

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 MISE EN CONTEXTE	5
1.1 Problématique et états des connaissances	5
1.1.1 Modélisation hydrologique.....	6
1.1.2 Technique d'assimilation de données.....	8
1.1.3 Observations	10
1.1.4 Télédétection radar	12
1.1.5 Site à l'étude	15
1.2 Objectifs et hypothèses	17
1.3 Aspects novateurs.....	19
CHAPITRE 2 SITE D'ÉTUDE ET DONNÉES EXPÉRIMENTALES	20
2.1 Site d'étude.....	20
2.2 Données sur le bassin versant de la rivière des Anglais.....	21
2.2.1 Données physiographiques	21
2.2.2 Données météorologiques	27
2.2.3 Données hydrométriques	30
2.2.4 Données hydrométéorologiques	31
2.3 Données de télédétection.....	37
2.3.1 Satellites RADAR	37
2.3.2 Dates d'acquisition	39
2.3.3 Données auxiliaires.....	42
2.4 Campagnes de mesures sur le terrain	42
2.4.1 Automne 2007	45
2.4.2 Printemps 2008.....	48
CHAPITRE 3 MODÉLISATION HYDROLOGIQUE : CATHY	53
3.1 Description du modèle	53
3.2 Conditions atmosphériques	57
3.3 Caractérisation du bassin versant	59
3.4 Calage et validation du modèle	62
3.5 Analyse de sensibilité.....	72
3.6 Conclusion	79
CHAPITRE 4 ESTIMATION DE L'HUMIDITÉ DU SOL À L'AIDE D'IMAGES	
RADAR.....	81
4.1 Concepts de base	81
4.1.1 Rugosité.....	82
4.1.2 Propriétés diélectriques.....	84
4.1.3 Effet de la végétation.....	85

4.1.4	Modèle de rétrodiffusion	89
4.2	Traitement des images.....	92
4.3	Méthodologie	93
4.3.1	Caractérisation de la végétation.....	95
4.3.2	Rééchantillonnage	98
4.3.3	Estimation de l'humidité du sol.....	100
4.4	Résultats et discussion	109
4.4.1	Estimation de l'humidité du sol pour des sols nus et de faible végétation	109
4.4.2	Effet de la végétation sur l'estimation de l'humidité du sol.....	114
4.4.3	Incertitude sur l'humidité du sol.....	121
4.5	Conclusion	122
CHAPITRE 5 ASSIMILATION DES DONNÉES HYDROLOGIQUES		124
5.1	Concepts de base en assimilation de données	124
5.1.1	Notation	124
5.1.2	Interpolation statistique	126
5.1.3	Assimilation séquentielle et filtre d'ensemble de Kalman	129
5.1.4	Outils de diagnostic après assimilation	132
5.2	Assimilation de données dans CATHY	136
5.3	Protocole expérimental.....	138
5.3.1	Estimation des statistiques d'erreur.....	139
5.3.2	Nombre de membres de l'ensemble	142
5.4	Résultats et discussion	143
5.4.1	Assimilation des observations de débits.....	143
5.4.2	Assimilation des observations d'humidité du sol.....	163
5.4.3	Assimilation des observations de débit et d'humidité du sol	186
5.5	Conclusion	199
CONCLUSION.....		204
ANNEXE I CAMPAGNE DE MESURES SUR LE TERRAIN, OBSERVATIONS D'HUMIDITÉ DU SOL		208
ANNEXE II DÉBITS SIMULÉS ET OBSERVÉS LORS DU CALAGE ET LA VALIDATION		210
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES		215

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 2.1	Statistiques annuelles des températures 1996-2008.....28
Tableau 2.2	Statistiques des précipitations 1996-2008.....29
Tableau 2.3	Statistiques mensuelles des conditions atmosphériques moyennées sur l'ensemble du bassin, 1996-2008.....29
Tableau 2.4	Disponibilité des données d'humidité du sol des stations Mésonet-Montréal33
Tableau 2.5	Caractéristiques des modes ASAR-ENVISAT38
Tableau 2.6	Configurations du capteur ASAR-ENVISAT.....38
Tableau 2.7	Caractéristiques des modes RADARSAT-239
Tableau 2.8	Acquisition ASAR-ENVISAT en 200540
Tableau 2.9	Acquisition ASAR-ENVISAT en 200741
Tableau 2.10	Acquisition ASAR-ENVISAT en 200841
Tableau 2.11	Acquisition RADARSAT-2 en 200842
Tableau 2.12	Mesures de rugosité du sol (σ_s et L [cm]) et végétation, automne 2007....47
Tableau 2.13	Mesures de rugosité du sol (σ_s et L [cm]) et végétation, printemps 2008 .52
Tableau 3.1	Paramètres du modèle CATHY57
Tableau 3.2	Paramètres du modèle de fonte de neige.....58
Tableau 3.3	Disponibilité des données d'observations pour le calage et la validation .64
Tableau 3.4	Valeurs des paramètres après calage.....64
Tableau 3.5	Valeurs des paramètres de sol K_s horizontaux / verticaux [m/s], S_s [m ⁻¹] et ϕ [m ³ /m ³] après le calage66
Tableau 3.6	Critères de performance sur le débit à l'exutoire pour le calage (période 2003-2005).....66
Tableau 3.7	Critères de performance sur le débit à l'exutoire pour la validation (période 1996-2002 et 2006-2008)66

Tableau 3.8	Critères de performance sur les débits en amont pour le calage (à partir de juin 2005)	67
Tableau 3.9	Critères de performance sur les débits en amont pour la validation (période 2006-2008).....	67
Tableau 3.10	Critères de performance sur l'humidité du sol pour le calage (période 2004-2005) et la validation (période 2006-2007)	71
Tableau 3.11	Critères de performance sur l'humidité du sol pour la validation (période 2006-2007).....	72
Tableau 3.12	Paramètres et entrées étudiés dans l'analyse de sensibilité	73
Tableau 3.13	Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur le biais (débit)	74
Tableau 3.14	Impact d'une augmentation des paramètres sur le débit et l'humidité du sol.....	76
Tableau 3.15	Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur la moyenne d'humidité du sol en surface.....	77
Tableau 3.16	Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur la moyenne d'humidité du sol à 15 cm	78
Tableau 3.17	Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur la moyenne d'humidité du sol à 45 cm	78
Tableau 3.18	Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur la moyenne d'humidité du sol à 90 cm	79
Tableau 4.1	Spectre de rugosité pour les fonctions d'autocorrélation gaussienne et exponentielle	91
Tableau 4.2	Dates d'acquisition en polarisation croisée utilisées pour la caractérisation de la végétation des images en copolarisation, ENVISAT-ASAR	95
Tableau 4.3	Seuils utilisés pour la caractérisation de la végétation.....	98
Tableau 4.4	Nombre de cellules où l'humidité du sol est évaluée pour chaque image	99
Tableau 4.5	Domaine de validité du LUT du modèle IEM	100
Tableau 4.6	Relations empiriques entre les paramètres de rugosité analysées.....	104

