudra optimiser le niveau d'eau dans le réservoir afin de recevoir la pointe de crue tout en vidangeant un minimum de volume d'eau qui aurait pu être turbiné. Par conséquent, la période précédant la fin mai, dates autour desquels la pointe survient généralement, servira à comparer la performance des calages à prévoir le volume de crue.

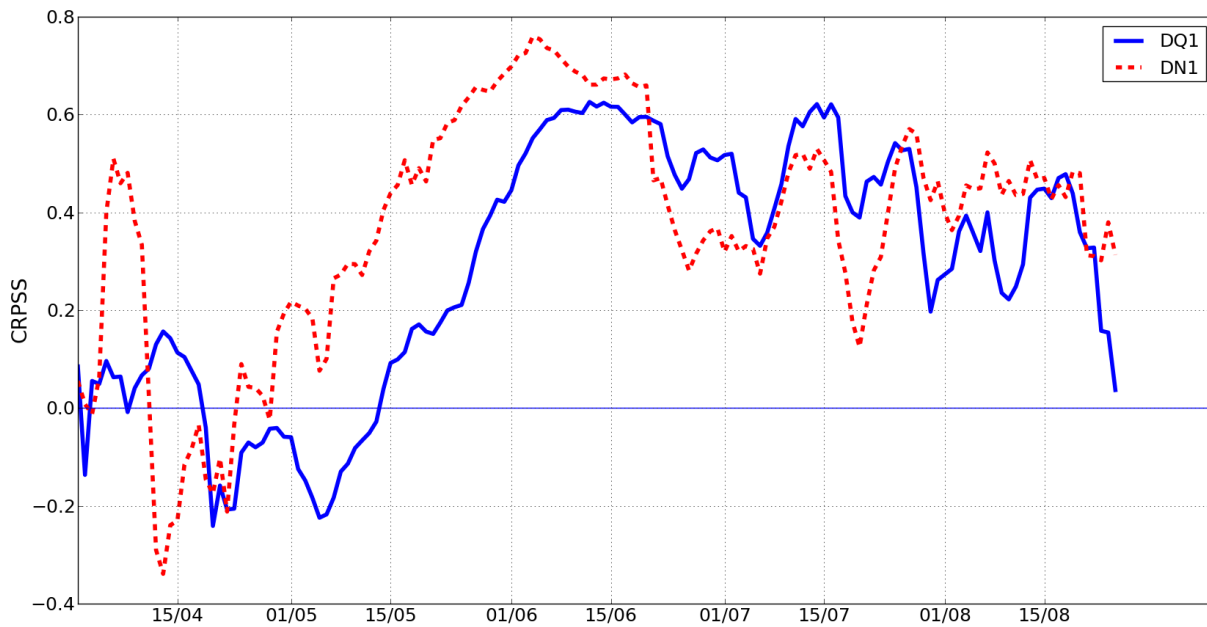
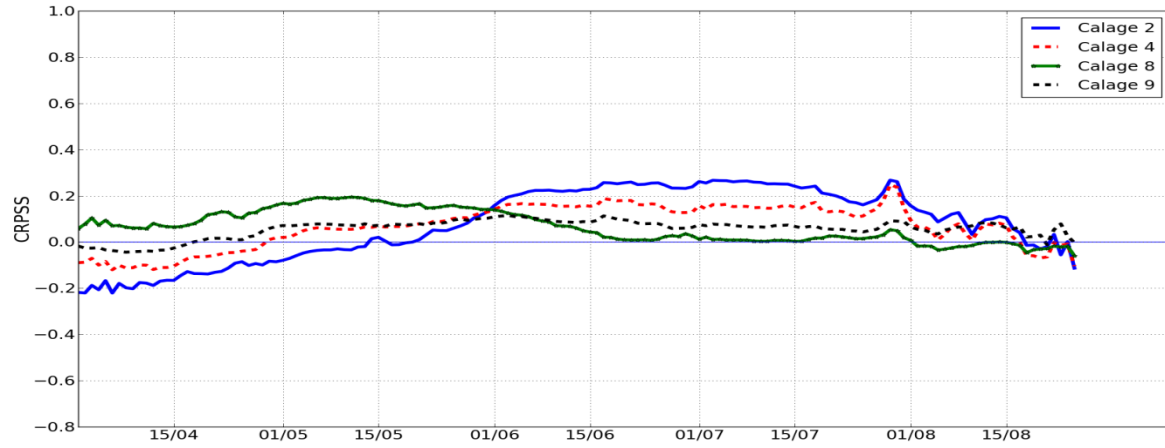


Figure 5.23 – CRPS journalier calculé entre les prévisions d'ensemble des volumes de ruissellement (1^{er} avril au 31 août) effectués avec le calage 1 et les volumes observés sur la période de 2003-2013. Les CRPS journaliers avec assimilation d'apports (DQ1) et avec assimilation des données MODIS (DN1) sont référencés par rapport aux CRPS calculés sans assimilation (DQ0). Une valeur négative indique que le CRPS sans assimilation est meilleur.

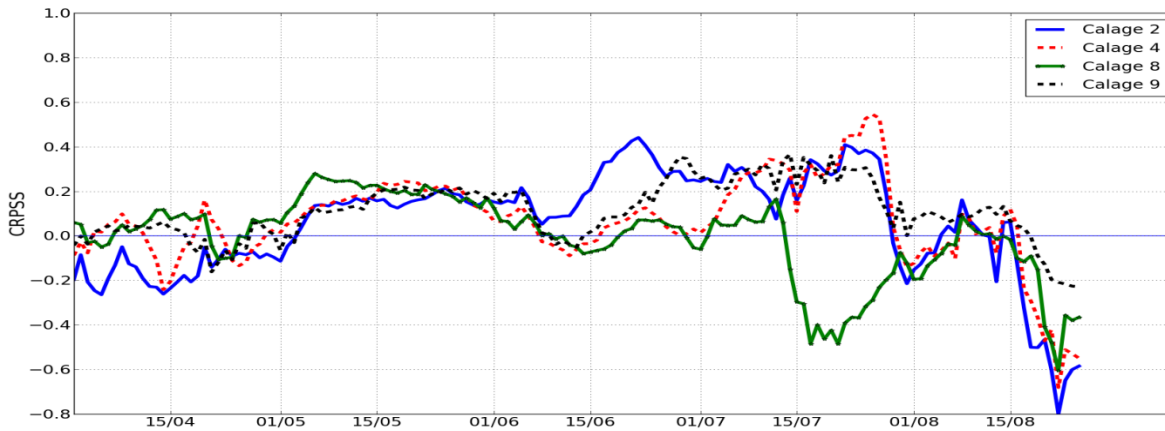
Le calage 2 offre des performances mixtes comparativement au calage simple-objectif. En effet, sans assimilation MODIS (Figure 5.24a et b), les CRPS du calage 2 sont légèrement plus faibles que ceux du calage 1, mais s'améliorent de plus en plus à mesure qu'on s'approche de

la fin mai. Avec assimilation MODIS (Figure 5.24c), les performances du calage 2 sont supérieures à celles du calage 1, mis à part lors de la première semaine d'avril, où des résultats médiocres sont observés.

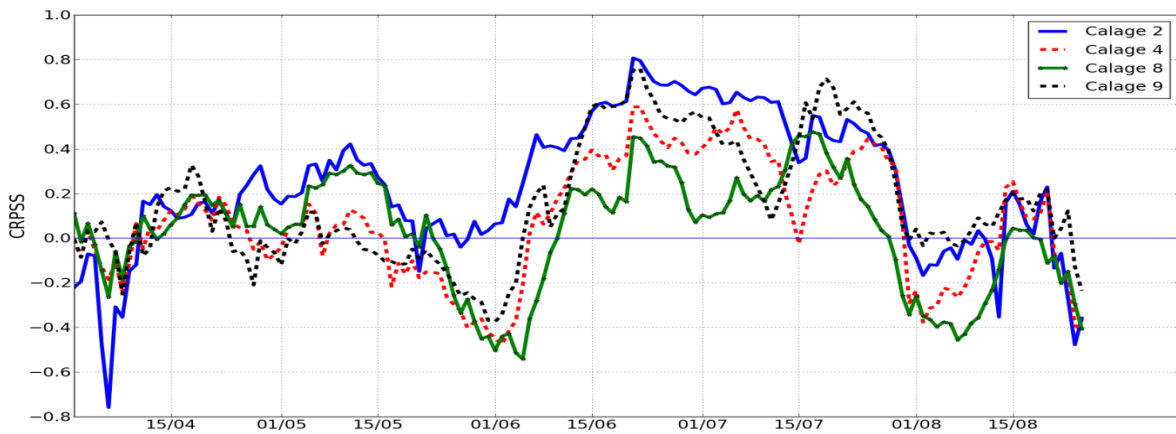
Finalement, les calages 4 et 9 offrent des performances plutôt semblables à celles du calage 1, avec ou sans assimilation. Ces calages ont utilisé le $RMSE_{\text{ÉEN}}$ (calage 4) ou le critère de biais (calage 9), deux fonctions objectifs avec lesquels on s'attendrait à favoriser la représentation du bilan hydrique. Cependant, le calage 8, n'utilisant que le $RMSE_{\text{MODIS}}$ et le NASH sur les apports, arrivent à de meilleurs résultats pour prévoir le bilan hydrique. En effet, avec ou sans assimilation, les CRPS du calage 8 sont presque toujours supérieurs à ceux du calage 1 lors de la période d'intérêt.



(a)



(b)



(c)

Figure 5.24 - Comparaison des CRPSS journaliers calculés pour les prévisions d'ensemble de volume de ruissellement pour les calages 2, 4, 8 et 9 pour (a) DQ0, (b) DQ1 et (c) DNI (2003-2013). Les CRPSS sont référencés par rapport au calage 1 (simple-objectif). Une valeur négative indique que le CRPS du calage 1 est meilleur.

CHAPITRE 6 CONCLUSION

6.1 Sommaire des travaux réalisés

Dans le cadre de ce projet de recherche, le potentiel d'exploitation des images MODIS pour améliorer les prévisions hydrologiques d'un bassin versant caractérisé par une importante fonte printanière a été analysé. Pour ce faire, le bassin versant à l'étude est celui de la rivière Nechako, en Colombie-Britannique (Canada), où des installations hydroélectriques appartenant à RTA sont situées. Le bassin est caractérisé par sa topographie montagneuse, la présence dominante de forêts sur son territoire et ses grandes quantités de neiges accumulées.

Dans un premier temps, une analyse statistique a été portée sur la relation entre la variation journalière de la SCN calculée à partir d'images MODIS filtrées et la proportion journalière du volume de crue entrant dans le réservoir durant la période de crue printanière. Les résultats indiquent qu'une corrélation robuste ($R^2=0.87$) et significative ($p<0.001$) existe sur la période de 2000-2013. La même analyse a été réalisée pour chaque sous-bassin, révélant une corrélation encore plus robuste ($R^2=0.90$) en utilisant la SCN sur le sous-bassin Tahtsa Lake. De plus, deux relations distinctes ont été trouvées pour les années de faible et de forte hydraulité en classifiant les années selon leurs ÉEN maximums, débits maximums annuels et volumes de crue.

Aussi, les SCN MODIS calculées ont été utilisées conjointement avec les observations d'apports et les ÉEN observés pour le calage du modèle SWAT selon différentes techniques de calage. Au total, 9 calages différents ont été réalisés. Dans l'ensemble, les résultats obtenus sont similaires à ceux obtenus dans la littérature [Udinaes et al., 2007 ; Parajka et Blöschl, 2008b ; Sorman et al., 2009 ; Franz et Karsten, 2013], soit que l'utilisation de la SCN MODIS n'entraîne pas de gains significatifs dans la simulation des débits. En effet, en période de validation, une valeur médiane de Nash de 0.76 a été trouvée pour les 7 calages utilisant les SCN MODIS comparativement à un Nash de 0.76 pour le calage utilisant uniquement les apports. Le calage obtenant les meilleurs résultats est celui utilisant une procédure de calage séquentiel (calage 2) pour ajuster dans un premier temps les paramètres de neige à l'aide de la SCN MODIS, pour ensuite ajuster les autres paramètres à l'aide des apports. À l'aide de cette technique, le calage 2 est arrivé à un Nash de 0.78 et un $NRMSE_{SCN}$ de 0.48 comparativement

à un $NRMSE_{SCN}$ médian de 0.55 pour les autres calages. L'inclusion de la SCN MODIS dans la procédure de calage a cependant amélioré la performance du modèle SWAT pour simuler cette variable d'état. Un modèle plus robuste et plus cohérent en a résulté, ouvrant des possibilités pour améliorer la prévision hydrologique par assimilation de données SCN MODIS.

Le dernier objectif consistait à évaluer la robustesse de ces calages en prévision hydrologique. Pour ce faire, 5 calages ont été retenus (1, 2, 4, 8 et 9) et le système de prévision hydrologique utilisé opérationnellement par RTA a été recréé (Figure 3.7). Une procédure d'assimilation des SCN MODIS a été développée (Figure 3.8) pour mettre à jour les conditions initiales du modèle sur la base d'observation. La technique d'assimilation proposée ajuste les paramètres de fonte et d'accumulation de la neige sur la base de la différence entre les SCN simulés et observés et resimule la période d'accumulation à partir des nouveaux paramètres. Il a été possible d'observer que bien que la technique d'assimilation n'entraîne pas d'amélioration significative sur les prévisions court-terme d'apport, elle entraîne cependant une amélioration des prévisions d'apports à plus long-terme, obtenant des Nash légèrement plus élevés et des critères de biais largement plus bas pour tous les calages. De plus, les CRPS calculés sur les prévisions de volumes sont en général supérieurs lorsque l'assimilation de la SCN MODIS est appliquée.

Finalement, la robustesse en prévision des différents calages effectués précédemment a été analysée en comparant les CRPS obtenus. Les résultats démontrent que l'utilisation des données MODIS dans la procédure de calage du modèle SWAT permet d'obtenir une légère amélioration des prévisions d'ensemble du volume de crue. Cependant, tel que mentionné par Sorman et al. (2009), la performance des prévisions est fortement dépendante de la qualité des intrants météorologiques utilisés. Dans ce projet, la météo historique a été utilisée en posant comme hypothèse que chaque année de donnée météorologique est un scénario probable de ce qui pourrait se produire dans le futur. Par conséquent, les tendances obtenues sont surtout applicables pour un système de prévision semblable à celui utilisé par RTA. Néanmoins, elles permettent de démontrer le potentiel d'exploitation des images MODIS dans un contexte de prévision hydrologiques.

6.2 Contributions originales des travaux

Dans le cadre du projet actuel, trois différentes applications des images MODIS en prévision hydrologique ont été analysées. D'abord, la relation empirique développée dans le premier objectif représente un outil simple pour les gestionnaires de réservoirs permettant d'obtenir de l'information sur l'évolution du volume de crue. Ensuite, les résultats obtenus dans les deux autres objectifs permettent d'apporter une contribution à l'avancement général des connaissances entourant le calage multi-objectifs et les techniques d'assimilation utilisant d'autres variables que les débits. Bien que la littérature inclut déjà un certain nombre d'articles sur ces sujets [Rodell et Houser, 2004 ; Andreadis et Lettenmaier, 2006; Udnaes et al., 2007 ; Parajka et Blöschl, 2008b ; Zaitchik et Rodell, 2008 ; Sorman et al., 2009 ; Konz et al., 2010 ; Liu et al., 2012 ; Franz et Karsten, 2013], aucun ne porte sur l'impact ressenti en prévision hydrologique.

Dans l'ensemble, les approches proposées représentent des alternatives prometteuses pour les gestionnaires de réservoirs, particulièrement pour des bassins versants où la densité du réseau de mesures de neige est faible ou même nulle. Il faut mentionner que les méthodologies présentées pour le calage du modèle SWAT pourront être appliquées à d'autres modèles spatialisés, en particulier pour les modèles simulant explicitement la SCN. De la même manière, la méthodologie utilisée pour le développement de la relation SCN MODIS/évolution de la crue peut être appliquée pour d'autres bassins caractérisés par une topographie montagneuse et de fortes quantités de neige comme c'est le cas pour le bassin Nechako.

6.3 Perspectives de recherche et travaux futurs

La présence de nuages dans les données MODIS représente le problème majeur relié à l'utilisation de ces données dans les applications hydrologiques. Bien qu'un filtrage ait été effectué, il reste que l'incertitude propagée est difficilement mesurable. Parajka et Blöschl [2008b] mentionnent que même si les données MODIS peuvent être considérées comme ayant une bonne exactitude, il est clair qu'une amélioration de l'exactitude et de la résolution temporelle et spatiale entraînerait également une amélioration dans la modélisation hydrologique utilisant ces données. En prévision hydrologique, l'utilisation de techniques d'assimilation prenant en compte l'incertitude associée aux données MODIS, p. ex.

Filtre de Kalman [Bouttier et Courtier, 1999 ; Andreadis et Lettenmaier, 2006] est recommandé. De cette manière, le gestionnaire pourra prendre en compte l'incertitude reliée à la prévision dans son processus de décision, et ainsi pouvoir évaluer un plus grand éventail de scénarios probables. Enfin, il faut souligner que les résultats obtenus concernent un bassin versant montagneux, où les stocks de neige sont importants et la durée de la fonte printanière s'étend sur une longue période de temps (quelques mois). La généralisation des conclusions tirées de cette étude devra passer par une application à d'autres bassins versants caractérisés par des régimes climatiques et hydrologiques différents. Un exemple serait celui de bassins caractérisés par de plus faibles accumulations de neige et des durées plus courtes (quelques semaines) de la fonte printanière.