Tableau 4.7	Biais et RMSE, σ° simulés à l'aide des valeurs de rugosité et d'humidité du sol mesurées111
Tableau 4.8	Biais et RMSE, σ° simulés à l'aide des valeurs de rugosité et d'humidité du sol obtenues à partir des courbes de possibilité et de la relation empirique113
Tableau 4.9	Biais et RMSE, estimation de l'humidité du sol avec σ° et $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$121
Tableau 5.1	Dimensionnalité de l'assimilation de données.....128
Tableau 5.2	Nomenclature des différents critères de validité.....135
Tableau 5.3	Périodes d'assimilation de données et données disponibles pour chaque période139
Tableau 5.4	Première estimation des statistiques d'erreur du modèle [%].....141
Tableau 5.5	Écart-type de la variance [%] du débit à l'exutoire et de l'humidité du sol moyenne en surface en fonction de la taille de l'ensemble.....142
Tableau 5.6	Écarts-type des paramètres du modèle et conditions atmosphérique optimisés après l'assimilation des observations de débit à l'exutoire144
Tableau 5.7	Critères de validation des statistiques d'erreur, assimilation des observations de débit à l'exutoire146
Tableau 5.8	Critères de validation des statistiques d'erreur : assimilation des observations de débits en amont150
Tableau 5.9	Critères de validation des statistiques d'erreur : assimilation des observations de tous les débits.....155
Tableau 5.10	Répartition de l'eau dans le bassin versant : assimilation des observations de débit.....156
Tableau 5.11	Critère de Nash sur les observations de débits : assimilation des observations de débit.....160
Tableau 5.12	Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 15 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations lors de l'assimilation des observations de débit.....161
Tableau 5.13	Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 45 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations lors de l'assimilation des observations de débit.....162

Tableau 5.14	Critères de validation des statistiques d'erreur : assimilation de toutes les observations d'humidité du sol à 45 cm	170
Tableau 5.15	Critères de validation des statistiques d'erreur : assimilation de toutes les observations d'humidité du sol à 90 cm	172
Tableau 5.16	Répartition de l'eau dans le bassin versant : assimilation des observations d'humidité du sol	173
Tableau 5.17	Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 15 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations avec assimilation des observations d'humidité du sol	174
Tableau 5.18	Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 45 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations avec assimilation des observations d'humidité du sol	175
Tableau 5.19	Critère de Nash sur les observations de débits : assimilation des observations d'humidité du sol	186
Tableau 5.20	Répartition de l'eau dans le bassin versant : assimilation combinée d'observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol.....	191
Tableau 5.21	Critère de Nash sur les observations de débits : assimilation combinée d'observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol.....	192
Tableau 5.22	Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 15 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations avec assimilation combinée d'observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol.....	193
Tableau 5.23	Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 45 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations avec assimilation combinée d'observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol.....	194

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 2.1	Bassin versant de la rivière des Anglais.	22
Figure 2.2	Modèle numérique d'élévation.	23
Figure 2.3	Carte de l'occupation du sol.	24
Figure 2.4	Carte du contexte hydrologique de la nappe phréatique.	25
Figure 2.5	Carte des types de sol.	26
Figure 2.6	Stations météorologiques de 1996 à 2008.	27
Figure 2.7	Carte des stations hydrométriques.	30
Figure 2.8	Variabilité et moyennes interannuelles des observations de débits.	31
Figure 2.9	Carte des stations Mésonet-Montréal.	32
Figure 2.10	Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station L'Artifice.	34
Figure 2.11	Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Howick.	34
Figure 2.12	Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Russeltown.	35
Figure 2.13	Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Saint-Chrysostome.	35
Figure 2.14	Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Sainte-Clothilde.	35
Figure 2.15	Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Ruisseau Cranberry.	36
Figure 2.16	Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Saint-Michel-de-Napierville.	37
Figure 2.17	a) Profilomètre à aiguille, b) Interface graphique QuiP.	44
Figure 2.18	Conditions météorologiques lors des acquisitions de l'automne 2007.	45
Figure 2.19	Répartition des champs échantillonnés, automne 2007.	46
Figure 2.20	Mesures d'humidité du sol, automne 2007.	48
Figure 2.21	Conditions météorologiques lors des acquisitions du printemps 2008.	49

Figure 2.22	Répartition des champs échantillonnés, printemps 2008.....	50
Figure 2.23	Mesures d'humidité du sol, printemps 2008.....	51
Figure 3.1	Discrétisation a) horizontale et b) verticale.	60
Figure 3.2	Zones de sol.	61
Figure 3.3	Distinction entre les rigoles (gris) et les canaux (rouge).	61
Figure 3.4	Zones d'occupation du sol.	62
Figure 3.5	Humidité du sol simulée et observée lors du calage, 15 cm.	68
Figure 3.6	Humidité du sol simulée et observée lors du calage, 45 cm.	69
Figure 3.7	Humidité du sol simulé et observé, 90 cm.	70
Figure 4.1	Rétrodiffusion d'une cible en fonction de sa rugosité.	83
Figure 4.2	Rétrodiffusion de surface, de volume et de double réflexion.	88
Figure 4.3	Domaines de validité des modèles SPM, GOM, POM et IEM.....	90
Figure 4.4	Méthodologie d'estimation de l'humidité du sol à l'aide d'images radar.	94
Figure 4.5	Comparaison entre la proportion de diffusion de surface (P_s /SPAN) et les ratios de végétations, RVI, RVI_{HH} et RVI_{VV}	97
Figure 4.6	Surface de possibilités en polarisation a) HH et b) VV.	101
Figure 4.7	a) Recoupement des surfaces de possibilités et b) courbe de possibilités.	102
Figure 4.8	Courbe de possibilités pour a) un faible angle d'incidence (23°), et b) un fort angle d'incidence (43°).	103
Figure 4.9	Relation empirique entre le paramètre σ_{s_OPT1} et γ_3 pour a) le développement de la méthodologie et b) la validation.	107
Figure 4.10	Comparaison de la relation empirique entre le paramètre σ_{s_OPT1} et γ_3 obtenue avec σ° (rouge) et σ°_{SURF} (noire).	108
Figure 4.11	Comparaison des coefficients de rétrodiffusion simulés avec le modèle IEM (ϵ , σ_s et L mesuré sur le terrain) et observés par le radar en polarisation HH et VV pour les sols nus ou avec une faible végétation.	111

Figure 4.12	Comparaison des coefficients de rétrodiffusion simulés avec le modèle IEM (ϵ , σ_s et L obtenues à partir des courbes de possibilité et de la relation empirique) et observés, sol nu ou avec une faible végétation. ...113
Figure 4.13	Estimation de l'humidité du sol pour les sols nus ou avec une faible végétation pour a) développement de la méthodologie et b) la validation.114
Figure 4.14	Évolution des pourcentages de diffusion de surface en fonction de la hauteur de la végétation pour les différents types de champ – RADARSAT-2.....116
Figure 4.15	Exemple de photographies hémisphériques de la végétation pour chaque type de champ.....117
Figure 4.16	Évolution du RVI_{HH} en fonction de la hauteur de la végétation pour les différents types de champ – ENVISAT-ASAR.....118
Figure 4.17	Écart entre σ° et σ°_{SURF} pour les polarisations HH et VV.....119
Figure 4.18	Estimation de l'humidité du sol pour tous les champs avec σ°_{SURF} et σ° .120
Figure 4.19	Variation de l'incertitude en fonction de l'humidité du sol.....121
Figure 5.1	Processus d'assimilation séquentielle par filtre de Kalman.....129
Figure 5.2	Filtre d'ensemble de Kalman.131
Figure 5.3	Exemple d'histogramme théorique des innovations pour a) une assimilation sans biais et b) une assimilation avec biais.....133
Figure 5.4	Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) au cours de l'assimilation des observations de débit à l'exutoire, période 2007P. 145
Figure 5.5	Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) au cours de l'assimilation des observations du débit 30921, période 2007P.148
Figure 5.6	Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) au cours de l'assimilation des observations du débit 30920, 2007P.148
Figure 5.7	Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) au cours de l'assimilation des observations du débit 30923, 2007P.149
Figure 5.8	Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) pour le débit à l'exutoire au cours de l'assimilation des observations de tous les débits, période 2007P.151

Figure 5.9	Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) pour le débit 30921 au cours de l'assimilation des observations de tous les débits, période 2007P.....	152
Figure 5.10	Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) pour le débit 30920 au cours de l'assimilation des observations de tous les débits, période 2007P.....	152
Figure 5.11	Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) pour le débit 30923 au cours de l'assimilation des observations de tous les débits, 2007P.....	153
Figure 5.12	DFS a posteriori pour les quatre observations de débit assimilées pour chaque période : assimilation des observations de tous les débits.....	154
Figure 5.13	Évolution temporelle du a) débit à l'exutoire, b) de l'humidité du sol des 4 premières couches et c) et des flux atmosphériques, période 2008P.	157
Figure 5.14	Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations du débit à l'exutoire de la période 2007P pour chacune des quatre premières couches de sol.	163
Figure 5.15	Histogramme des innovations lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 cm pour a) la période 2005P et b) la période 2005A.....	166
Figure 5.16	Histogramme des innovations lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm pour a) la période 2005P et b) la période 2005A.....	166
Figure 5.17	Histogrammes des innovations lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm pour a) la période 2005P et b) la période 2005A.....	167
Figure 5.18	Histogrammes des innovations lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar du a) 10 mai 2005, b) 24 octobre 2007 et c) 5 mai 2008.	168
Figure 5.19	DFS lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm.	171
Figure 5.20	Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol a) à 15 cm, b) à 45 cm, c) à 90 cm, d) toutes les profondeurs, pour la période 2005A.	177

Figure 5.21	Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors de l'assimilation des observations d'humidité du en surface (radar) pour la période a) 2005P et b) 2008P.....	179
Figure 5.22	Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors de l'assimilation a) AD m_v 15, b) AD Radar et m_v 15, c) AD m_v 45, d) AD Radar et m_v 15 à la période 2005P.	180
Figure 5.23	Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm de la période 2005P pour chacune des quatre premières couches de sol.	182
Figure 5.24	Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm de la période 2007P pour chacune des quatre premières couches de sol.	183
Figure 5.25	Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol en surface (radar) de la période 2008P pour chacune des quatre premières couches de sol.	184
Figure 5.26	Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol en surface (radar) de la période 2005P pour chacune des quatre premières couches de sol.	185
Figure 5.27	Innovations et résidus d'analyse lors de l'assimilation des observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol à 15 cm, période 2005A.....	188
Figure 5.28	Innovations et résidus d'analyse, assimilation des observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol en surface, période 2008P.....	188
Figure 5.29	Comparaison du DFS des observations de débit.....	189
Figure 5.30	Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors des assimilations a) Débit et m_v 15 cm, b) m_v 15 et c) Débit à l'exutoire pour la période 2005A.....	195
Figure 5.31	Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors de l'assimilation a) Débit et radar, b) Radar et c) Débit à l'exutoire pour la période 2008P.	197

Figure 5.32	Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm et de débit à l'exutoire de la période 2005P pour chacune des quatre premières couches de sol.	198
Figure 5.33	Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol en surface (radar) et de débit à l'exutoire de la période 2008P pour chacune des quatre premières couches de sol.	199

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AD	Assimilation de données
APP	Alternating Polarisation Precision image
CATHY	Catchment hydrological
CCT	Centre canadien de télédétection
CEHQ	Centre d'expertise hydrique du Québec
dB	Decibel
DFS	Degré de liberté (Degree of Freedom for signal)
EKF	Filtre de Kalman étendu
EnKF	Filtre d'ensemble de Kalman
ESA	Agence spatiale européenne
ETP	Évapotranspiration potentielle
GO	Modèle d'optique géométrique
HH	Polarisation copolarisée horizontale-horizontale
HNE	Heure normale de l'est
HV	Polarisation croisée horizontale-verticale
IC	Condition initiale sur la charge du modèle CATHY
IEM	Integrale equation model
LHS	Latin hypercube sampling
LUT	Table de correspondance, Look-up table
MDDEP	Ministère du Développement Durable, de l'Environnement et des Parcs
MNE	Modèle numérique d'élévation
Nash	Critère de Nash-Sutcliffe

NCDC	National Climatic Data Center
PO	Modèle d'optique physique
RMSE	Racine carrée de la moyenne des erreurs quadratiques
RSO	Radar à synthèse d'ouverture
RVI	Indice de végétation radar
SPM	Méthode des petites perturbations
STD	Écart-type
SVAT	Schémas de transfert sol-végétation-atmosphère
TDR	Time-Domain Reflectometry
USDA	United States Department of Agriculture
USGS	United States Geological Survey
UTM	Universal Transverse Mercator
VH	Polarisation croisée verticale-horizontale
VV	Polarisation copolarisée verticale-verticale
WCM	Water cloud model

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

SYMBOLES GÉNÉRAUX ET OPÉRATEURS

m_v	humidité du sol volumétrique [m^3/m^3]
V_w	volume d'eau [m^3]
V	volume totale [m^3]
Q	débit [m^3/s]
$\langle \rangle$	moyenne arithmétique []
∇	opérateur gradient []

SYMBOLES LIÉS AU MODÈLE HYDROLOGIQUE CATHY (CHAPITRE 3)

s	coordonnée des rigoles/canaux [m]
c_k	vitesse de l'onde cinétique [m/s]
D_h	diffusivité hydraulique [m^2/s]
h	hauteur d'eau sur la surface de chaque cellule [m]
Ψ	charge [m]
q_s	taux d'écoulement de la zone saturé et non saturé vers la surface [m^3/ms]
k_s	inverse du coefficient de Gauckler-Strickler []
W	largeur de la rigoles ou du canal [m]
A_s	superficie de drainage en amont au point s [m^2]
Q_f	débit de référence [m^3/s]
y'	paramètre de forme décrivant la rigole ou le canal []
y''	paramètre de forme décrivant la rigole ou le canal []
b'	paramètre de forme décrivant la rigole ou le canal []
b''	paramètre de forme décrivant la rigole ou le canal []
w	paramètre de forme décrivant la rigole ou le canal []
C_1	1 ^{er} paramètre de Muskingum-Cunge []
C_2	2 ^e paramètre de Muskingum-Cunge []
C_3	3 ^e paramètre de Muskingum-Cunge []
C_4	4 ^e paramètre de Muskingum-Cunge []
S_0	pente du canal ou de la rigole []
S_w	saturation du milieu poreux []
S_s	coefficient d'emménagement de l'aquifère [1/m]
ϕ	porosité [m^3/m^3]
t	temps [s]
K_s	conductivité hydraulique à saturation [m/s]
K_r	conductivité hydraulique relative []
z	coordonnée verticale dirigée vers le haut [m]
q_{ss}	terme de couplage de la surface vers la zone saturée [m^3/m^3s]
PONDMIN	paramètre lié à la microtopographie de la surface []
PMIN	paramètre lié à la capacité du sol à satisfaire l'évapotranspiration [m]
VGN	paramètre de forme de van Genuchten []
VGRMC	teneur en eau résiduelle (van Genuchten) [m^3/m^3]
VGPSAT	Paramètre d'échelle de van Genuchten [m]
Q_h	Débit de référence pour une rigole [m^3/s]