ANNEXE A – DONNÉES

Tableau A. 1- Stations d'ÉEN (coussins à neige) situé sur le territoire de la Colombie-Britannique, Canada

Stations	Nom	Latitude	Longitude	Élévation (m)	Période de donnée
1A01P	<u>Yellowhead</u>	52.90	118.55	1860	1996-
1A02P	<u>McBride (Upper)</u>	53.30	120.33	1620	1971-86, 2006-
1A03P	<u>Barkerville</u>	53.05	121.48	1520	1968-90, 1996-
1A14P	<u>Hedrick Lake</u>	54.10	121.00	1100	1999-
1A17P	<u>Revolution Creek</u>	53.78	120.37	1690	1984-
1A19P	<u>Dome Mountain</u>	53.62	121.02	1820	2005-
1B01P	<u>Mount Wells</u>	53.73	126.42	1490	1991-
1B02P	<u>Tahtsa Lake</u>	53.57	127.63	1300	1991-
1B08P	<u>Mt. Pondsosy</u>	53.17	126.87	1400	1991-
1C12P	<u>Green Mountain</u>	50.80	122.92	1780	1993-
1C18P	<u>Mission Ridge</u>	50.77	122.20	1850	1969-
1C20P	<u>Boss Mountain Mine</u>	52.12	120.87	1460	1993-
1C41P	<u>Yanks Peak East</u>	52.83	120.35	1670	1996-
1D06P	<u>Tenquille Lake</u>	50.53	122.93	1680	2000-
1E10P	<u>Kostal Lake</u>	52.20	120.03	1770	1984-
1E14P	<u>Cook Creek</u>	52.17	119.30	1280	1999-2009
1F03P	<u>Park Mountain</u>	50.45	118.62	1890	1984-
1F06P	<u>Celista Mountain</u>	51.38	118.88	1551	2004-
2A06P	<u>Mount Revelstoke</u>	51.03	118.15	1830	1992-
2A21P	<u>Molson Creek</u>	52.23	118.23	1980	1980-
2B06P	<u>Barnes Creek</u>	50.07	118.35	1620	1992-
2B08P	<u>St. Leon Creek</u>	50.43	117.70	1800	1992-
2C14P	<u>Floe Lake</u>	51.05	116.13	2090	1992-
2D08P	<u>East Creek</u>	50.63	116.93	2030	1980-
3A22P	<u>Nostetuko River</u>	51.25	124.45	1500	1988-
3A24P	<u>Mosley Creek (Upper)</u>	51.78	124.62	1650	1988-
3A25P	<u>Squamish River (Upper)</u>	50.15	123.43	1340	1989-
3C08P	<u>Burnt Bridge Creek</u>	52.48	126.25	1330	1997-
4B12P	<u>Granduc Mine</u>	56.25	129.65	790	2001-09, 2011-
4B15P	<u>Lu Lake</u>	54.20	126.30	1310	1997-
4B16P	<u>Shedin Creek</u>	55.85	127.70	1480	1995-
4B17P	<u>Tsai Creek</u>	54.65	127.67	1360	1997-
4B18P	<u>Cedar-Kiteen</u>	55.15	128.72	885	2000-
4D10P	<u>Tumeka Creek</u>	57.23	129.72	1220	1989-2009

ANNEXE B – Simulation SWAT (Apports)

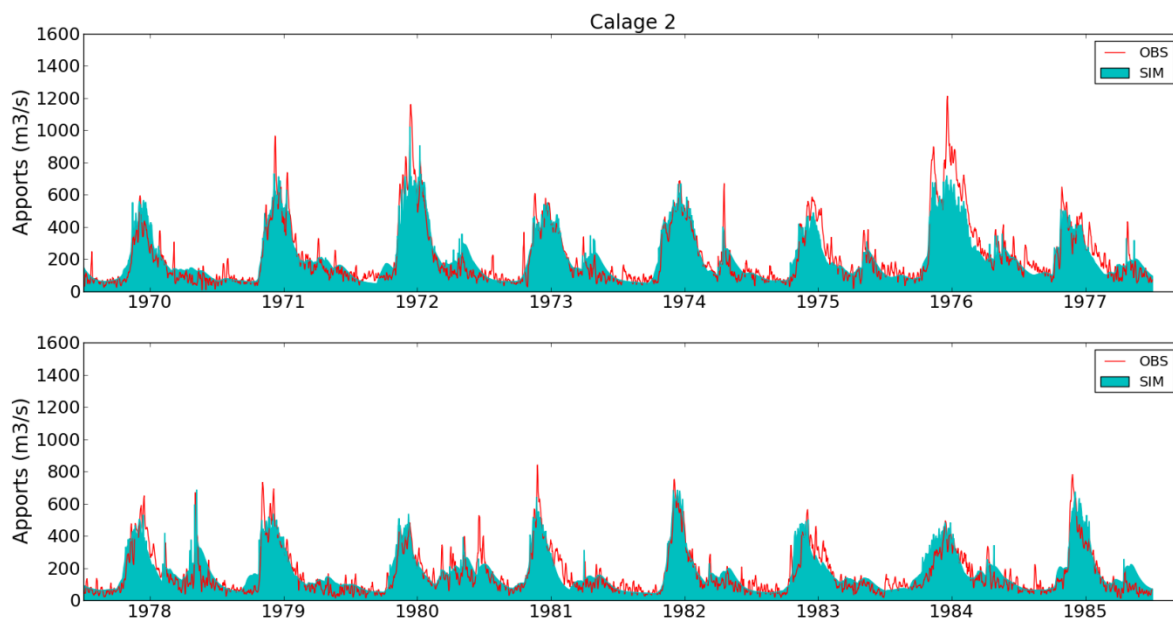


Figure B. 1 – Apports simulés à l'aide du calage 2 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

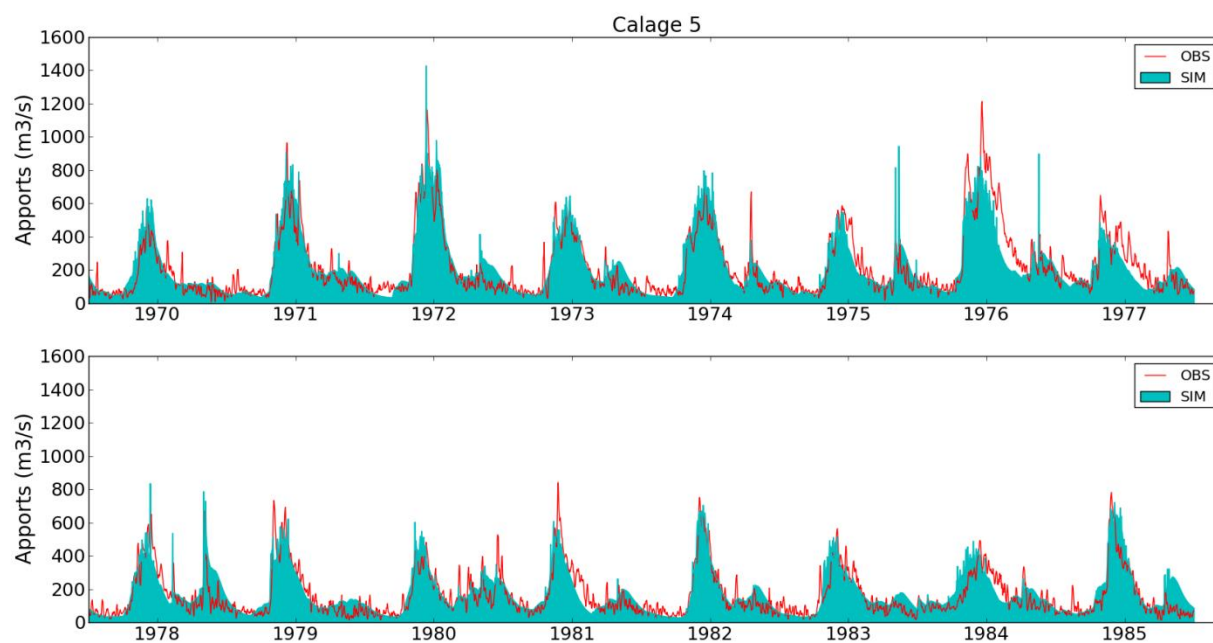


Figure B. 2 – Apports simulés à l'aide du calage 5 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

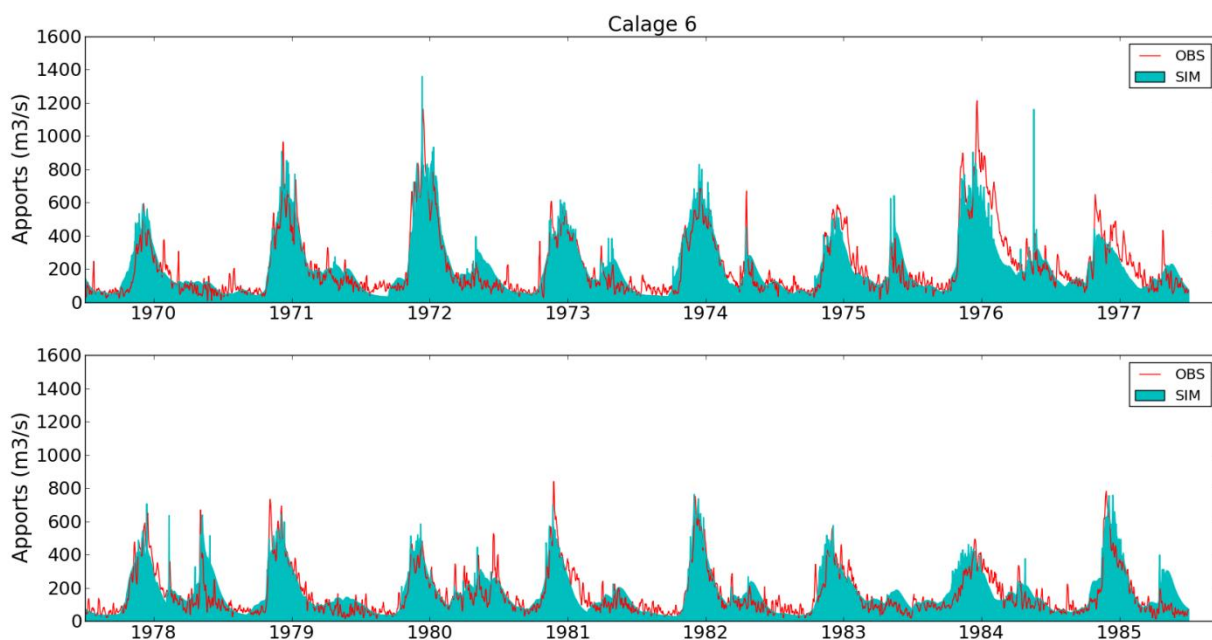


Figure B. 3 – Apports simulés à l'aide du calage 6 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

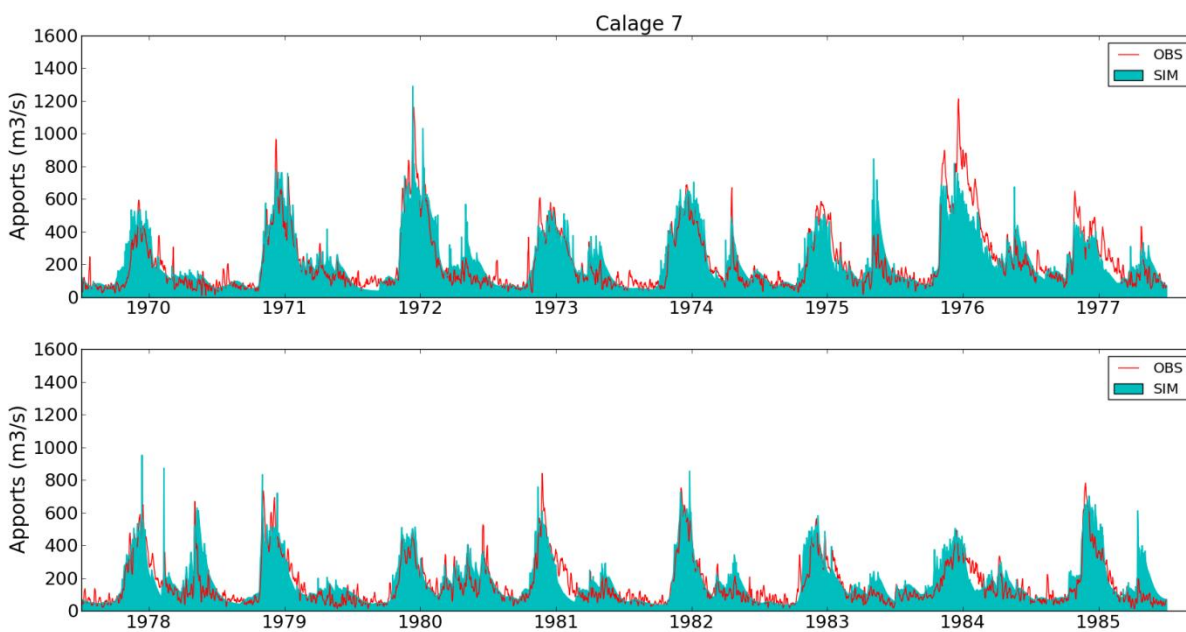


Figure B. 4 – Apports simulés à l'aide du calage 7 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

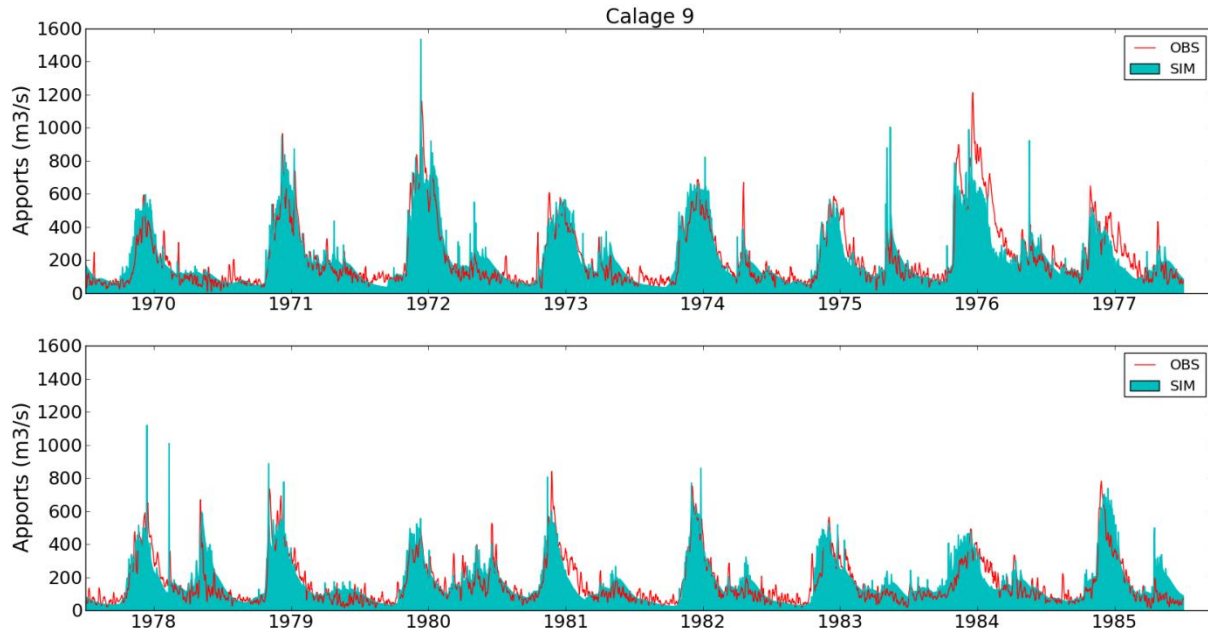


Figure B. 5 – Apports simulés à l'aide du calage 9 comparés aux observations en période de validation (1970-1985)

ANNEXE C – Simulation SWAT (ÉEN)