Q_c	Débit de référence pour un canal [m^3/s]
W_h	Largeur de la rigole pour le débit de référence [m]
W_c	Largeur du canal pour le débit de référence [m]
k_{sh}	Paramètre de rugosité des rigoles []
k_{sc}	Paramètre de rugosité des canaux []
GEO	Caractéristiques géométriques des rigoles et canaux []
PREC	précipitations journalières [mm]
TMAX	Température journalière maximum [$^{\circ}C$]
TMIN	Température journalière minimum [$^{\circ}C$]
COMPACT	Constante de tassement de la neige [1/jour]
DENSMAX	Densité maximale de la neige [kg/m^3]
RMELT	Taux de fonte de la neige au sol [m/jour]
CMELT	Coefficient de fonte à l'interface air-neige pour cette occupation du sol [m/jour/ $^{\circ}C$]
IRAD	Indice de radiation []
TMELT	Température de fonte de la neige pour l'occupation du sol considérée [$^{\circ}C$]
C_{ETP}	Paramètre d'évapotranspiration
T_a	température de l'air [$^{\circ}C$]
R_e	rayonnement extraterrestre [$MJ\ m^{-2}\ jour^{-1}$]
λ_{eau}	chaleur latente de vaporisation de l'eau [$MJ\ kg^{-1}$]
ρ	densité de l'eau [$kg\ m^{-3}$]
S_r	coefficient de sensibilité relatif []
P	paramètre de référence
P'	paramètre modifié
F_{ref}	résultat de référence du modèle avec le paramètre P
F'	résultat du modèle avec le paramètre P'

SYMBOLES LIÉS À LA TÉLÉDÉTECTION RADAR (CHAPITRE 4)

ϵ	constante diélectrique []
[S]	matrice de diffusion
$[E^d]$	composantes transversales du champ électrique de l'onde diffusée
$[E^i]$	composantes transversales de l'onde incidente
σ_{qp}°	coefficient de rétrodiffusion normalisé où q est la polarisation de l'onde incidente et p la polarisation de l'onde diffusée [dB]
σ_s	hauteur quadratique moyenne [cm]
L	longueur de corrélation [cm]
z	hauteur de la surface [cm]
x	axe horizontale [cm]
ξ	déplacement selon l'axe des x [cm]
$\rho(\xi)$	fonction d'autocorrélation [cm]
λ	longueur d'onde [m]
k	nombre d'onde [m^{-1}]
θ	angle d'incidence [$^{\circ}$]
σ°	rétrodiffusion totale [dB]

σ°_{veg}	rétrodiffusion directe du couvert végétal [dB]
σ°_{SURF}	rétrodiffusion du sol nu [dB]
σ°_{int}	le terme d'interaction entre le sol et le couvert végétal [dB]
τ^2	transmissivité (aller-retour) de la végétation []
P_S	puissance de rétrodiffusion de surface
P_V	puissance de rétrodiffusion de volume
P_{DB}	puissance de rétrodiffusion de double réflexion
[C]	matrice de covariance
$f_s, f_v, f_d, \beta, \alpha$	paramètres de la décomposition de Freeman-Durden
μ	perméabilité magnétique []
W^n	spectre de rugosité
σ_{s_opt}	hauteur quadratique moyenne optimale [cm]
L_{OPT}	longueur de corrélation optimale [cm]
α_1, β_1	paramètre de la relation empirique de puissance [cm] et [] respectivement
$\alpha_2, \beta_2, \gamma_2$	paramètre de la relation empirique de puissance modifiée [cm], [] et [cm] respectivement
$\alpha_3, \beta_3, \gamma_3$	paramètre de la relation empirique quadratique [cm ⁻¹], [] et [cm] respectivement

SYMBOLES LIÉS À L'ASSIMILATION DE DONNÉES (CHAPITRE 5)

x^t	vecteur d'état vrai
y^t	vecteur observation vrai
x^b	vecteur d'ébauche
x^a	vecteur d'analyse
d_b^a	incrément d'analyse
y	vecteur observation
H	opérateur observation
d_b^o	innovation
d_a^o	résidu d'analyse
ϵ^b	erreur d'ébauche
B	matrice de covariance d'erreur de prévision
ϵ^a	erreur d'analyse
P^a	matrice de covariance d'erreur d'analyse
ϵ^o	erreur d'observation
ϵ^m	erreur de mesure
ϵ^r	erreur de représentativité
R	matrice de covariance d'erreur d'observation
K	matrice gain
$J(K)$	variance d'erreur d'analyse
I	matrice identité
t_k	paramètre temporelle (à instant k)
M_{k+1}	matrice de transfert
ω_k	erreur de transfert
Q_k	matrice de covariance d'erreur de transfert

NENS	nombre de membre de l'ensemble []
N	nombre de nœud du modèle CATHY []
NCEL	nombre de cellule de surface du modèle CATHY []
NOBS	nombre d'observations assimilées []
DSOBS	écart-type sur les observations [%]
DSPREC	écart-type sur les précipitations [%]
DSTEMP	écart-type sur les températures maximales et minimales [%]
DSETP	écart-type sur le paramètre d'évapotranspiration [%]
DSGEO	écart-type sur la les paramètres de rugosité des rigoles et canaux [%]
DSRECT	écart-type sur les paramètres de van Genuchten [%]
DSPOR	écart-type sur la porosité [%]
DSKS	écart-type sur la conductivité hydraulique à saturation [%]

INTRODUCTION

L'assimilation de données est relativement nouvelle en hydrologie, et attire de plus en plus l'attention des hydrologues depuis la dernière décennie. L'assimilation de données est définie comme l'ensemble des techniques qui permettent de combiner de façon optimale l'information obtenue à partir d'observations et celle obtenue par la modélisation mathématique afin d'améliorer les simulations et prévisions du modèle. L'augmentation de la disponibilité des données en hydrologie, entre autres, grâce à la télédétection, accroît l'intérêt pour l'assimilation de données dans ce domaine.

Plusieurs recherches se sont intéressées aux aspects théoriques de l'assimilation de données en hydrologie, avec l'emploi de données synthétiques (Entekhabi *et al.*, 1994 ; Hoeben et Troch, 2000; Reichle *et al.*, 2002a; Hurkmans *et al.*, 2006; Pauwels *et al.*, 2006; Camporese *et al.*, 2009). Différentes méthodes d'assimilation, regroupées en approches séquentielles et variationnelles, ont été expérimentées. L'assimilation d'observations hydrologiques reste récente. L'humidité du sol est l'observation la plus assimilée en hydrologie actuellement (Reichle, 2008). Elle peut être mesurée au sol ou provenir de la télédétection, permettant ainsi une meilleure couverture spatiale.

L'humidité du sol en surface peut être estimée à l'aide de la télédétection micro-ondes passives ou actives (radar) (Moran *et al.*, 2004). L'assimilation de données d'humidité du sol provenant de micro-ondes passives à des modèles de surface a fait l'objet de plusieurs publications (Entekhabi *et al.*, 1994; Houser *et al.*, 1998; Margulis *et al.*, 2002; Reichle *et al.*, 2002a). La résolution des capteurs micro-ondes passives est grossière (de l'ordre de la dizaine de km) et n'est pas propice pour estimer l'humidité du sol sur de petits bassins versants. Les capteurs radar, ayant une résolution plus fine (~30m), sont préconisés pour estimer l'humidité du sol en surface des petits bassins (inférieurs à quelques milliers de km²). Le signal radar est très sensible aux variations d'humidité du sol. Par contre, il est également influencé par la rugosité du sol, la présence de végétation et les configurations du capteur radar (angle d'incidence, polarisation et fréquence). Plusieurs algorithmes d'estimation de

l'humidité du sol ont été développés, principalement pour des sols nus, ou des régions à faible couverture végétale (Moran *et al.*, 2004). Ils demandent souvent une connaissance, à priori, de la rugosité du sol. . La majorité de ces algorithmes ont été développés pour les bandes L, C, X (couvrant les fréquences de 1 à 12GHz), en simple polarisation linéaire (horizontale ou verticale). L'arrivée de nouveaux capteurs multipolarisés ou polarimétrique tel ASAR d'ENVISAT mis en orbite en mars 2002; ALOS PALSAR en janvier 2006; TERRASAR-X en mai 2007; RADARSAT-2 en décembre 2007, facilite l'évaluation de l'influence de la végétation et de la rugosité du sol sur le signal radar.

De plus, peu de publications ont porté sur l'utilisation des techniques d'assimilation de données à d'autres types de données hydrologiques, comme les débits en rivière, ou de la combinaison de données hydrologiques.

La présente recherche vise à évaluer l'impact de l'assimilation de différents types de données hydrologiques sur les simulations de débits et d'humidité du sol. Plusieurs types de données sont ainsi assimilés à l'aide d'un filtre d'ensemble de Kalman. Dans un premier temps, des observations de débit à l'exutoire ainsi que des débits en amont sont assimilés. Dans un deuxième temps, les stations hydrométéorologiques présentes sur le bassin versant permettent d'assimiler des observations d'humidité du sol à différentes profondeurs (15 cm, 45 cm, 90 cm). Une méthodologie permettant d'estimer l'humidité du sol en surface pour des champs agricoles dans l'Est du Canada à l'aide de données radar multipolarisations et polarimétriques est aussi développée. Les estimations d'humidité du sol en surface obtenues sont ensuite assimilées au modèle hydrologique. L'assimilation combinée d'observations de débit et d'humidité du sol est également réalisée.

L'impact de l'assimilation de chaque type ou combinaison d'observations sur les simulations de débits (à l'exutoire et en amont) ainsi que d'humidité du sol en surface et à différentes profondeurs est analysé. La validation des statistiques d'erreur permet également, d'une part de valider l'optimalité de l'assimilation et d'autre part, de diagnostiquer des lacunes du modèle hydrologique utilisé.

Le modèle hydrologique utilisé est le modèle CATHY (CATchment Hydrology), ayant déjà fait l'objet de recherche synthétique d'assimilation de données. L'assimilation est appliquée sur le bassin versant de la rivière des Anglais, situé au sud-ouest de Montréal au Québec. Depuis les années 1960, ce bassin versant a connu un développement résidentiel important. Les inondations y sont un problème récurrent et plusieurs riverains sont touchés par les débordements de la rivière. Aussi, les terres agricoles constituent la principale utilisation du sol de ce territoire. L'agriculture demande une bonne connaissance de l'humidité du sol afin d'améliorer la gestion des ressources en eau (irrigation, drainage). Il est donc important d'améliorer autant la prévision des débits en rivières pour la prévision des inondations que la distribution de l'humidité du sol dans ce bassin versant. De plus, plusieurs études hydrologique et hydrogéologiques ont déjà été réalisées sur ce bassin (Côté *et al.*, 2006) ce qui permet d'avoir accès à un grand nombre de données le caractérisant.

Le premier chapitre présente une mise en contexte du projet. La problématique ainsi que l'état des connaissances sont d'abord formulés, puis les objectifs et hypothèses des travaux en regard de la problématique sont énoncés.

Le second chapitre présente le site à l'étude ainsi que les données d'observations utilisées dans ce projet de recherche. Un premier contrôle de qualité des données d'observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques est réalisé. Les campagnes de mesures sur le terrain sont également décrites.

Le troisième chapitre décrit le modèle hydrologique utilisé, CATHY. Il présente également le calage et la validation du modèle. Une analyse de sensibilité est réalisée afin de déterminer les paramètres les plus influents du modèle.

Le quatrième chapitre porte sur l'estimation de l'humidité du sol à l'aide de la télédétection radar. Un calage semi-empirique du modèle IEM est d'abord fait à l'aide des polarisations copolarisées (HH et VV). L'analyse de l'effet de la végétation est effectuée à l'aide de

données polarimétriques. Enfin, l'incertitude sur l'estimation de l'humidité du sol est évaluée.

Le cinquième chapitre est consacré à l'assimilation de données. Le cadre théorique ainsi que le filtre d'ensemble de Kalman implanté dans le modèle CATHY y sont d'abord présentés. Le protocole d'expérimentation explique les différentes expériences d'assimilation de données réalisées ainsi que l'estimation des statistiques d'erreur. Un Latin Hypercube Sampling (LHS) est utilisé pour générer un ensemble de simulations permettant d'évaluer l'incertitude du modèle. La taille de l'ensemble nécessaire afin de bien représenter les statistiques d'erreur du modèle est analysée. Les résultats et analyses sont présentés selon le type d'observations assimilées. Les résultats de l'assimilation des observations de débit à l'exutoire et en amont sont d'abord exposés. Viennent ensuite les résultats sur l'assimilation d'observations d'humidité du sol ponctuelles prises à l'aide des stations hydrométéorologiques à différentes profondeurs. Ces résultats sont comparés à l'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface distribuée spatialement, provenant de la télédétection radar. Finalement, l'assimilation de plusieurs types d'observations est analysée.

Enfin, la conclusion fait un retour sur les objectifs et les hypothèses tout en énonçant certains points à améliorer dans de futures recherches.

CHAPITRE 1

MISE EN CONTEXTE

1.1 Problématique et états des connaissances

La gestion de l'eau sur un bassin versant nécessite de bonnes prévisions des débits en rivière ainsi que de l'humidité du sol. Dans cette recherche, l'humidité du sol volumétrique (m_v) définie par l'équation 1.1 est utilisée :

$$m_v = \frac{V_w}{V} \quad [m^3/m^3] \quad (1.1)$$

où V_w est le volume d'eau et V est le volume total (sol, eau et air).

La prévision des débits permet de connaître l'importance et le moment des crues printanières ainsi que des étiages durant l'été. Une bonne connaissance de l'humidité du sol permet une meilleure gestion de l'irrigation et du drainage, notamment en agriculture. L'estimation de l'humidité du sol fait partie intégrante des modèles hydrologiques et peut avoir un impact sur les prévisions des débits en rivières. Autant les débits que l'humidité du sol peuvent être observés. Il est ainsi possible d'assimiler ces observations à un modèle hydrologique afin d'en améliorer les simulations et prévisions autant des débits en rivière que de l'humidité du sol. L'idée de base de l'assimilation de données est de quantifier les erreurs à la fois du modèle hydrologique et des observations, et d'actualiser les états du modèle en combinant les simulations et les observations de manière optimale.

Les techniques d'assimilation de données ont d'abord été développées en sciences atmosphériques pour la prévision des systèmes météorologiques (Kalnay, 2003). L'océanographie utilise de plus en plus les techniques d'assimilation de données avec l'arrivée de nouvelles sources de données comme celles provenant de la télédétection (Bennett, 1992). Pour cette même raison, l'hydrologie commence également à utiliser les techniques d'assimilation de données. Les différentes recherches publiées sur l'assimilation

de données en hydrologie varient selon le modèle, la méthode d'assimilation et les observations utilisées. Ces différents éléments sont développés dans les paragraphes suivants.

1.1.1 Modélisation hydrologique

Plusieurs études d'assimilation de données en hydrologie ont d'abord été faites à l'aide de modèles d'écoulement de l'eau dans le sol à une dimension (Entekhabi *et al.*, 1994; Hoeben et Troch, 2000). Ces recherches ont conclu que l'assimilation de données d'humidité du sol en surface améliore la simulation des profils d'humidité du sol.

Ces études ont été suivies par d'autres où des auteurs ont assimilé des données d'humidité du sol à des schémas de transfert sol-végétation-atmosphère, SVAT (Houser *et al.*, 1998; Reichle *et al.*, 2001; Reichle *et al.*, 2002a; Pauwels *et al.*, 2002; Pauwels *et al.*, 2006). Ces modèles sont souvent utilisés en recherche atmosphérique. Des bilans thermiques et hydrologiques sont réalisés afin de simuler les flux de chaleur et l'évaporation provenant de la surface. L'assimilation de l'humidité du sol ou de la température du sol a permis d'améliorer les simulations de ces modèles. Ils ne simulent habituellement pas l'écoulement de l'eau dans les rivières et ne permettent donc pas l'estimation des débits en rivière. Certains schémas de surface ont été couplés avec des modèles hydrologiques simulant l'écoulement en rivière. Crow et Van Loon (2006) ont assimilés des données d'humidité du sol avec ce type de modèle.