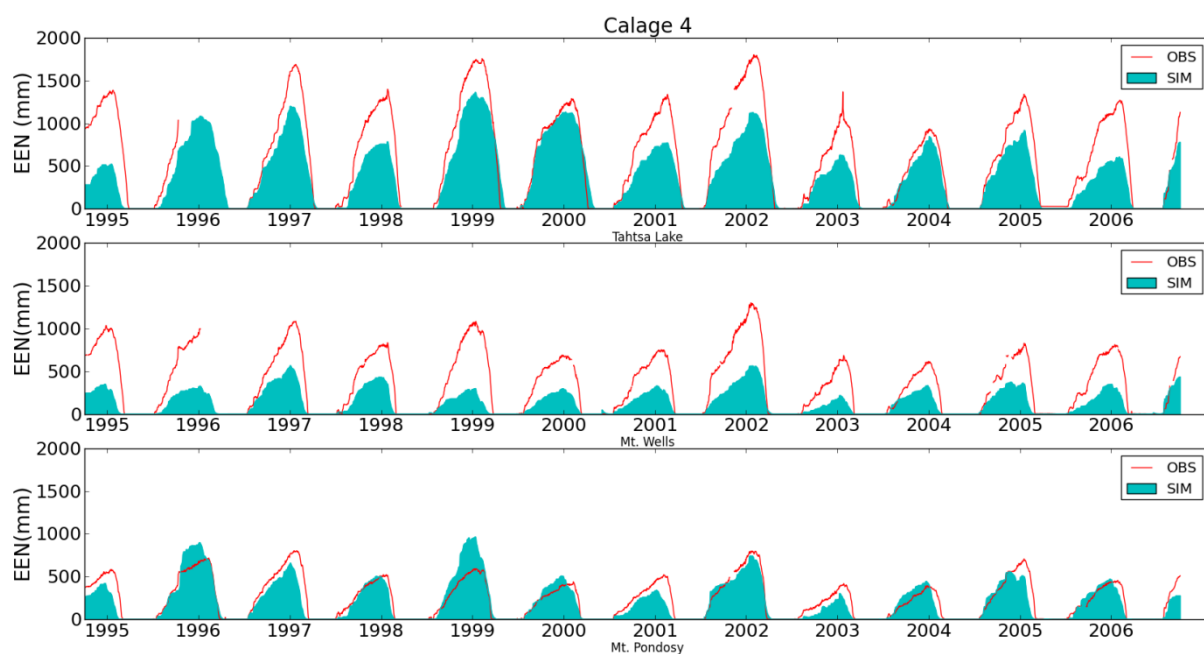


Figure C. 1 – ÉEN simulés à l'aide du calage 4 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

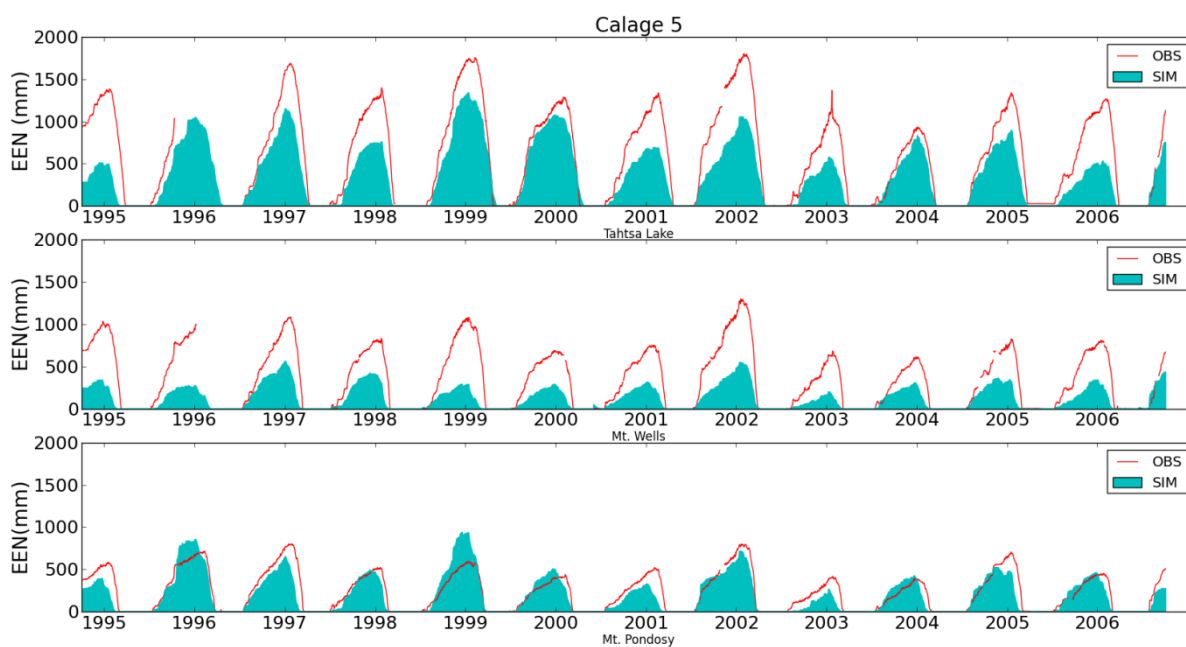


Figure C. 2– ÉEN simulés à l'aide du calage 5 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

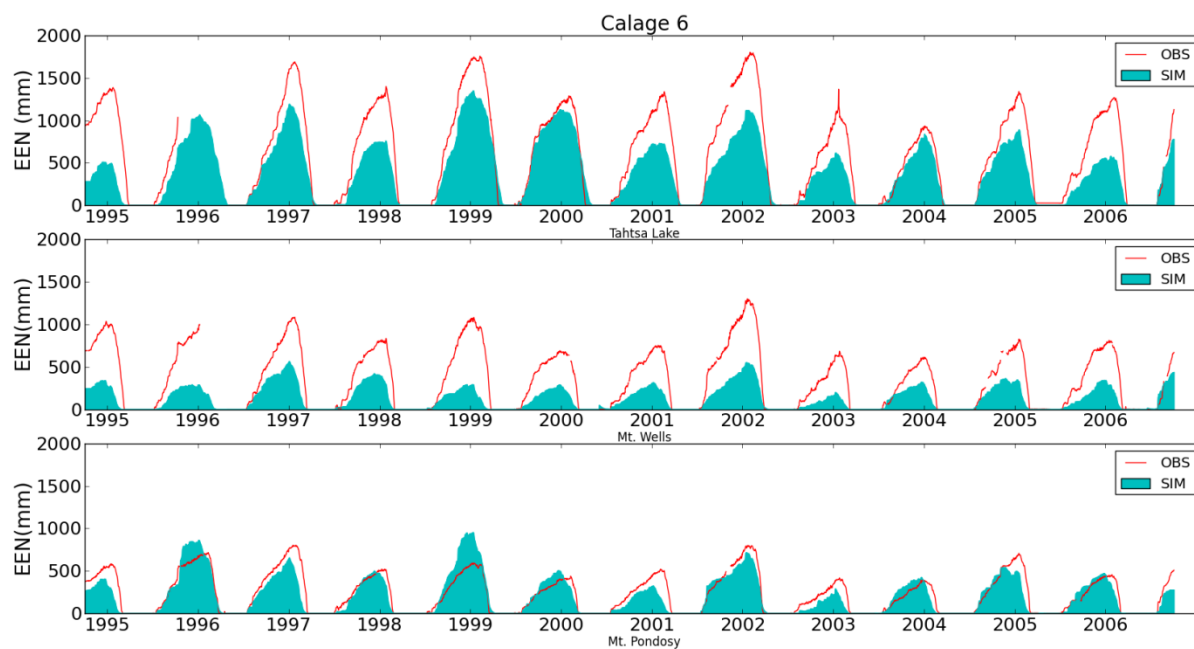


Figure C. 3 – ÉEN simulés à l'aide du calage 6 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

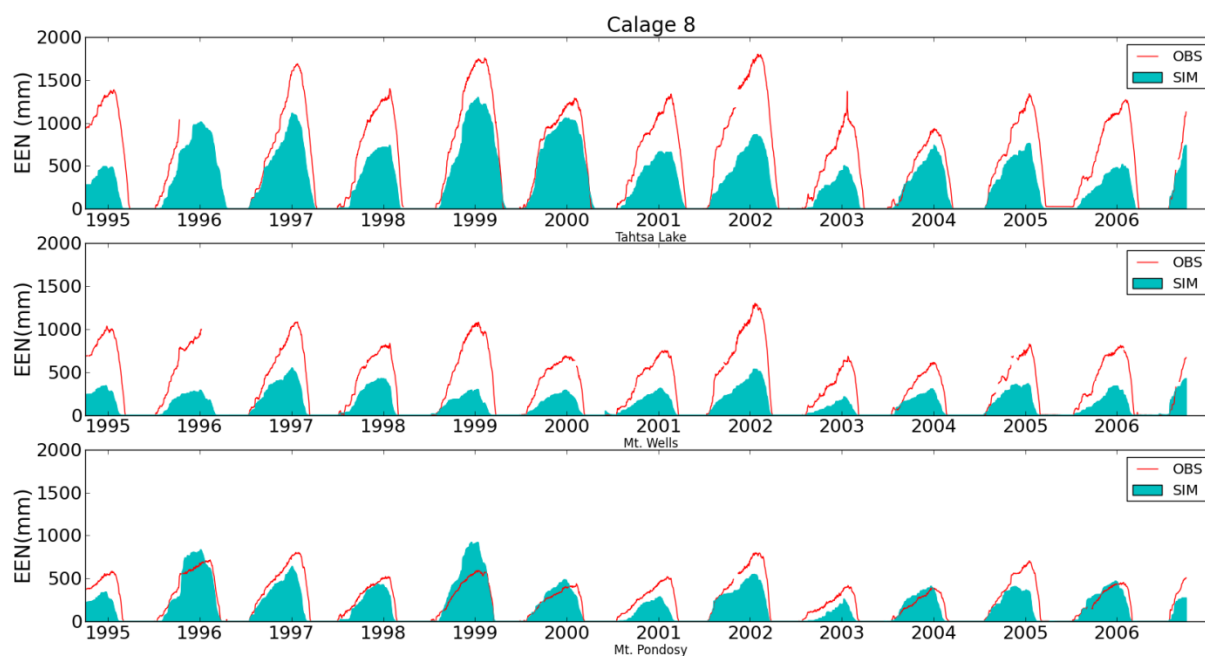


Figure C. 4 – ÉEN simulés à l'aide du calage 8 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

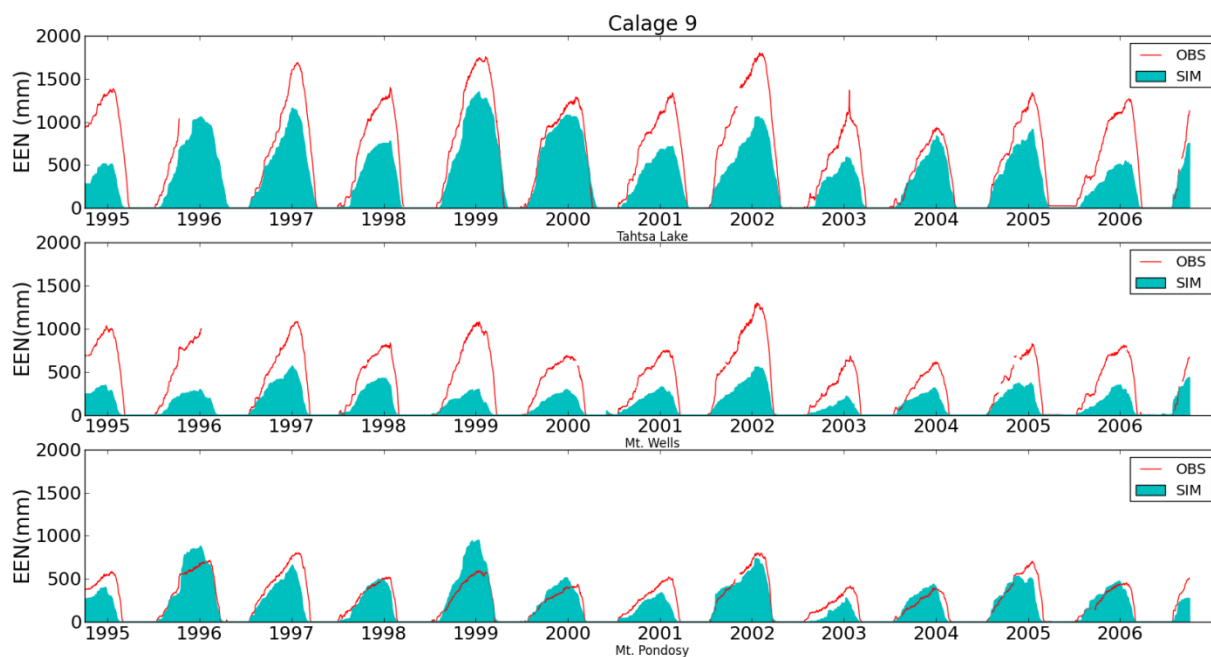


Figure C. 5— ÉEN simulés à l'aide du calage 9 comparés aux observations aux stations Tahtsa Lake (haut), Mt. Wells (milieu) et Mt. Pondosy (bas) en période de validation (1995-2006)

ANNEXE D – Simulation SWAT (SCN)

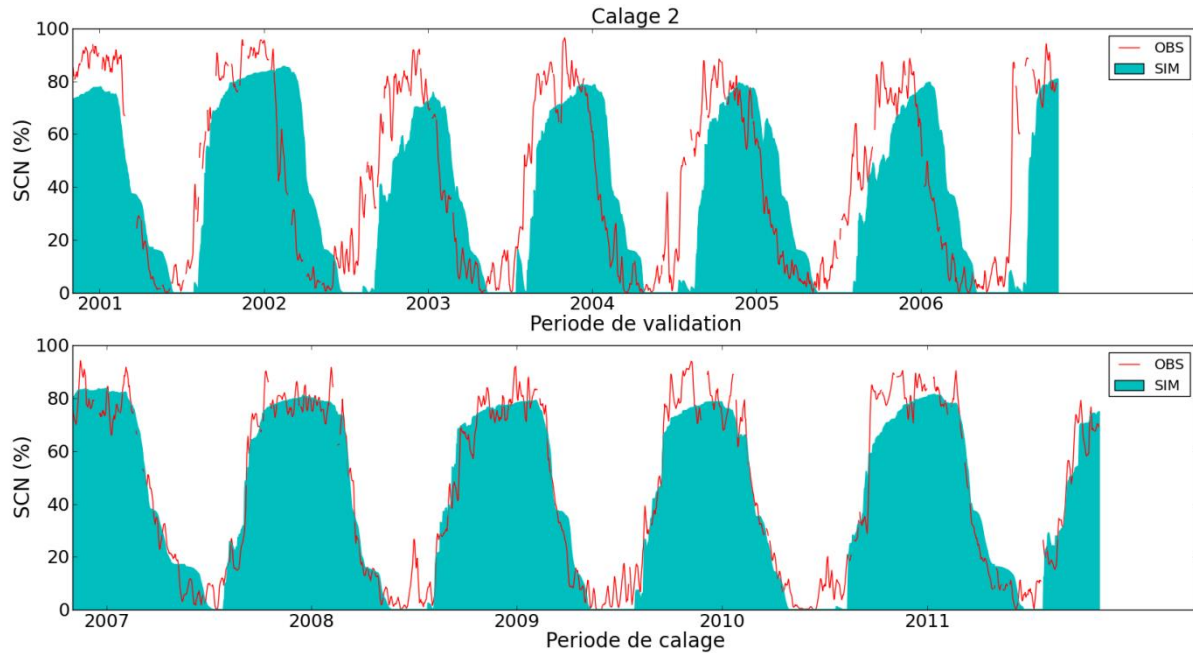


Figure D. 1 – SCN simulées à l'aide du calage 2 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

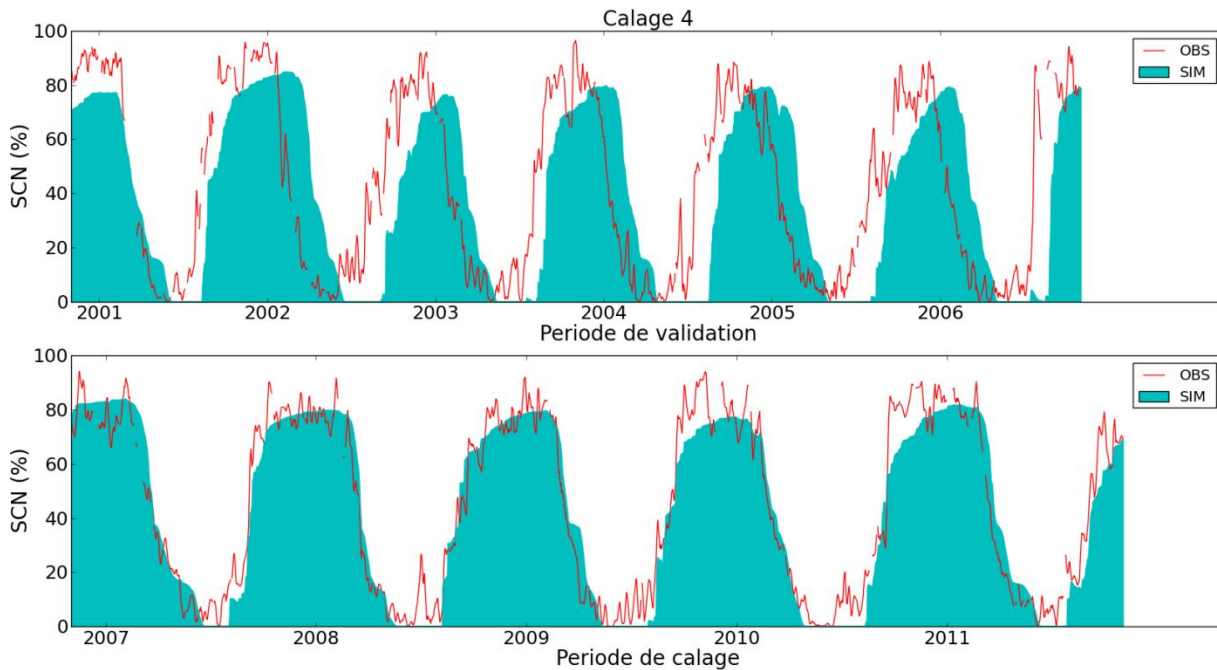


Figure D. 2 – SCN simulées à l'aide du calage 4 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