L'objectif premier des modèles hydrologiques est l'estimation des débits en rivières. Ces modèles peuvent être empiriques, conceptuels ou à base physique. Plusieurs modèles conceptuels modélisent les interactions entre les processus du cycle de l'eau à l'aide de réservoirs. Ils simplifient ainsi les équations physiques plus complexes en émettant certaines hypothèses. Ces modèles peuvent être utilisés sur différents bassins versants et peuvent simuler plusieurs états du bassin (débits à l'exutoire, débits en amont, humidité du sol). Quelques auteurs ont assimilé des données de débits en rivière dans des modèles conceptuels (Aubert *et al.*, 2003; Vrugt *et al.*, 2006) afin d'améliorer les simulations de débits.

Les modèles à base physique tentent de décrire les processus du cycle de l'eau à l'aide d'équations physiques. Plusieurs états du bassin versant peuvent être simulés à l'aide de ces modèles (humidité du sol, débits, hauteur de la nappe, neige au sol). Un modèle entièrement physique et qui simule tous les processus hydrologiques du bassin, devrait, théoriquement, présenter peu d'écarts avec les observations. L'assimilation des données d'observation aurait alors peu d'impact. Toutefois, ces modèles demandent un grand nombre d'information sur le bassin (caractéristique du sol et de la végétation) ainsi que sur les conditions atmosphériques et initiales, souvent difficiles à obtenir. De plus, aucun modèle n'est parfaitement physique. Ces modèles peuvent donc également bénéficier de l'assimilation de données. Schuurmans *et al.* (2003) ont assimilé des données de flux de chaleur dans un modèle d'évapotranspiration à base physique. Clark *et al.* (2008) ont assimilé des observations de débit au modèle à base physique TopNet. Enfin, Camporese *et al.* (2009) ont implanté un schéma d'assimilation de donnée dans le modèle CATHY (CATchment Hydrology) permettant d'assimiler la hauteur de charge, l'humidité du sol (en surface et en profondeur) ainsi que les débits.

Les modèles conceptuels et à base physique peuvent décrire le bassin versant de manière globale ou distribuée. L'assimilation de données présente un grand potentiel pour les modèles hydrologiques distribués puisqu'elle permet, en principe, d'améliorer les prévisions de débits à l'exutoire par l'assimilation des données sur les états internes (débits en amont, humidité du sol) du bassin versant.

Plusieurs considérations entre en ligne de compte dans le choix du modèle hydrologique. D'abord, un modèle hydrologique distribué est préconisé afin d'assimiler des observations autant à l'exutoire qu'à l'intérieur du bassin. Ensuite, l'objectif étant d'assimiler des données d'humidité du sol et de débits en rivière, un modèle simulant ces deux états du bassin versant est nécessaire. Aussi, la disponibilité du code source afin de pouvoir faire des modifications aux modèles si nécessaire est essentielle. Enfin, l'implantation d'un schéma d'assimilation requière d'abord de valider ce schéma à l'aide de données synthétiques avant d'assimiler des observations. Le modèle CATHY, un modèle à base physique, répond à ces différents

critères et a déjà montré son potentiel lors d'assimilation de données synthétiques. Ce modèle est donc choisi afin d'assimiler différents type d'observations. Il est important de noter que les résultats d'assimilation dépendent du modèle utilisé et que l'utilisation d'un autre modèle hydrologique pourrait donner des résultats différents.

1.1.2 Technique d'assimilation de données

Il existe plusieurs méthodes d'assimilation de données. L'insertion directe d'observations dans un modèle est sans contredit la plus simple des techniques d'assimilation, mais ne permet pas de tenir compte des erreurs sur les observations ou le modèle. Cette approche a fait l'objet de recherche en hydrologie (Heathman *et al.*, 2003; Walker *et al.*, 2001). L'erreur est définie comme étant la différence entre un résultat et la valeur vraie. Une des premières méthodes d'analyse tenant compte de l'erreur sur le modèle et sur les observations est basée sur une approche empirique appelée SCM (Successive corrections method) ou analyse objective, développée, entre autres, par Cressman (1959) pour le service de météorologie américain. Par la suite, la relaxation de Newton ou « Nudging », une autre approche empirique, a été développée (Hoke et Anthes, 1976; Stauffer et Seaman, 1990). Cette méthode consiste à ajouter un terme aux équations d'évolution qui pousse les solutions vers les observations. Ce terme est proportionnel à la différence entre les observations et l'état du modèle. La méthode de « Nudging » a été utilisé par plusieurs auteurs en hydrologie, particulièrement avec des modèles hydrologiques plus complexes (Houser *et al.*, 1998; Paniconi *et al.*, 2003; Hurkmans *et al.*, 2006). Houser *et al.* (1998) ont conclu que la méthode de « Nudging » donnait de meilleurs résultats que l'insertion directe d'observation d'humidité du sol.

La méthode de l'interpolation statistique (Daley, 1991) fut une prémisse aux techniques d'assimilation de données statistiques. Le principe est de chercher une combinaison linéaire optimale entre les observations et les états du modèle aux mêmes instants. Les méthodes variationnelles (Le Dimet et Talagrand, 1986), comme la méthode 4D-var, sont basées sur la théorie du contrôle optimal (minimisation d'une fonction coût), alors que les méthodes

séquentielles (Kalnay, 2003), comme le filtre de Kalman, reposent sur la théorie bayésienne. Pour des fonctions purement linéaires, les techniques séquentielles et variationnelles sont équivalentes (Kalnay, 2003). La technique variationnelle a été utilisée par quelques auteurs pour l'assimilation de données d'humidité du sol (Reichle *et al.*, 2001; van Loon et Troch, 2001 ; Seo *et al.*, 2003). Par contre, elle demande le calcul du modèle adjoint des équations qui est parfois difficile à obtenir et nécessite plusieurs modifications au code original (Moran *et al.*, 2004). Le filtre de Kalman étendu (EKF) ainsi que le filtre d'ensemble de Kalman (EnKF) ont été introduits pour l'assimilation de données dans des modèles non-linéaires. Le EKF, utilisé pour quelques recherche en assimilation de données en hydrologie (Entekhabi *et al.*, 1994; Hoeben et Troch, 2000; Walker *et al.*, 2001; Aubert *et al.*, 2003) est par contre instable pour de fortes non-linéarités (Miller *et al.*, 1994). Reichle *et al.*, (2002b) ont conclu en comparant le EKF et le EnKF que le EKF est difficilement applicable pour des problèmes où le vecteur d'état est de grande dimension, comme les modèles hydrologiques distribués. Dans le filtre d'ensemble de Kalman, les paramètres du modèle sont perturbés aléatoirement à l'aide d'une méthode de Monte Carlo afin de créer un ensemble de membres (Evensen, 2007). Le modèle est exécuté pour chaque membre de l'ensemble. L'EnKF permet ainsi de tenir compte des non-linéarités du modèle. Le filtre d'ensemble de Kalman est la méthode la plus répandue pour l'assimilation de données en modélisation hydrologique puisqu'elle est facile à implanter et ne demande pas de modifications au modèle (Margulis *et al.*, 2002; Reichle *et al.*, 2002a; Pauwels *et al.*, 2006; Vrugt *et al.*, 2006; Clark *et al.*, 2008 ; Camporese *et al.*, 2009). Cette méthode sera donc utilisée pour cette recherche.

Par contre, elle peut demander un très grand temps de calcul, en fonction de la taille de l'ensemble utilisé. La méthode de Monte Carlo requiert un grand nombre de membres d'ensemble pour bien représenter les statistiques d'erreur du modèle (Evensen, 2007). La méthode du Latin Hypercube Sampling (LHS) est une méthode d'échantillonnage aléatoire stratifié (McKay *et al.*, 1979; Iman et Conover, 1980). La distribution de probabilité de chaque paramètre est divisée en S intervalles équiprobables (occurrence de $1/S$). Une valeur est choisie aléatoirement dans chaque intervalle. Cette méthode est utilisée en hydrologie lors

de l'analyse d'incertitude des modèles afin de diminuer le nombre de membres des ensembles (Sieber et Uhlenbrook, 2005; Christiaens et Feyen, 2002).

Aussi, une trop grande ou trop petite perturbation des paramètres du modèle peut conduire à une mauvaise estimation des statistiques d'erreur et ainsi fausser les résultats de l'assimilation. Des méthodes permettent de valider les statistiques d'erreur après l'assimilation (Desroziers *et al.*, 2005). À partir de ces méthodes de validation, des filtres adaptatifs ont été introduits afin de corriger les statistiques d'erreur au fur et à mesure de l'assimilation (Crow et Reichle, 2008; Reichle *et al.*, 2008).

L'ensemble de techniques d'assimilation suppose enfin qu'il n'y a pas de biais entre les observations et les simulations du modèle. Les biais entre les observations et les simulations sont courants en hydrologie (Reichle, 2008). De Lannoy *et al.* (2007) ont introduit un filtre d'ensemble de Kalman permettant de tenir compte du biais entre les observations et les simulations du modèle. Enfin, Reichle (2008) a soulevé le fait qu'un contrôle de qualité sur les observations est nécessaire avant l'assimilation de données afin de ne pas assimiler d'observations erronées provenant, par exemple, d'un mauvais fonctionnement du capteur.

1.1.3 Observations

Plusieurs types d'observations peuvent être assimilés en hydrologie. De nombreuses recherches ont été réalisées à l'aide de données synthétiques (Entekhabi *et al.*, 1994; Hoeben et Troch, 2000; Reichle *et al.*, 2002a; Hurkmans *et al.*, 2006; Pauwels *et al.*, 2006; Camporese *et al.*, 2009). Les données synthétiques (d'humidité du sol ou de hauteur de charge) sont générées à partir d'une simulation du modèle hydrologique. Les résultats de cette simulation sont considérés comme étant des observations. Le modèle est ensuite perturbé en faisant varier ses paramètres. Les données synthétiques sont assimilées au modèle perturbé afin de retrouver la simulation originale. Ces recherches permettent de valider les techniques d'assimilation et sont nécessaires avant l'assimilation de données observées sur le terrain.

Les recherches portant sur l'assimilation de données d'humidité du sol en surface (réel ou synthétique) sont les plus courantes. Plusieurs auteurs ont assimilé des mesures d'humidité du sol en surface dérivées d'observations en micro-ondes passives (Entekhabi *et al.*, 1994; Houser *et al.*, 1998; Margulis *et al.*, 2002; Reichle *et al.*, 2002a). La télédétection radar permet également d'estimer l'humidité du sol en surface et à fait l'objet de recherche en assimilation de données (Hoeben et Troch, 2000; Pauwels *et al.*, 2002). Dans ces deux cas, les données synthétiques étaient générées à partir d'un modèle de transfert radiatif. Enfin, Aubert *et al.* (2003) ont assimilé des mesures d'humidité du sol en surface prises à l'aide de sondes insérées dans le sol. L'ensemble de ces recherches portent sur l'assimilation de l'humidité du sol en surface et l'impact de l'assimilation de mesures d'humidité du sol prises à différentes profondeurs reste à déterminer.

Quelques recherches ont également été réalisées à partir de mesure de débits. Clark *et al.* (2008) ont analysé l'impact de l'assimilation des débits à l'exutoire par rapport à l'assimilation de débits en amont. Ils ont conclu que l'assimilation des débits en amont ne permet pas d'améliorer les simulations de débits à l'exutoire. Pauwels *et al.* (2006) ont conclu que l'assimilation d'observations de débit a un impact sur les simulations d'humidité du sol, puisqu'elle modifie la répartition de l'eau dans le bassin. D'après Aubert *et al.* (2003), lors d'assimilations combinées de débits et d'humidité du sol en surface, les débits ont un effet dominant sauf durant les événements de crues où l'humidité du sol en surface a un effet dominant. Crow et Van Loon (2006) ont conclu que l'assimilation combinée de données d'humidité du sol en surface avec des données de débits réduit l'impact d'une mauvaise estimation des statistiques d'erreurs du modèle.

Enfin, d'autres observations hydrologiques ont également fait l'objet de recherche en assimilation de données. Des mesures de température du sol combinées à des mesures d'humidités du sol en surface ont été assimilées (Entekhabi *et al.*, 1994; Walker *et al.*, 2001). Schuurman *et al.* (2003) ont assimilé les flux de chaleur latente estimés à partir d'images satellitaires NOAA-AVHRR pour le calcul de l'évapotranspiration dans un modèle

hydrologique à base physique. Camporese *et al.* (2009) ont développé un schéma d'assimilation utilisant un filtre d'ensemble de Kalman permettant d'assimiler autant les hauteurs de charge, les mesures d'humidité du sol en surface et à différentes profondeurs ainsi que des mesures de débits. Des expériences assimilant des données synthétiques ont été réalisées.

La combinaison de données hydrologiques présente un champ de recherche prometteur en assimilation de données. Les données disponibles sur le bassin versant de la rivière des Anglais permettent l'assimilation de données de débits à l'exutoire et en amont ainsi que d'humidité du sol mesurés par des stations hydrométéorologiques à différentes profondeurs. L'estimation de l'humidité du sol à l'aide de données de télédétection est également possible. Étant donné la superficie du bassin versant à l'étude ($\sim 700 \text{ km}^2$), la télédétection radar est préconisée par rapport à la télédétection en micro-ondes passives. La section suivante présente les particularités de l'estimation de l'humidité du sol à partir de données radar pour des régions agricoles de l'est du Canada, tel que le bassin versant de la rivière des Anglais.

1.1.4 Télédétection radar

Au cours des dernières décennies, plusieurs recherches ont utilisé la télédétection radar afin d'estimer l'humidité du sol en surface. La sensibilité des micro-ondes à l'humidité des sols est basée sur la variation de la constante diélectrique qui dépend de la teneur en eau du sol. Plusieurs algorithmes ont été développés pour relier l'humidité du sol au coefficient de rétrodiffusion mesuré par le radar. Ces modèles peuvent être empiriques (Ulaby *et al.*, 1982), semi-empiriques (Oh *et al.*, 1992; Dubois *et al.*, 1995), ou fondés sur les théories électromagnétiques de diffusion tels que le modèle de l'équation intégrale (IEM) (Fung, 1994). En général, une augmentation de la teneur en humidité du sol entraîne une augmentation du coefficient de rétrodiffusion. Outre la sensibilité à l'humidité du sol, le coefficient de rétrodiffusion est sensible à la rugosité de surface et la couverture végétale. En raison de ces facteurs, il est difficile d'estimer l'humidité du sol avec des données radar ayant une seule fréquence, une seule polarisation et un seul angle d'incidence.