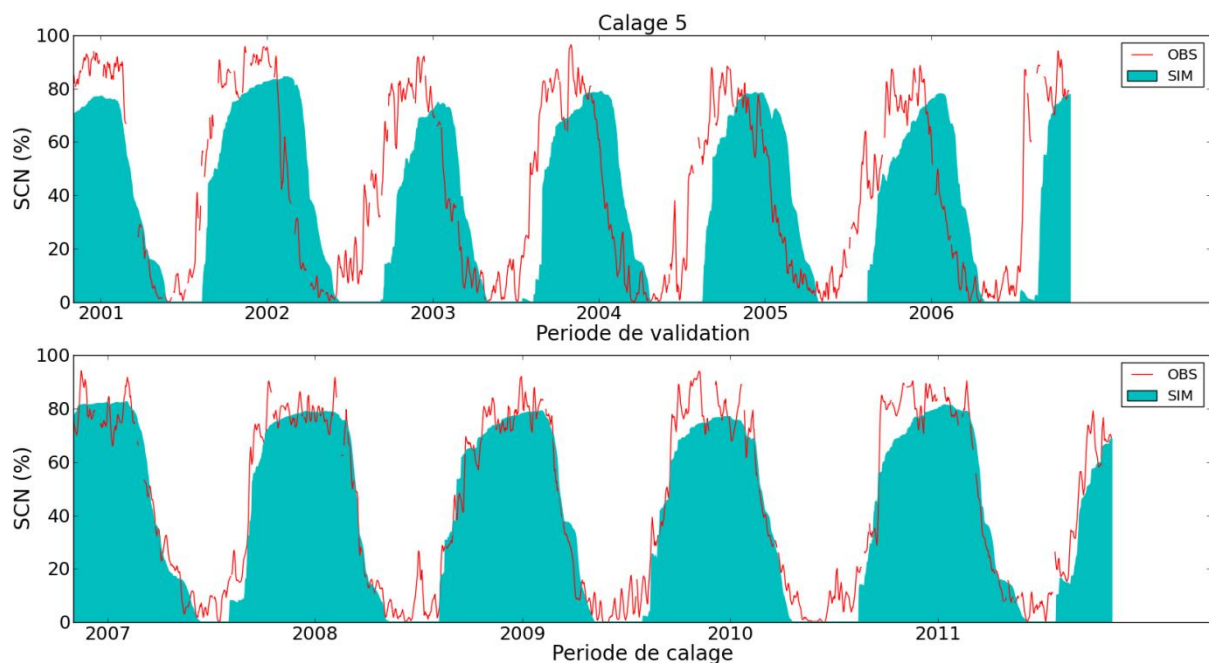


Figure D. 3 – SCN simulées à l'aide du calage 5 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

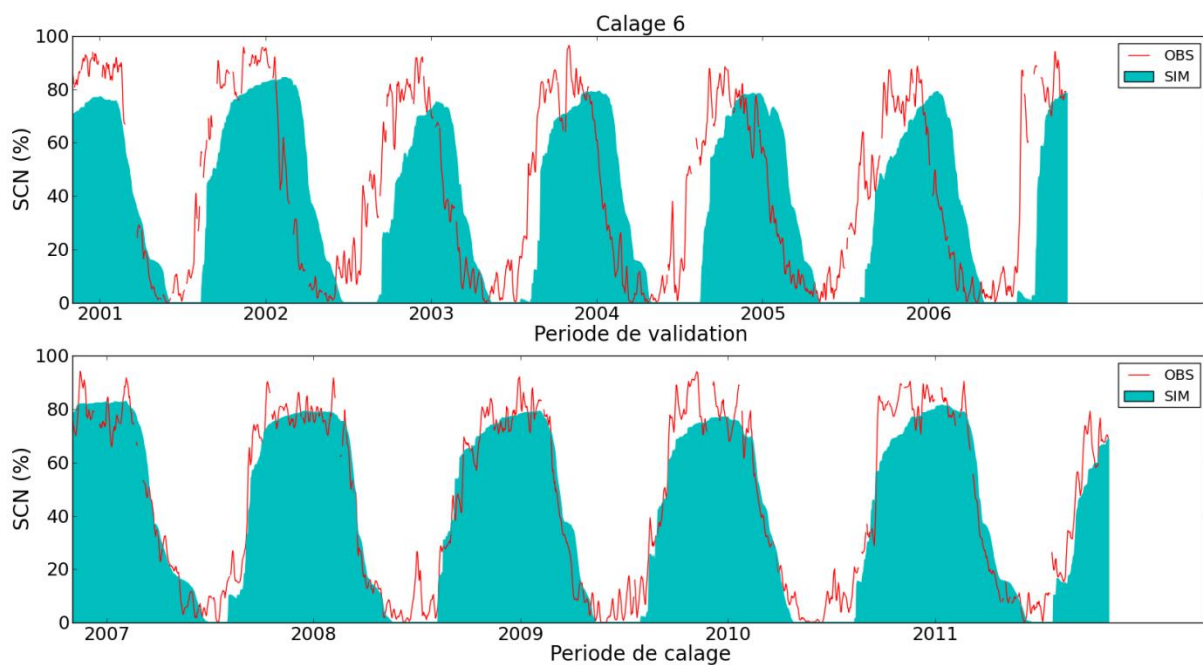


Figure D. 4 – SCN simulées à l'aide du calage 6 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

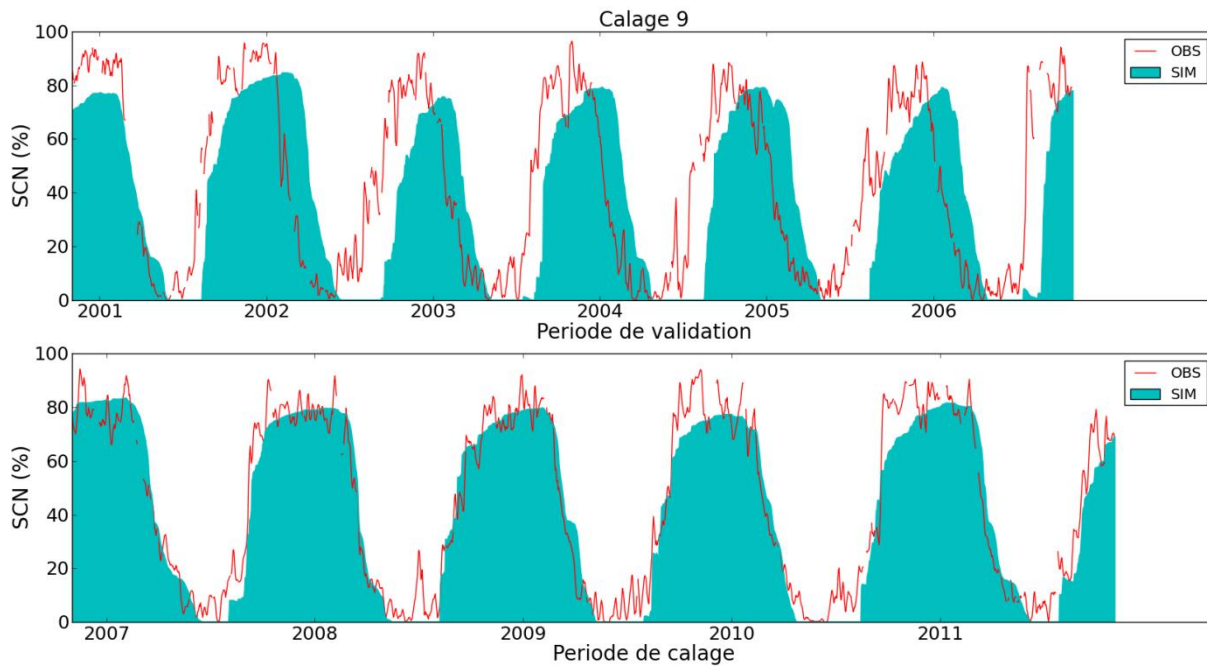


Figure D. 5 – SCN simulées à l'aide du calage 9 comparées aux observations MODIS en période de validation (2001-2006) et en période de calage (2007-2011)

ANNEXE E – Assimilation (corrections)

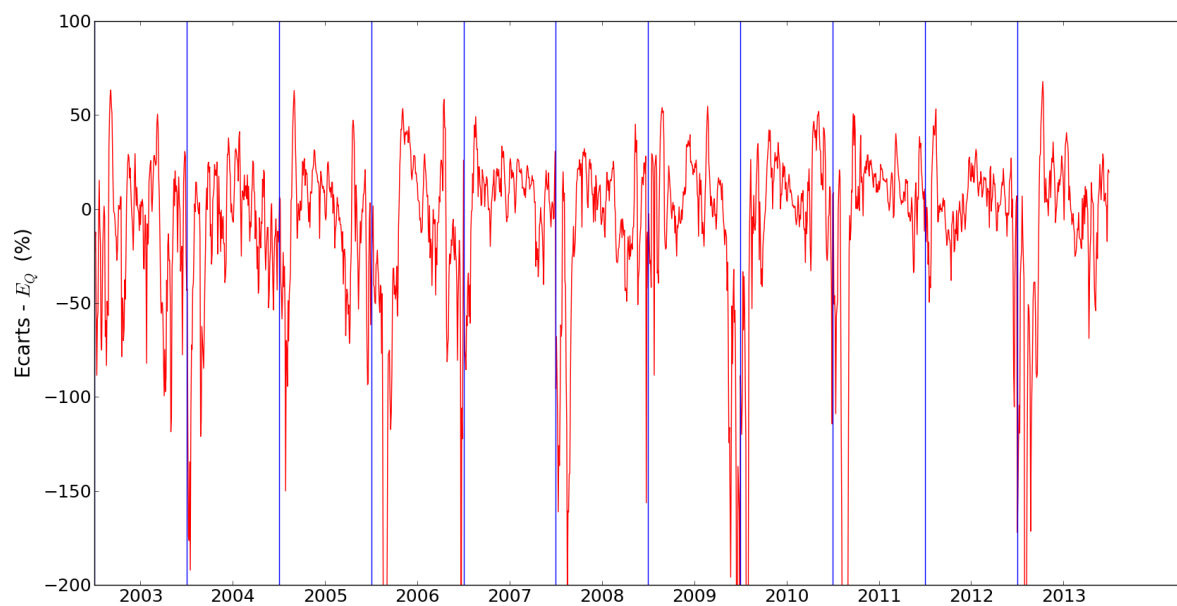


Figure E. 1 - Écart entre les apports simulés par le calage 2 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).

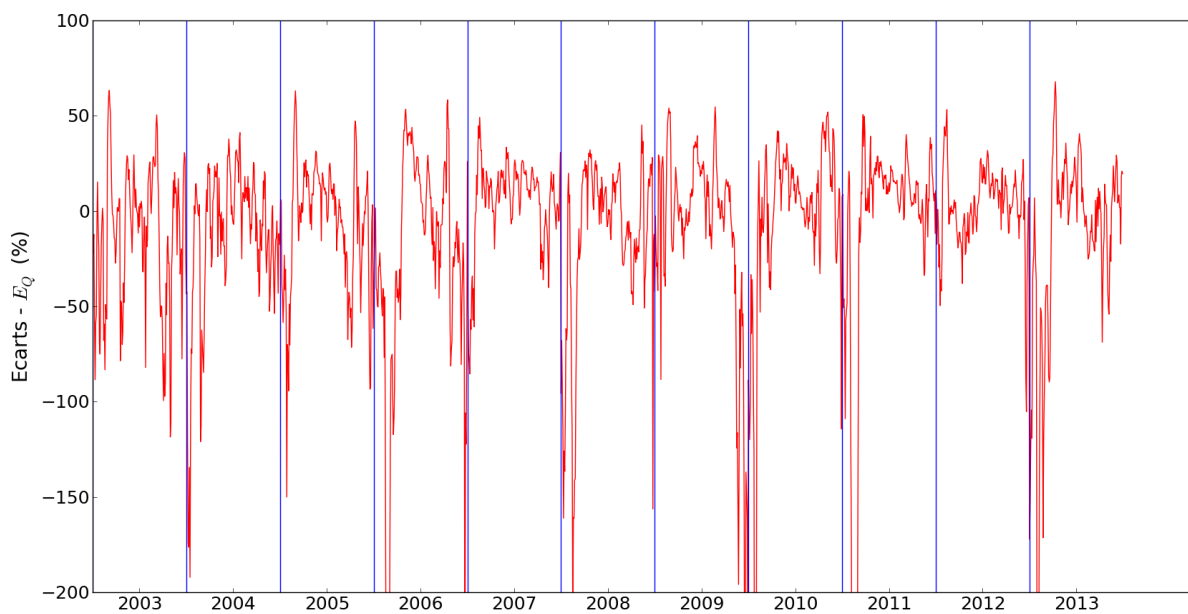


Figure E. 2 - Écart entre les apports simulés par le calage 4 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).

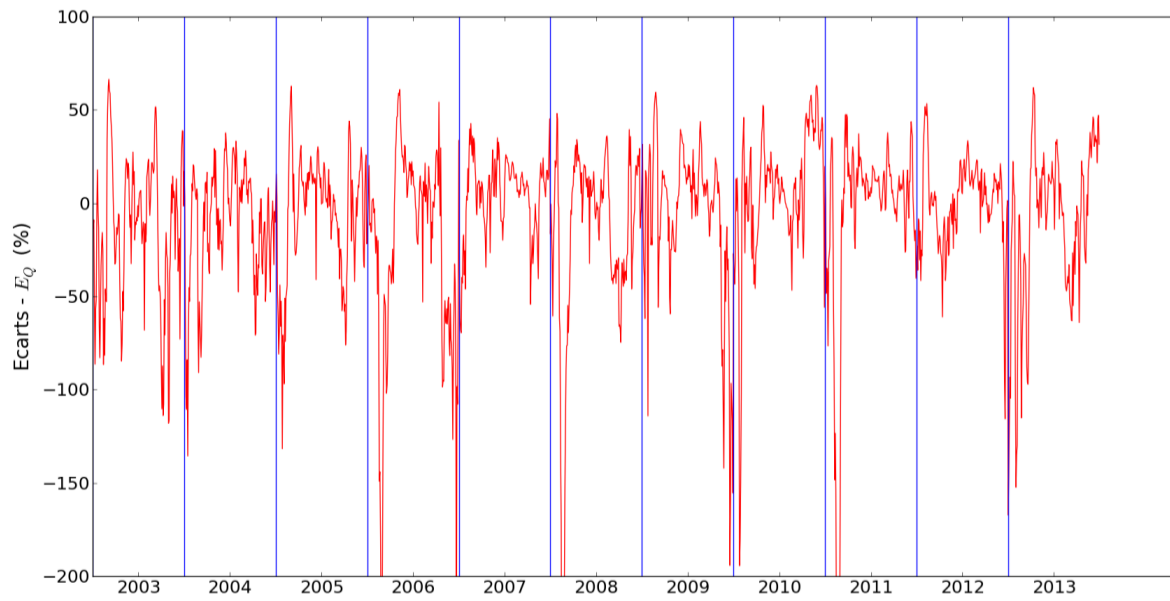


Figure E. 3 - Écarts entre les apports simulés par le calage 8 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).

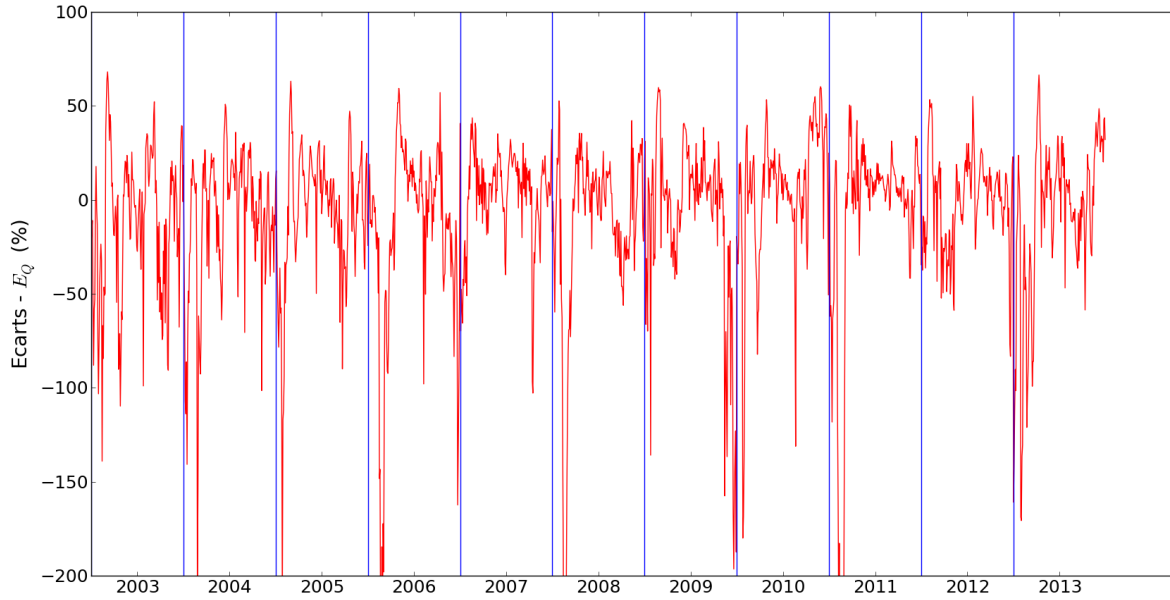


Figure E. 4 - Écarts entre les apports simulés par le calage 9 (DQ1) et les apports observés au jour précédent la prévision (2003-2013).

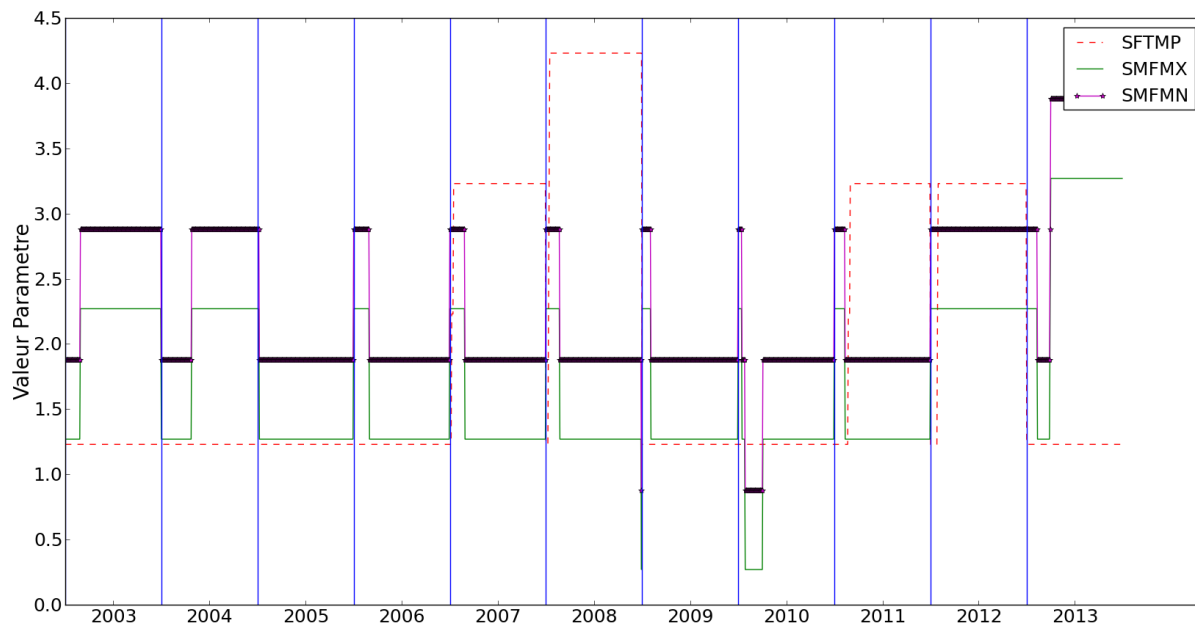


Figure E. 5 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d'assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 2 (2003-2013).

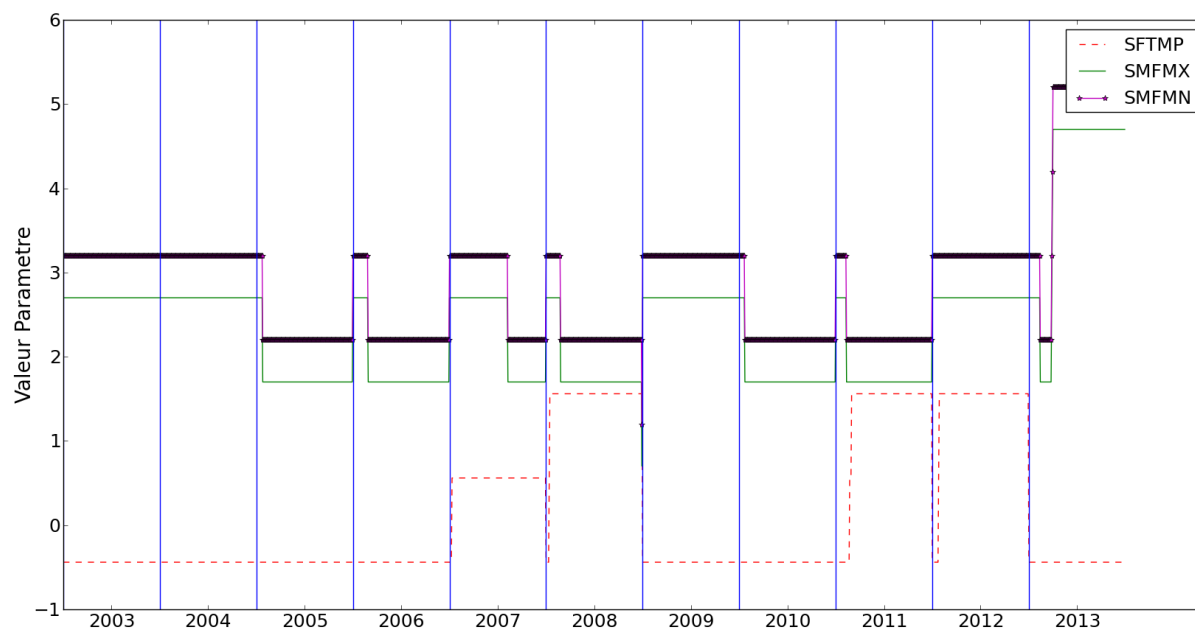


Figure E. 6 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d'assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 4 (2003-2013).

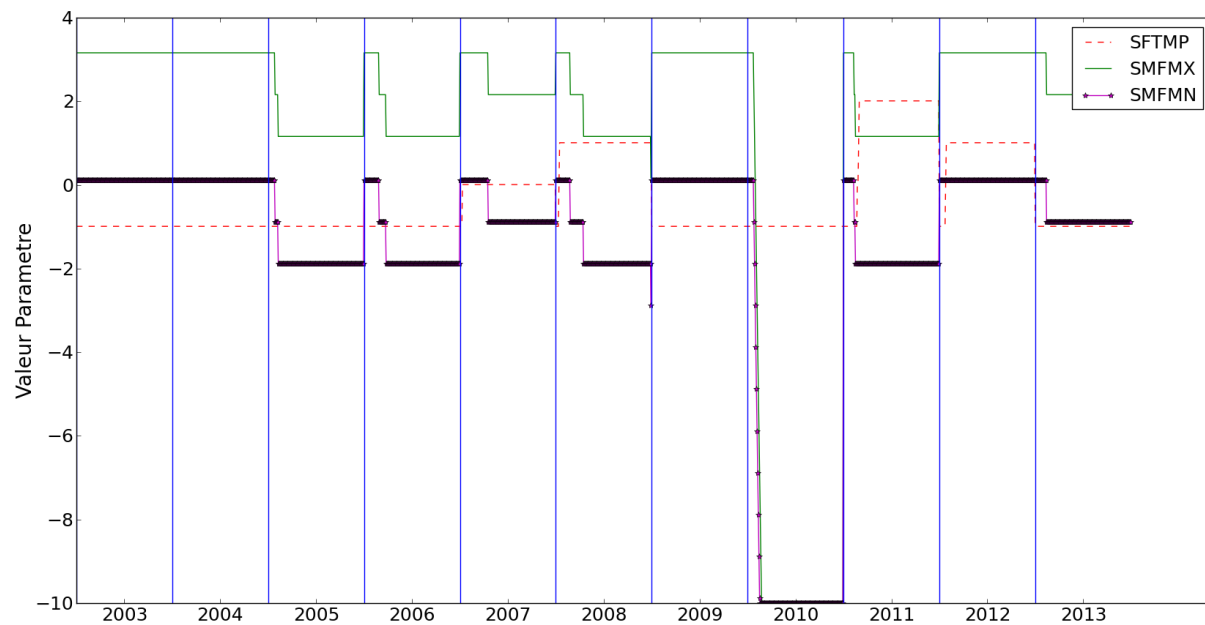


Figure E. 7 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d'assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 8 (2003-2013).

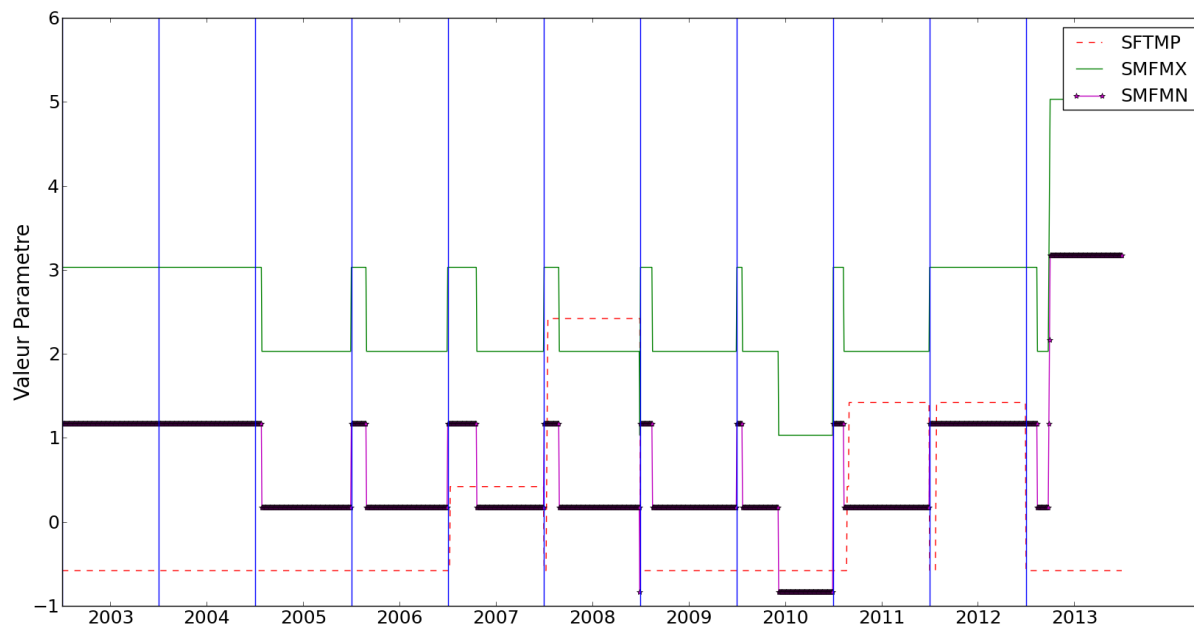


Figure E. 8 – Corrections apportées aux paramètres de neige SFTMP, SMFMX et SMFMN selon la méthodologie d'assimilation décrite à la figure 4.3.4 (DN1) utilisant le calage 9 (2003-2013).

ANNEXE F – Prévisions déterministes 1 jour

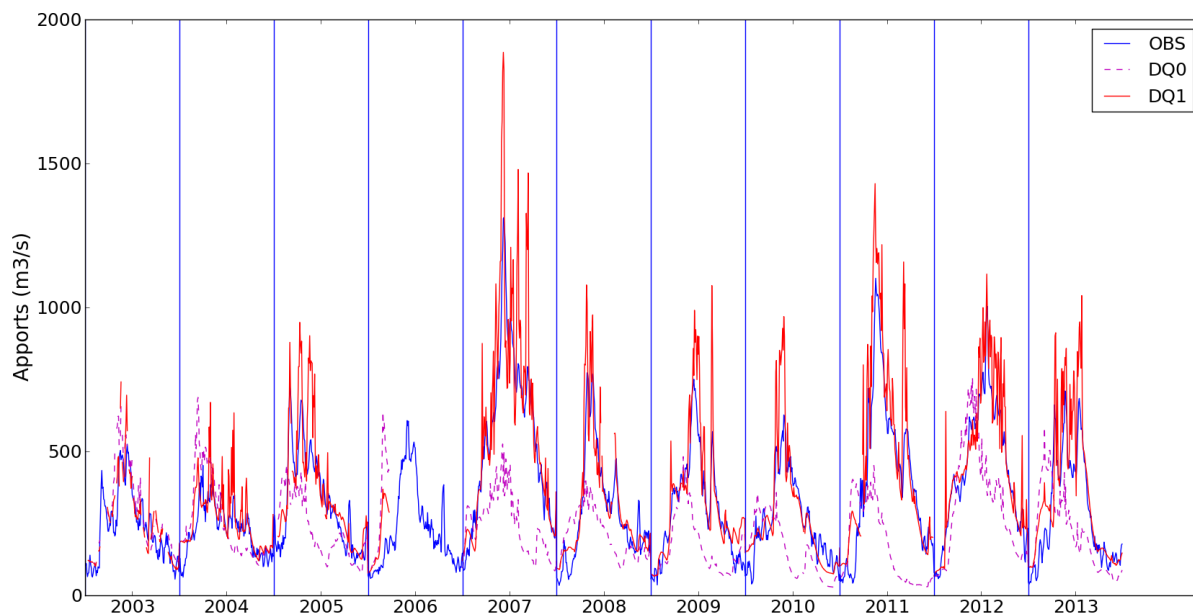


Figure F. 1 – Prévisions déterministes 1 jour des apports avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports comparés pour le calage 2 avec les observations sur la période de 2003-2013.

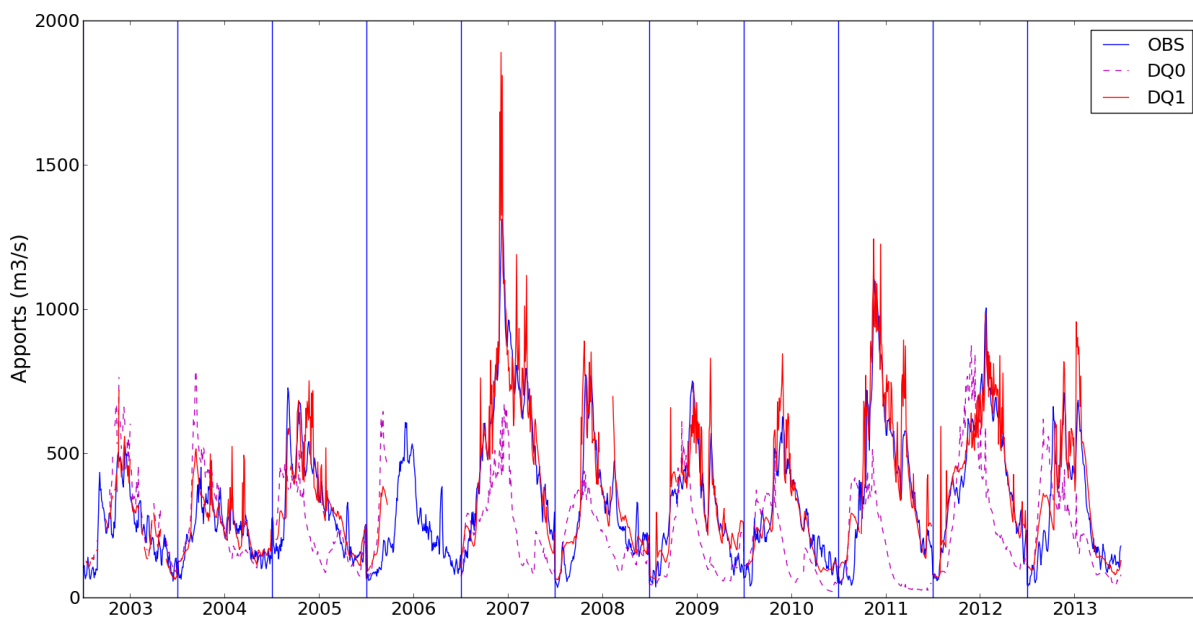


Figure F. 2 – Prévisions déterministes 1 jour des apports avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports comparés pour le calage 4 avec les observations sur la période de 2003-2013.

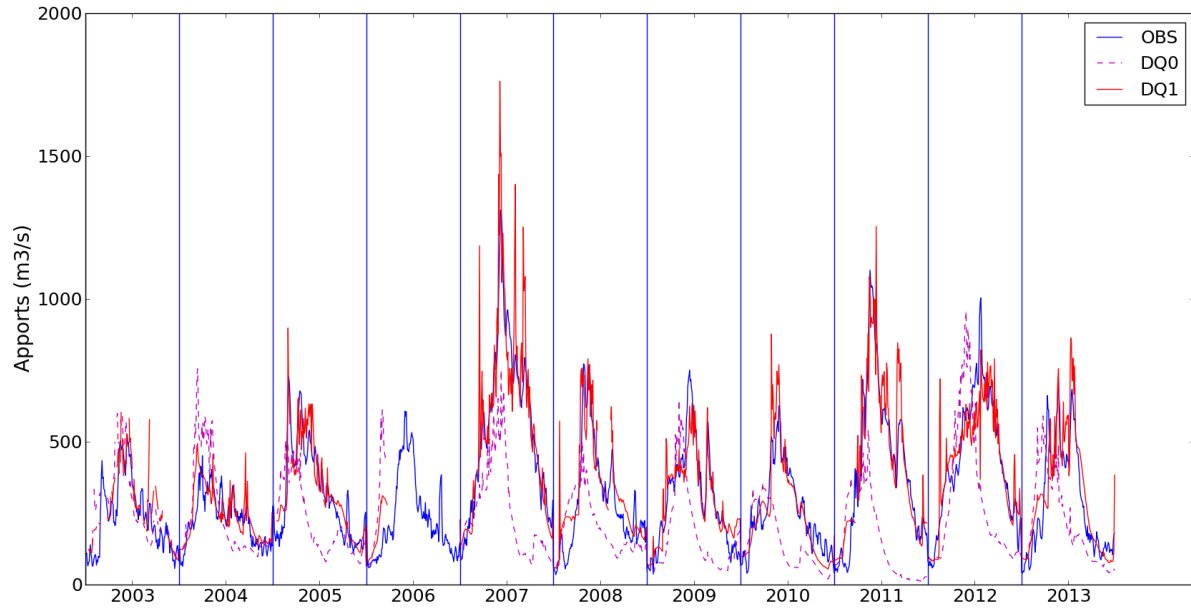


Figure F. 3 – Prévisions déterministes 1 jour des apports avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports comparés pour le calage 8 avec les observations sur la période de 2003-2013.

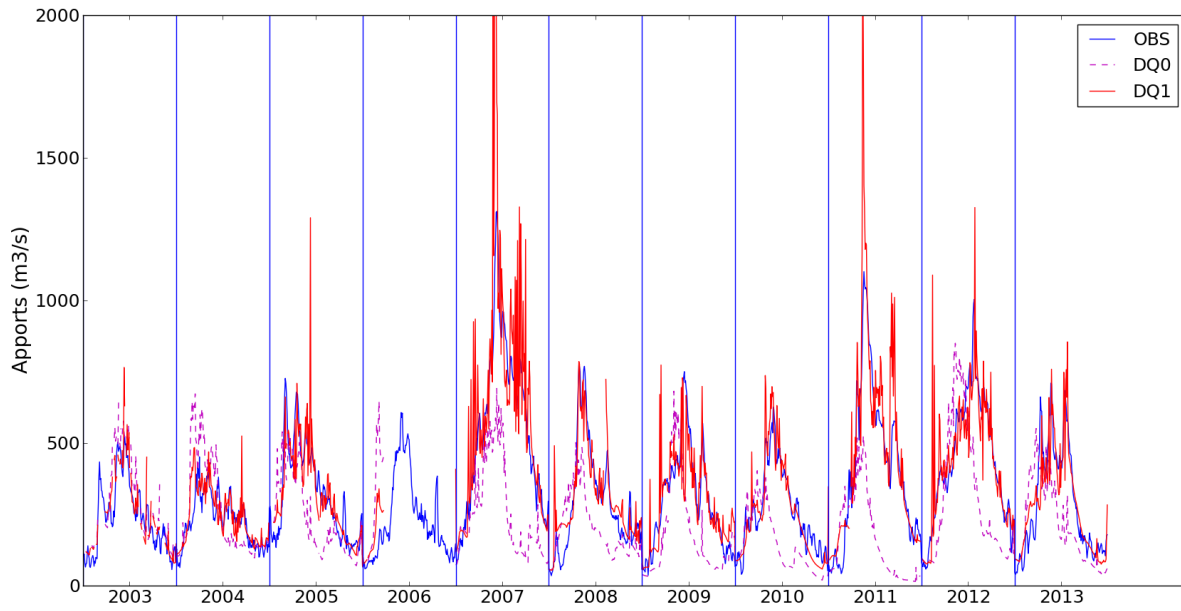


Figure F. 4 – Prévisions déterministes 1 jour des apports avec (DQ1) et sans (DQ0) assimilation des apports pour le calage 9 comparées avec les observations sur la période de 2003-2013.

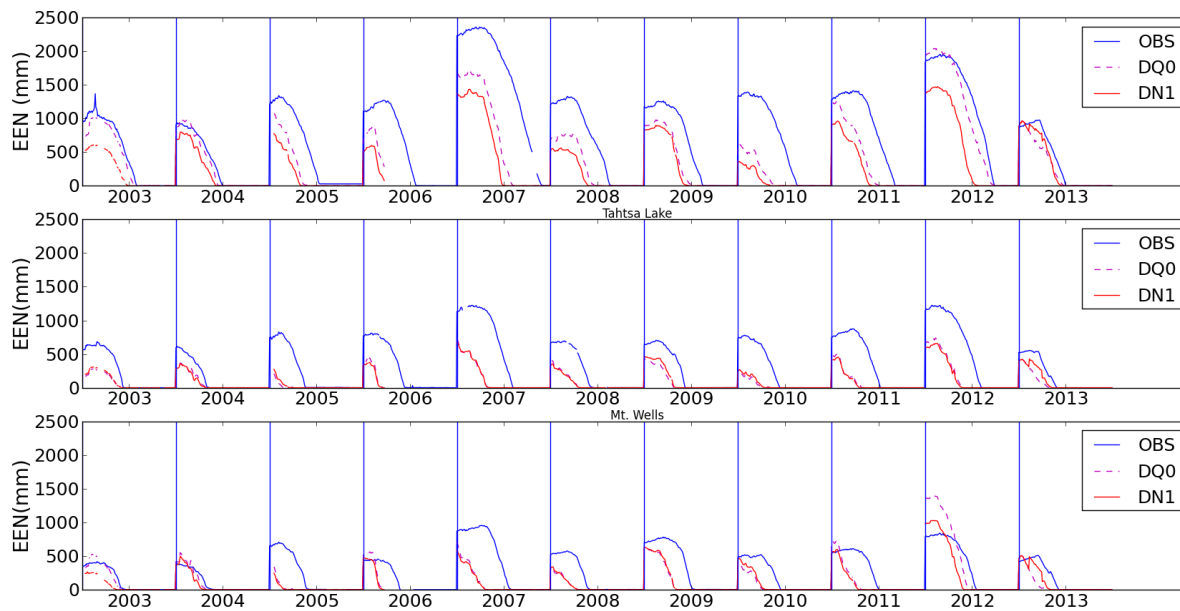


Figure F. 5 - Prévisions déterministes 1 jour de l'ÉEN aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 2 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

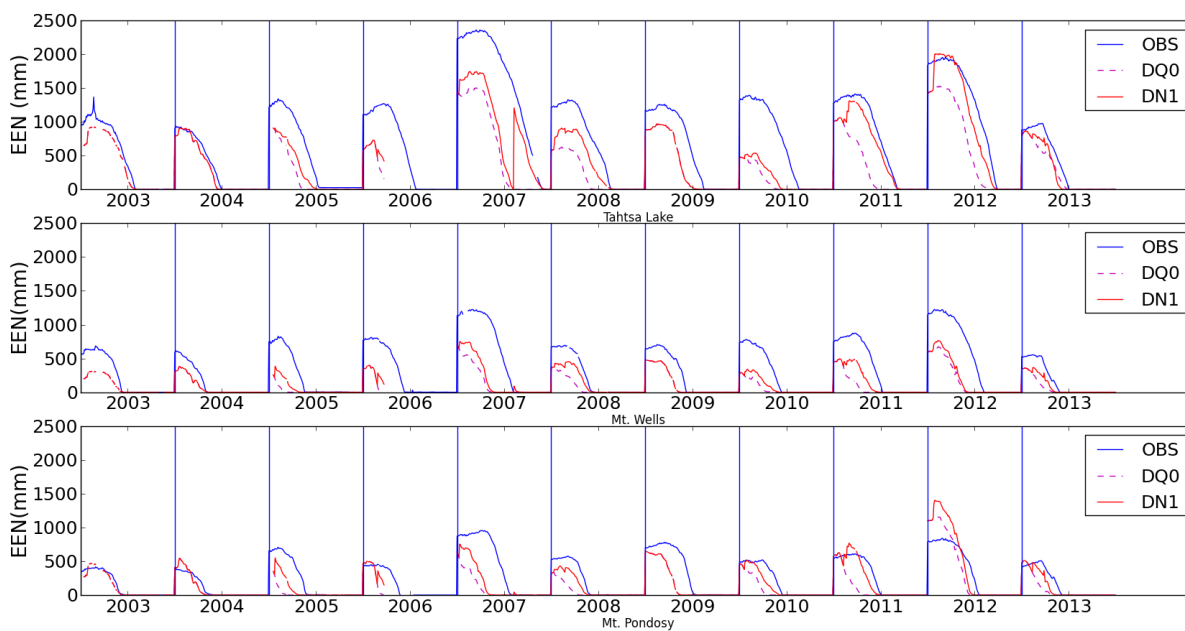


Figure F. 6 - Prévisions déterministes 1 jour de l'ÉEN aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 4 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

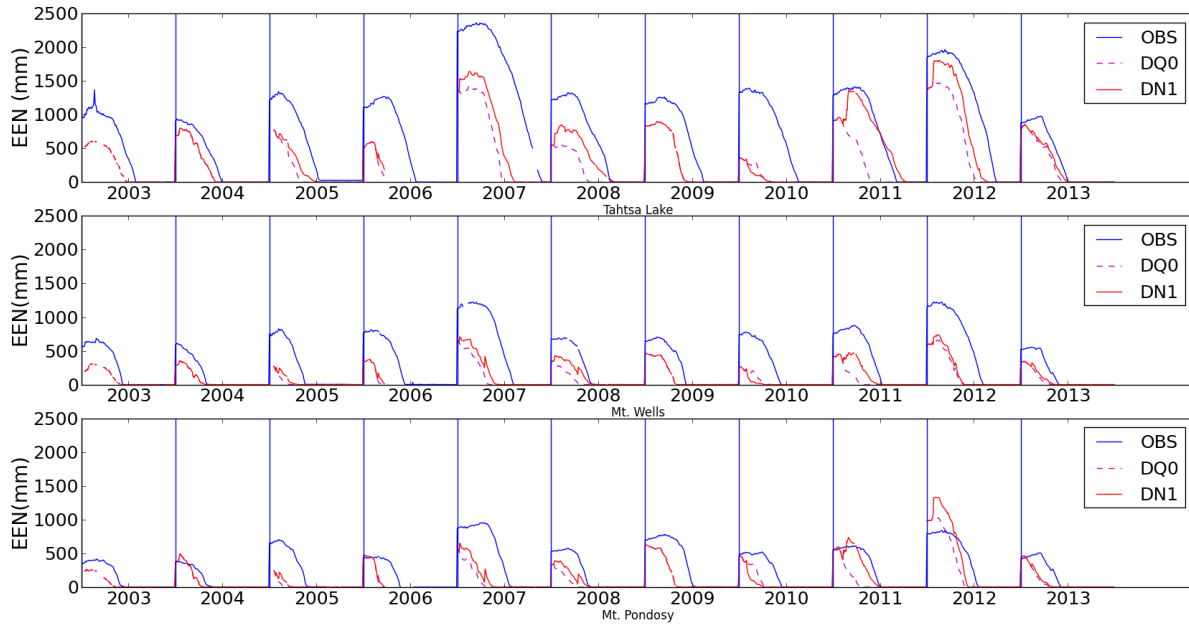


Figure F. 7 - Prévisions déterministes 1 jour de l'ÉEN aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 8 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

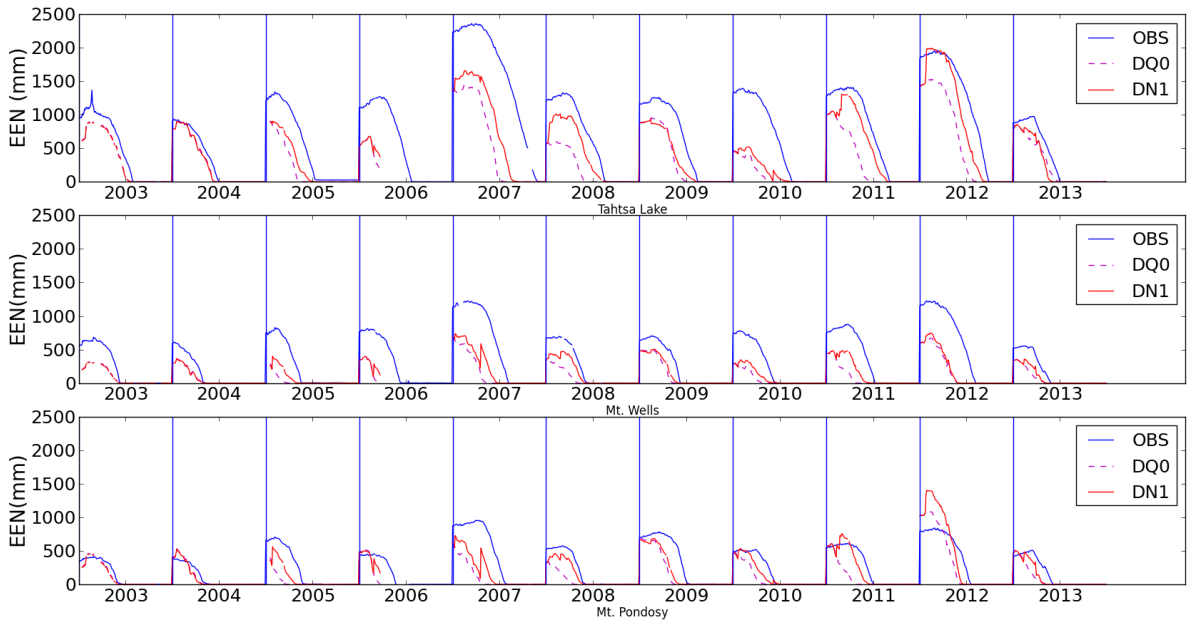


Figure F. 8 - Prévisions déterministes 1 jour de l'ÉEN aux trois stations (TL, MTW et MTP) avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 9 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

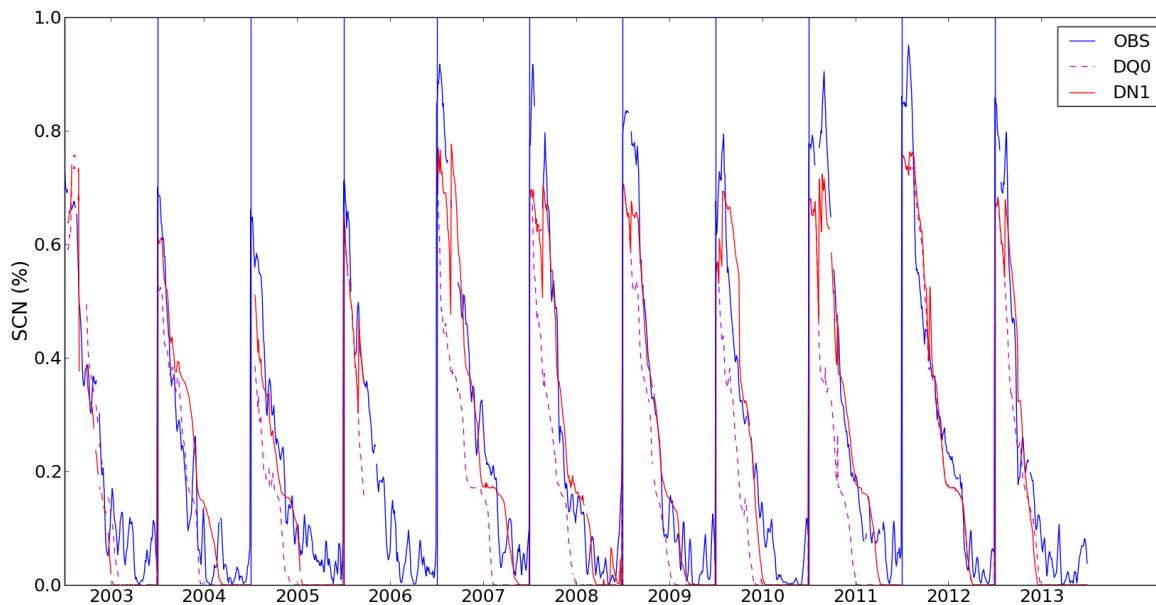


Figure F. 9 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 2 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

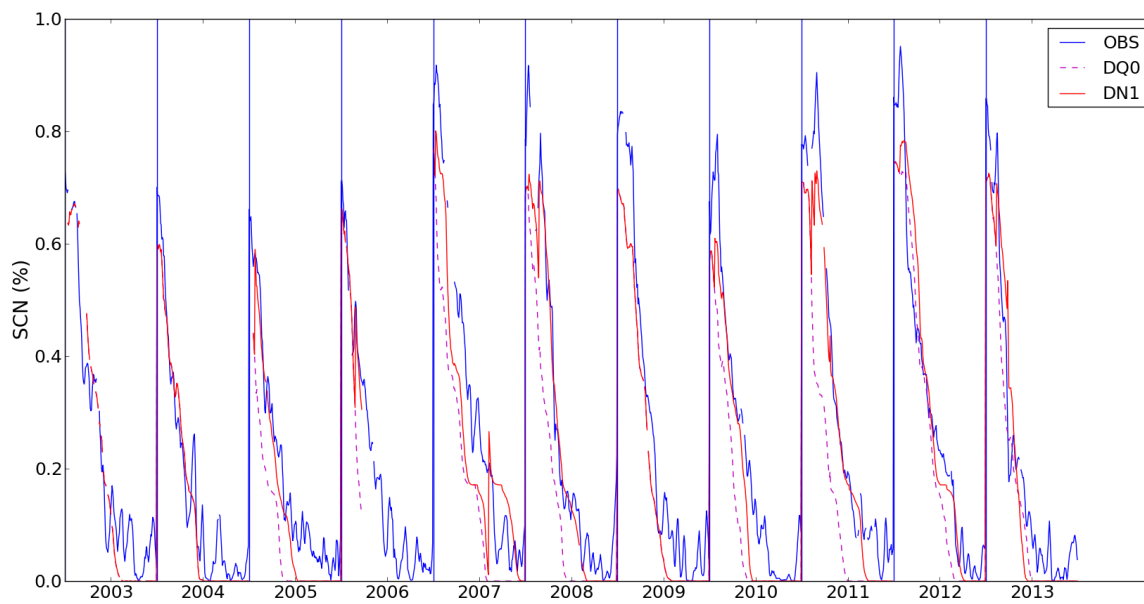


Figure F. 10 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 4 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

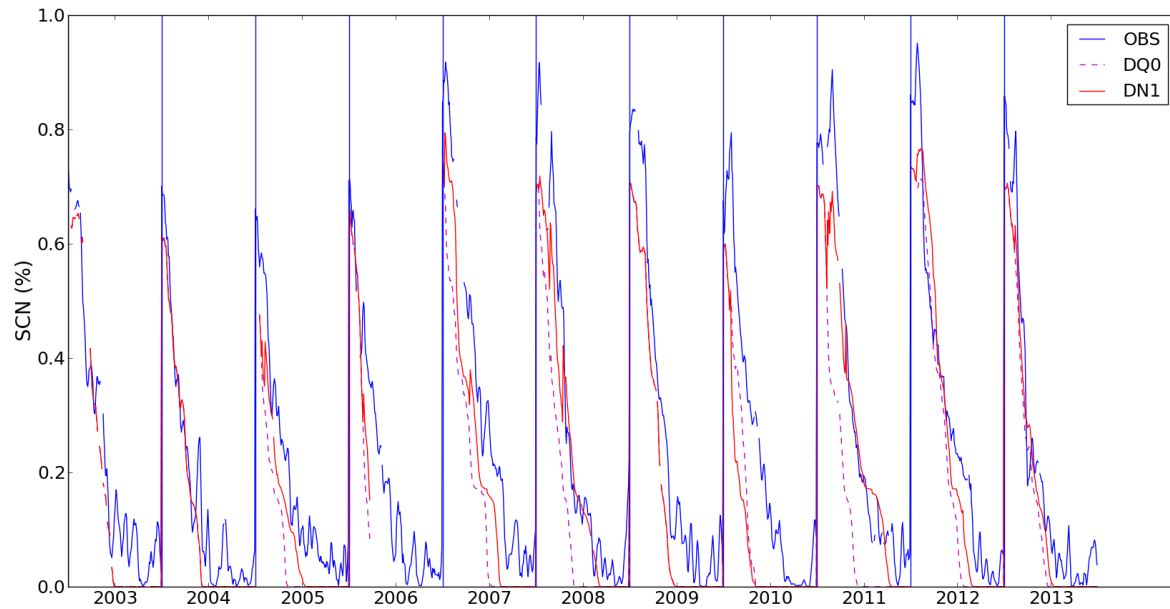


Figure F. 11 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 8 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

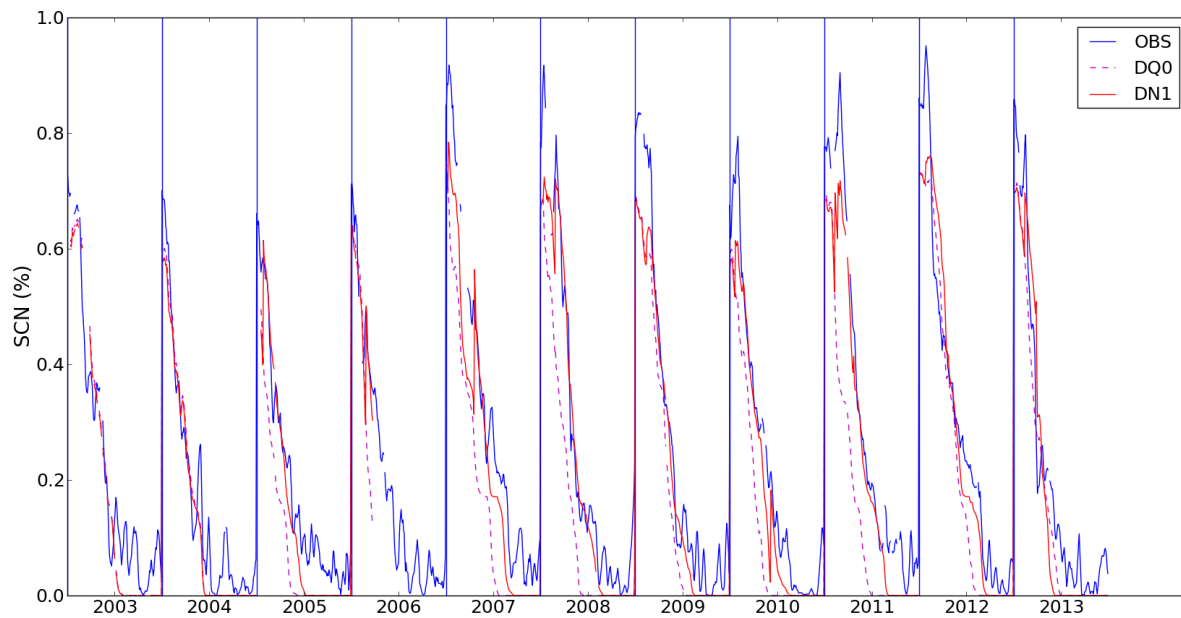


Figure F. 12 - Prévisions déterministes 1 jour de la SCN avec (DN1) et sans (DQ0) assimilation des données MODIS pour le calage 9 comparées avec les observations MODIS sur la période de 2003-2013.

ANNEXE G – CRPSS sur les prévisions d’ensemble

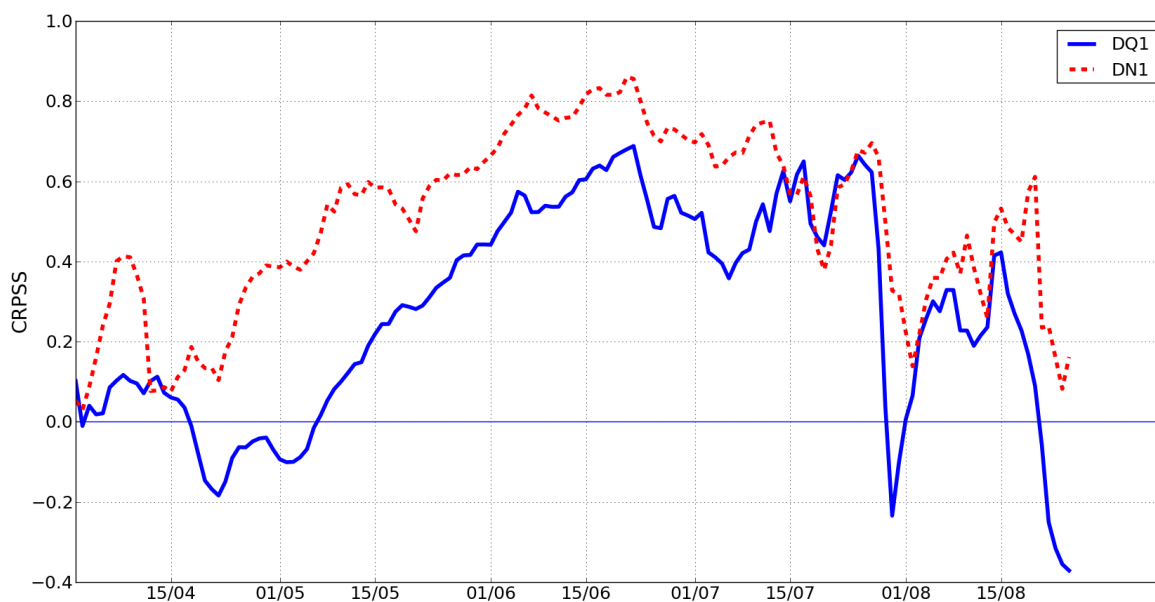


Figure G. 1 – CRPSS obtenus sur les prévisions d’ensemble effectués avec le calage 2 (2003-2013) avec assimilation des apports (DQ1) et avec assimilation des apports et des données MODIS (DN1). Les CRPSS sont référencé par rapport aux CRPS obtenus sans assimilation (DQ0).

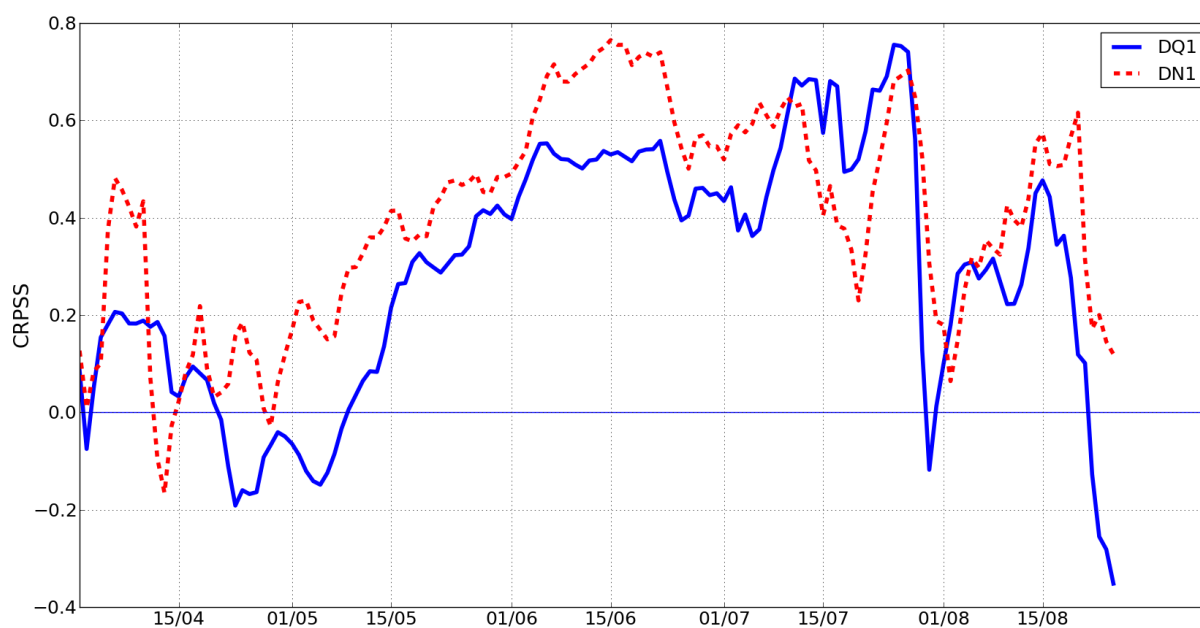


Figure G. 2 – CRPSS obtenus sur les prévisions d’ensemble effectués avec le calage 4 (2003-2013) avec assimilation des apports (DQ1) et avec assimilation des apports et des données MODIS (DN1). Les CRPSS sont référencé par rapport aux CRPS obtenus sans assimilation (DQ0).

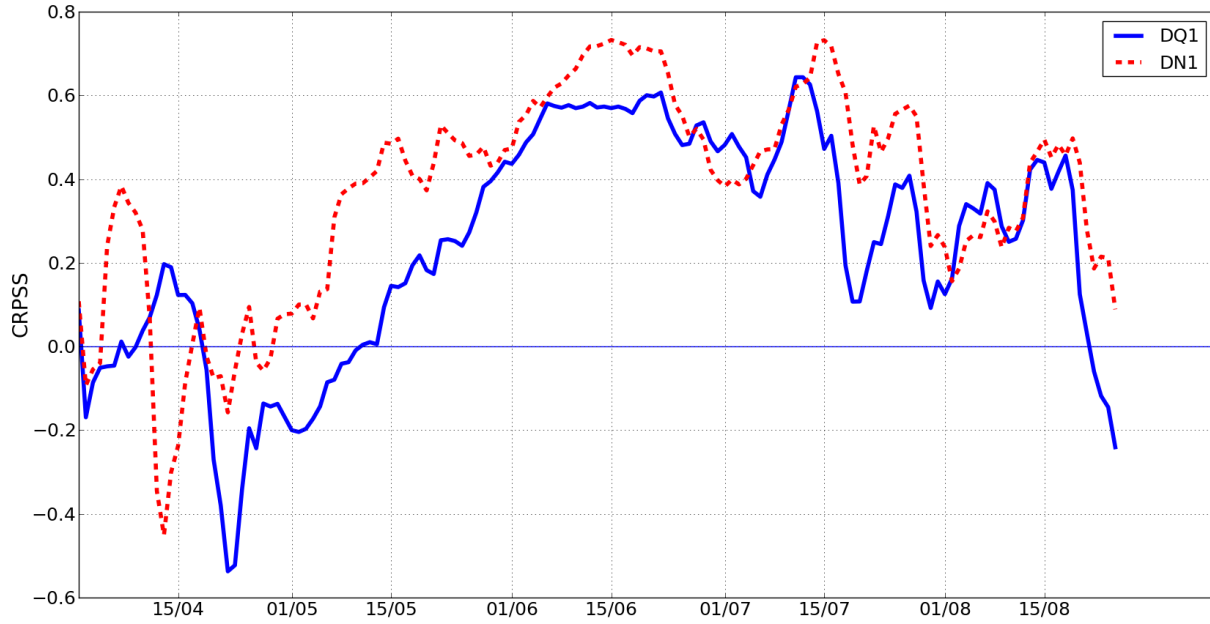


Figure G. 3 – CRPSS obtenus sur les prévisions d'ensemble effectués avec le calage 8 (2003-2013) avec assimilation des apports (DQ1) et avec assimilation des apports et des données MODIS (DN1). Les CRPSS sont référencés par rapport aux CRPS obtenus sans assimilation (DQ0).

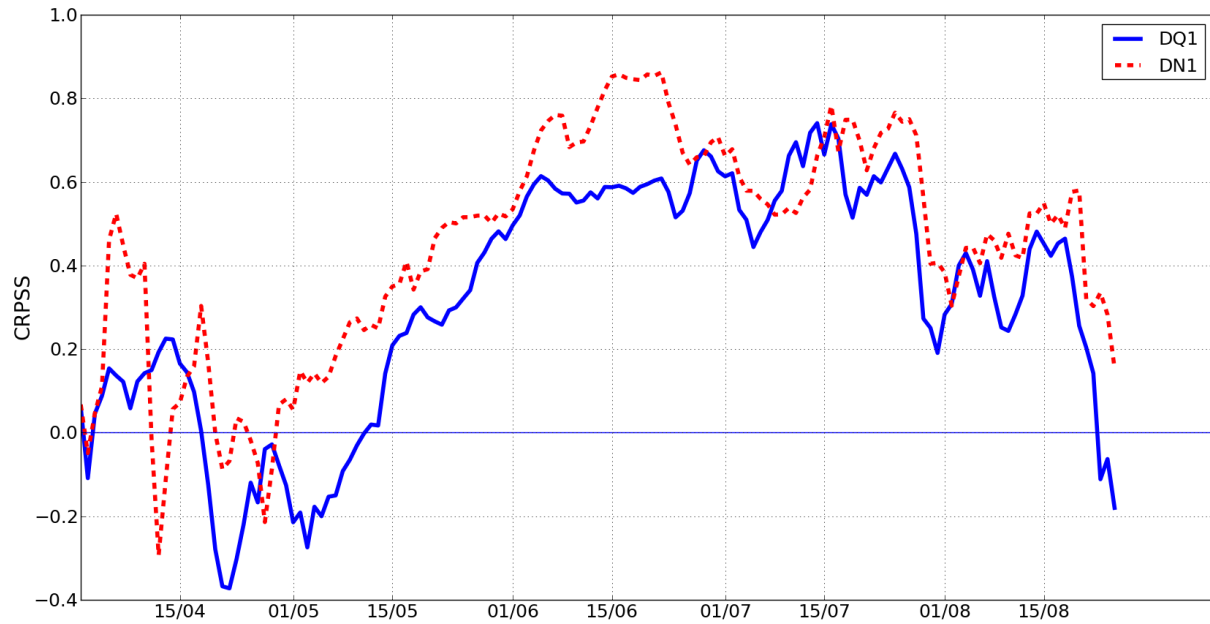


Figure G. 4 – CRPSS obtenus sur les prévisions d'ensemble effectués avec le calage 9 (2003-2013) avec assimilation des apports (DQ1) et avec assimilation des apports et des données MODIS (DN1). Les CRPSS sont référencés par rapport aux CRPS obtenus sans assimilation (DQ0).

LISTE DES RÉFÉRENCES

- Ackerman, S. A., Strabala, K. I., Menzel, W. P., Frey, R. A., Moeller, C. C. et Gumley, L. E. (1998). Discriminating clear sky from clouds with MODIS. *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres*, volume 103, numéro D24, p. 32141-32157.
- Ahl, R. S., Woods, S. W. et Zuuring, H. R. (2008). Hydrologic calibration and validation of SWAT in a snow-dominated Rocky Mountain watershed, Montana, U.S.A. *Journal of the American Water Resources Association*, volume 44, numéro 6, p. 1411-1430.
- Allen, P.M., Jensen, M.E., Wright, J.L. et Burman, R.D. (1989). Operational estimates of evapotranspiration. *Agronomy Journal*, volume 81, p.650-662.
- Allen, R.G. (1986). A Penman for all seasons. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, volume 112, numéro 4, p.348-368.
- Anderson, E.A. (1976). A point energy and mass balance model of snow cover. NOAA Technical Report NWS 19, U.S. Department of Commerce, National Weather Service.
- Andreadis, K. M. et Lettenmaier, D. P. (2006). Assimilating remotely sensed snow observations into a macroscale hydrology model. *Advances in Water Resources*, volume 29, numéro 6, p. 872-886.
- Arnold, J.G., Allen, P.M. et Bernhardt, G. (1993). A comprehensive surface-groundwater flow model. *Journal of Hydrology*, volume 142, p.47-69.
- Arnold, J. G., Srinivasan, R., Muttiah, R. S. et Williams, J. R. (1998). Large area hydrologic modeling and assessment part I: Model development1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, volume 34, numéro 1, p. 73-89.
- Arnold, J. G. et Allen, P. M. (1999). Automated Methods for Estimating Baseflow and Ground Water Recharge from Streamflow Records1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, volume 35, numéro 2, p. 411-424.
- Atmospheric Science Data Center (2012). NASA Surface meteorology and Solar Energy - Location. <https://eosweb.larc.nasa.gov/cgi-bin/sse/grid.cgi?email=skip@larc.nasa.gov> (page consultée le 20 janvier 2013).
- Bergstrom, S. (2002). The HBV model - past, present and the future. Dans le XXII Nordic Hydrological Conference, p.4-7.
- Berrada, F., Bennis, S. et Gagnon, L. (1996) Validation des données hydrométriques par des techniques univariées de filtrage. *Canadian Journal of Civil Engineering*, volume 23, p.872-892.
- Beven, K. et Binley, A. (1992). The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, volume 6, numéro 3, p. 279-298.
- Bouttier, F. et Courtier, P. (1999). Data assimilation concepts and methods. Training course notes of ECMWF.
- Boyle, D. P., Gupta, H. V. et Sorooshian, S. (2000). Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods. *Water Resources Research*, volume 36, numéro 12, p. 3663-3674.

- Brier, G.W. (1950). Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Monthly Weather Review*, volume 78, numéro 1, p.1-3.
- Buizza, R., Mileer, M. et Palmer, T.N. (1999). Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF ensemble prediction system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, volume 125, numéro 560, p.2887-2908.
- Cao, W., Bowden, W. B., Davie, T. et Fenemor, A. (2006). Multi-variable and multi-site calibration and validation of SWAT in a large mountainous catchment with high spatial variability. *Hydrological Processes*, volume 20, numéro 5, p. 1057-1073.
- Cheng, C.T., Ou, C.P. et Chau, K.W. (2002). Combining a fuzzy optimal model with a genetic algorithm to solve multiobjective rainfall-runoff model calibration. *Journal of Hydrology*, volume 268, p.72-86.
- Confesor, R. B. et Whittaker, G. W. (2007). Automatic Calibration of Hydrologic Models With Multi - Objective Evolutionary Algorithm and Pareto Optimization1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, volume 43, numéro 4, p. 981-989.
- Côté, J., Gravel, S., Méthot, A., Patoine, A., Roch, M. et Staniforth, A. (1998). The operational CMC-MRB Global Environment Multiscale (GEM) Model. Part I : Design, Considerations and Formulation. *Monthly Weather Review*, volume 126, numéro 6, p.1373-1395.
- Harmel, R.D. et Smith, P. K. (2007). Consideration of measurement uncertainty in the evaluation of goodness-of-fit in hydrologic and water quality modeling. *Journal of Hydrology*, volume 337, numéro 3, p. 326-336.
- Day, G.N. (1985). Extended streamflow forecasting using NWSRFS. *Journal of Water Resources Planning and Management*, volume 111, numéro 2, p.157-170.
- Donald, J.R., Soulis, E.D., Kouwen, N. et Pietroniro, A. (1995). A land cover-based snow cover representation for distributed hydrologic models. *Water Resources Research*, volume 31, p.995-1009.
- Dressler, K.A., Leavesley, G.H., Bales, R.C. et Fassnacht, S.R. (2006). Evaluation of gridded snow water equivalent and satellite snow cover products for mountain basins in a hydrologic model. *Hydrological Processes*, volume 20, p.673-688.
- Duan, Q., Sorooshian, S. et Gupta, V. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall- runoff models. *Water Resources Research*, volume 28, numéro 4, p. 1015-1031.
- Fortin, J. P., Moussa, R., Bocquillon, C. et Villeneuve, J. P. (1995). Hydrotel, a distributed hydrological model compatible with remote sensing and geographical information systems. *Revue des Sciences de l'Eau*, volume 8, numéro 1, p. 97-124.
- Franz, K.J. et Karsten, L.R. (2013). Calibration of a distributed snow model using MODIS snow covered area data. *Journal of Hydrology*, volume 494, p.160-175.
- Garen, D.C. (1992). Improved techniques in regression-based streamflow volume forecasting. *Journal of Water Resources Planning & Management – ASCE*, volume 118, p.654-670.
- Garrick, M., Cunnane, C. et Nash, J. E. (1978). A criterion of efficiency for rainfall-runoff models. *Journal of Hydrology*, volume 36, numéro 3-4, p. 375-381.

- Géobase (2011a). Couverture d'occupation du sol, circa 2000 - vectorielle. <http://www.geobase.ca/geobase/fr/data/landcover/csc2000v/description.html> (page consultée le 31 janvier 2013)
- Géobase (2011b). Données numériques d'élévation du Canada (DNEC). <http://www.geobase.ca/geobase/fr/data/cded/description.html> (page consultée le 31 janvier 2013)
- Gneiting, T. et Raftery, A.E. (2007). Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation. *Journal of the American Statistical Association*, volume 102, numéro 477, p.359-378.
- Green, W.H. et Ampt, G.A. (1911). Studies on soil physics, 1. The flow of air and water through soils. *Journal of Agricultural Sciences*, volume 4, p.11-24.
- Gupta, H. V., Sorooshian, S. et Yapo, P. O. (1998). Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information. *Water Resources Research*, volume 34, numéro 4, p. 751-763.
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K. et Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, volume 377, numéro 1, p. 80-91.
- Gurtz, J., Baltensweiler, A. et Lang, H. (1999). Spatially distributed hydrotope-based modelling of evapotranspiration and runoff in mountainous basins. *Hydrological Processes*, volume 13, p. 2751-2768.
- Haché, M., Larouche, B., Perreault, L., Mathier, L., Bobée, B. (1994). Validation des apports non contrôlés historiques. Rapport de recherche No. R-423, Institut national de la recherche scientifique, INRS-Eau, Sainte-Foy (Qc), Canada. 117p.
- Hall, D.K., Foster, J.L., Chang, A.T.C., Benson, C.S., and Chien, J.Y. I. (1998). Determination of snow-covered area in different land covers in central Alaska, U.S.A., from aircraft data. *Annals of Glaciology*, volume 26, p.149-155
- Hall, D. K., Riggs, G. A., Salomonson, V. V., Barton, J., Casey, K., Chien, J., DiGirolamo, N., Klein, A., Powell, H. et Tait, A. (2001). Algorithm theoretical basis document (ATBD) for the MODIS snow and sea ice-mapping algorithms. Hydrological Science Branch NASA,
- Hall, D. K., Riggs, G. A., Salomonson, V. V., DiGirolamo, N. E. et Bayr, K. J. (2002). MODIS snow-cover products. *Remote Sensing of Environment*, volume 83, numéro 1, p. 181-194.
- Hall, D. K. et Riggs, G. A. (2007). Accuracy assessment of the MODIS snow products. *Hydrological Processes*, volume 21, numéro 12, p. 1534-1547.
- Hargreaves, G.L., Hargreaves, G.H. et Riley, J.P. (1985). Agricultural benefits for Senegal River Basin. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, volume 111, numéro 2, p.113-124.
- Harlin, J. (1991). Development of a process oriented calibration scheme for the HBV hydrological model. *Nordic Hydrology*, volume 22, p.15-36.
- Hingray, B., Picouet, C. et Musy, A. (2009). *Hydrologie: Une science pour l'ingénieur*. PPUR presses polytechniques.

- Inventaires des terres du Canada (1998). Base nationale de données sur les sols, Agricultures et Agroalimentaire Canada. <http://sis.agr.gc.ca/siscan/nsdb/cli/index.html> (page consultée le 30 janvier 2013)
- Jain, S. K. et Sudheer, K. (2008). Fitting of hydrologic models: a close look at the Nash–Sutcliffe index. *Journal of Hydrologic Engineering*, volume 13, numéro 10, p. 981-986.
- Klein, A. G., Hall, D. K. et Riggs, G. A. (1998). Improving snow cover mapping in forests through the use of a canopy reflectance model. *Hydrological Processes*, volume 12, numéro 10 - 11, p. 1723-1744.
- Klemes, V. (1986). Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal*, volume 31, numéro 1, p.13-24.
- Konz, M., Finger, D., Bürgi, C., Normand, S., Immerzeel, W.W., Merz, J., Giriraj, A. et Burlando, P. (2010). Calibration of a distributed hydrological model for simulations of remote glacierized Himalayan catchments using MODIS snow cover data. *Global Change: Facing Risks and Threats to Water Resources (Proceedings of the Sixth World FRIEND Conference)*. IAHS Publication, volume 340, p.465-473.
- Krzysztofowicz, R. (2001). The case for probabilistic forecasting in hydrology. *Journal of Hydrology*, volume 249, numéro 1-4, p.2-9.
- Lavallée, S., Brissette, F. P., Leconte, R. et Larouche, B. (2006). Monitoring snow-cover depletion by coupling satellite imagery with a distributed snowmelt model. *Journal of Water Resources Planning and Management*, volume 132, numéro 2, p. 71-78.
- Legates, D. R. et McCabe, G. J. (1999). Evaluating the use of “goodness - of - fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resources Research*, volume 35, numéro 1, p. 233-241.
- Liu, Y., Peters-Lidard, C.D., Kumar, S., Foster, J.L., Shaw, M., Tian, Y. et Fall, G.M. (2013). Assimilating satellite-based snow depth and snow cover products for improving snow predictions in Alaska. *Advances in Water Resources*, volume 54, p.208-227.
- Luo, Y., Arnold, J., Allen, P. et Chen, X. (2012). Baseflow simulation using SWAT model in an inland river basin in Tianshan Mountains, Northwest China. *Hydrology and Earth System Sciences*, volume 16, numéro 4, p. 1259-1267.
- Madsen, H. (2000). Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives. *Journal of Hydrology*, volume 235, numéro 3-4, p. 276-288.
- Madsen, H. (2003). Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives. *Advances in Water Resources*, volume 26, numéro 2, p.205-216.
- McCuen, R. H., Knight, Z. et Cutter, A. G. (2006). Evaluation of the Nash–Sutcliffe efficiency index. *Journal of Hydrologic Engineering*, volume 11, numéro 6, p. 597-602.
- McGuire, M., Wood, A.W., Hamlet, A.F. et Lettenmaier, D.P. (2006). Use of satellite data for streamflow and reservoir storage forecasts in the Snake River Basin. *Journal of Water Resources Planning and Management*, volume 132, p.97-110.
- Mein, R.G. et Larson, C.L. (1973). Modeling infiltration during steady rain. *Water Resources Research*, volume 9, numéro 2, p.384-394.

-
- Monteith, J.L. (1965). Evaporation and the environment. Dans *The state and movement of water in living organisms*. 19th Symposia of the Society for Experimental Biology, p.205-234.
- Musy, A. et Soutter, M. (1991). *Physique du sol*, 1ère édition. Presses polytechniques et Universitaires Romandes (PPUR), Lausanne, Suisse, 335p.
- Neitsch, S.L., Arnold, J.G., Kiniry, J.R. et Williams, J.R. (2011) *Soil and Water Assessment Tool Theoretical documentation version 2009*. Texas Water Resourced Institute, numéro 406, p.1-618
- Painter, T.H., Rittger, K., McKenzie, C., Slaughter, P., Davis, R.E. et Dozier, J. (2009). Retrieval of subpixel snow covered area, grain size, and albedo from MODIS. *Remote Sensing of Environment*, volume 113, p.868-879.
- Parajka, J. et Blöschl, G. (2008a). The value of MODIS snow cover data in validating and calibrating conceptual hydrologic models. *Journal of Hydrology*, volume 358, numéro 3, p. 240-258.
- Parajka, J. et Blöschl, G. (2008b). Spatio-temporal combination of MODIS images - Potential for snow cover mapping. *Water Resources Research*, volume 44, numéro 3, p.1-13
- Priestley, C.H.B. et Taylor, R.J. (1972). On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly Weather Review*, volume 100, p.81-92.
- Rango, A., Hannaford, J.F., Hall, R.L., Rosenzweig, M. et Brown, A.J. (1977). The use of snowcovered area in runoff forecasts. Preprint X-913-77-48, NASA Goddard Space Flight Center.
- Rango, A., Walker, A. et Goodison, B. (2000). Snow and ice. *Remote sensing in hydrology and water management*, p.239-270.
- Reichle, H., McLaughlin, D.B. et Entekhabi, D. (2002). Hydrologic data assimilation with the Ensemble Kalman Filter. *Monthly Weather Review*, volume 130, numéro 1, p.103-114.
- Riggs, G. et Hall, D. K. (2002). Reduction of cloud obscuration in the MODIS snow data product. Dans *59th Eastern Snow Conference*, Stowe, Vermont, volume 5.
- Riggs, G.A. et Hall, D.K. (2004). Snow mapping with the MODIS Aqua instrument. Dans *Proceedings of the 61st Eastern Snow Conference*, Portland, Maine, volume 9, p.81-84.
- Rodell, M. et Houser, P. (2004). Updating a land surface model with MODIS-derived snow cover. *Journal of Hydrometeorology*. volume 5, p.1064-1075.
- Salomonson, V. et Appel, I. (2004). Estimating fractional snow cover from MODIS using the normalized difference snow index. *Remote Sensing of Environment*, volume 89, numéro 3, p. 351-360.
- Schaake, J. (2003). Introduction. Dans Duan, Q., Sorooshian, S., Gupta, H.V., Rousseau, A.N. et Turcotte, R. (éd.). *Advances in calibration of watershed models*. AGU Monograph Series, Water Science and Application, p.1-7.
- Schaefli, B. et Gupta, H. V. (2007). Do Nash values have value? *Hydrological Processes*, volume 21, numéro 15, p. 2075-2080.

- Schmugge, T. J., Kustas, W. P., Ritchie, J. C., Jackson, T. J. et Rango, A. (2002). Remote sensing in hydrology. *Advances in Water Resources*, volume 25, numéro 8, p. 1367-1385.
- Seidel, K. et Martinec, J. (2002). NOAA/AVHRR monitoring of snow cover for modelling climate-affected runoff in Ganges and Brahmaputra Rivers. Dans *Proceedings of EARSeL-LISSIG Workshop Observing our Cryosphere from Space*, Bern, Suisse, numéro 2, p.188-200.
- Sorman, A.A., Sensoy, A., Tekeli, A.E., Sorman, A.Ü. et Akyürek, Z. (2009). Modelling and forecasting snowmelt runoff process using the HBV model in the eastern part of Turkey. *Hydrological Processes*, volume 23, numéro 7, p.1031-1040.
- Tang, Q. et Lettenmaier, D. P. (2010). Use of satellite snow-cover data for streamflow prediction in the Feather River Basin, California. *International Journal of Remote Sensing*, volume 31, numéro 14, p. 3745-3762.
- Turcotte, R. (2010). Éléments du calage et de l'implantation d'un modèle hydrologique dans une perspective d'utilisation opérationnelle en prévision hydrologique. Doctorat en sciences de l'eau, Université du Québec.
- Turcotte, R., Filion, T. - F., Lacombe, P., Fortin, V., Roy, A. et Royer, A. (2010). Hydrological simulation of the final days of the spring flood: The problem of the missing snow. *Hydrological Sciences Journal*, volume 55, numéro 6, p. 872-882.
- Udnæs, H., Alfnes, E. et Andreassen, L. M. (2007). Improving runoff modelling using satellite-derived snow covered area? *Nordic Hydrology*, volume 38, numéro 1, p. 21-32.
- Williams, J.R. (1969). Flood routing with variable travel time or variable storage coefficients. *Transactions of the ASAE*, volume 12, numéro 1, p.100-103.
- Yapo, P. O., Gupta, H. V. et Sorooshian, S. (1998). Multi-objective global optimization for hydrologic models. *Journal of hydrology*, volume 204, numéro 1, p. 83-97.
- Zaitchik, B.F. et Rodell, M. (2008). Forward-looking assimilation of MODIS-derived snow-covered area into a land surface model. *Journal of Hydrometeorology*, volume 10, p.130-148
- Zhou, X., Xie, H. et Hendrickx, J.M.H. (2005). Statistical evaluation of remotely sensed snow-cover products with constraints from streamflow and SNOTEL measurements. *Remote Sensing of Environment*, volume 94, p.214-231.