Le modèle IEM a été validé sur une petite échelle (en laboratoire) par plusieurs auteurs (Macelloni *et al.*, 2000; Mancini *et al.*, 1999). Toutefois, de nombreux auteurs ont rapporté une faible corrélation entre les données radar observées et le modèle IEM (Mattia *et al.*, 1997; Baghdadi et Zribi, 2006). Des adaptations du modèle IEM ont été proposées pour tenir compte, entre autres, de la pénétration du signal dans le sol (Boisvert *et al.*, 1997), de l'effet de la végétation (Bindlish et Barros, 2001) ou afin de mieux représenter la diffusion multiple (Hsieh et Fung, 1999; Chen *et al.*, 2000). Un modèle incluant un coefficient de réflexion qui est fonction de la rugosité de surface, a également été introduit (Wu *et al.*, 2001; Wu et Kun-Shan, 2004). Néanmoins, le modèle standard IEM de Fung (1994) est encore le plus utilisé (Moran *et al.*, 2004). Il a été proposé par Verhoest *et al.*, (2008) que les différences entre les simulations et les observations proviennent de la variabilité spatiale de l'humidité du sol et de la rugosité.

Pour surmonter ce problème, de nombreuses approches ont été développées. Certains auteurs combinent plusieurs images de différents angles d'incidence avec le modèle IEM pour séparer l'effet de l'humidité du sol et de la rugosité (Zribi et Dechambre, 2002; Pasquariello *et al.*, 1997; Rahman *et al.*, 2008). Selon Fung *et al.* (1996), cette approche est préférable à des données terrain de rugosité, car les mesures terrains présentent des problèmes au niveau de l'hétérogénéité et de la résolution de site échantillonné. Toutefois, des ensembles de satellites multi-incidences ne sont pas disponibles actuellement. Les techniques multi-incidences impliquent donc des images prises à différents moments, avec l'hypothèse que la rugosité ne change pas entre les acquisitions.

Mattia *et al.* (2006) ont proposé d'utiliser l'information sur l'utilisation du sol pour déterminer des domaines de rugosité. Cette information ainsi qu'une estimation a priori de l'humidité provenant d'un indice de précipitations antécédentes sont utilisées pour contraindre le modèle IEM. Verhoest *et al.* (2007) ont établi une distribution possible d'humidité du sol en utilisant l'information sur le type de cultures avec un modèle de

rétrodiffusion. Baghdadi *et al.* (2004) ont utilisé une relation empirique entre des paramètres de rugosité du sol pour calibrer le modèle IEM.

En outre, des données multipolarisations ont été utilisées pour estimer l'humidité du sol en surface avec le modèle IEM (Bindlish et Barros, 2000; Holah *et al.*, 2005) ou des modèles semi-empiriques (Oh *et al.*, 1992; Dubois *et al.*, 1995). Hanjsek *et al.* (2009) ont également proposé d'utiliser les données polarimétriques et le modèle de X-Bragg pour estimer l'humidité des sols en région agricole.

La présence de la végétation a également un effet sur le signal de rétrodiffusion. La rétrodiffusion totale dans un couvert peut être divisée en trois contributions (Attema et Ulaby, 1978): rétrodiffusion directe de la canopée, la rétrodiffusion directe de sol, et un terme d'interaction entre le sol et le couvert végétal. L'importance de ces trois contributions dépend de la géométrie et des propriétés diélectriques de la végétation et des paramètres du capteur comme l'angle d'incidence, la fréquence et la polarisation (Fung, 1994). Plusieurs modèles théoriques permettent d'évaluer les différentes contributions de la rétrodiffusion d'un couvert végétal ont été développés (Ulaby *et al.*, 1990; Chauhan *et al.*, 1991; Karam *et al.*, 1995). Toutefois, ils exigent des connaissances de plusieurs caractéristiques du couvert végétal souvent difficiles à obtenir, et ils sont très complexes et difficiles à inverser. Le « Water Cloud Model », WCM (Attema et Ulaby, 1978) est un exemple de modèles semi-empiriques simples décrivant le couvert végétal. Dans ce modèle, la végétation est représentée par un nuage de gouttelettes sphériques qui sont suspendues dans la matière sèche. La végétation peut être représentée par des variables telles que l'indice de surface foliaire ou la teneur en eau de la végétation. Dans le modèle WCM le terme d'interaction est négligé. L'utilisation de données multipolarisations ou polarimétriques fournit plus d'information sur la rétrodiffusion et permet ainsi une caractérisation du couvert végétal. Dans cette optique, Freeman et Durden (1998) ont développé une décomposition du signal radar polarimétrique permettant de caractériser la rétrodiffusion d'un couvert végétal. Cette décomposition sépare le signal radar en contributions provenant de la diffusion de surface, de volume et de double réflexion. Différents ratios de polarisation utilisant des données

multipolarisations permettent également de caractériser l'importance du couvert végétal (Kim et van Zyl, 2004; Kim et Van Zyl, 2009; Charbonneau *et al.*, 2005).

Les champs agricoles, particulièrement de l'Est du Canada présentent une situation particulière. Les champs sont gelés ou avec un couvert de neige entre novembre et avril. D'avril à mai, de nombreuses opérations sont réalisées dans les champs, comme le labour et l'ensemencement, changeant ainsi la rugosité du sol de semaine en semaine. Par conséquent, les approches multi-temporelles et donc multi-incidences sont limitées par les pratiques agricoles. Des techniques utilisant une information a priori sur la rugosité de surface sont également difficiles à appliquer, puisque le type de culture varie souvent d'une année à l'autre et peut être difficile à prévoir en début de saison. La végétation commence à croître à partir de mai et son influence doit être prise en considération. Le calage semi-empirique des paramètres de rugosité du modèle IEM est une approche prometteuse pour l'estimation de l'humidité des sols sur les zones agricoles nues dans l'Est du Canada, avec la combinaison de données polarimétriques pour évaluer l'influence de la végétation lorsqu'il y a présence d'un faible couvert végétal.

1.1.5 Site à l'étude

Plusieurs éléments ont fait du bassin versant de la rivière des Anglais, un sous bassin-versant de la rivière Châteauguay, un choix idéal pour cette recherche. D'une part, le bassin versant présente une problématique de gestion de la ressource en eau. D'autre part, plusieurs données permettant de caractériser le bassin versant sont disponibles, en plus d'un réseau de stations hydrométéorologiques (Mésonet-Montréal). Enfin, le bassin se trouvant à proximité d'un centre urbain (Montréal), il est facilement accessible pour effectuer des campagnes de mesures sur le terrain.

Tremblay (1981) fut l'un des premiers à aborder, entre autres, les problématiques d'utilisation de l'eau sur le bassin versant de la rivière Châteauguay. Il traite de la pollution de l'eau, la gestion des eaux usées, l'alimentation en eau potable, les inondations et le

drainage agricole. Aussi, plusieurs études ont été réalisées sur le bassin versant de la rivière Châteauguay portant sur la problématique des inondations (Larouche, 1986; Brisette *et al.*, 1998; Awadallah *et al.*, 1999; Bouillon *et al.*, 1999; Lavallée *et al.*, 2000). L'impact des changements climatiques sur le bassin versant de la rivière Châteauguay a également fait l'objet de plusieurs études (Roy, 2000; Roy *et al.*, 2001; Mareuil, 2005). Le bassin versant de la rivière Châteauguay est l'un des territoires à l'étude par le consortium Ouranos et d'autres projets portant sur l'impact des changements climatiques sont actuellement en cours (Ouranos, 2010).

Des études pédologiques décrivant les propriétés physiques et chimiques des sols ont été réalisées par le ministère de l'Agriculture du Québec (Baril *et al.*, 1950; Mailloux *et al.*, 1954). Le Service des plans d'aménagement du ministère des Terres et Forêts du Québec (1973) a étudié l'occupation du sol du bassin versant, plus particulièrement l'inventaire forestier, les différents peuplements et la possibilité d'exploitation. Le document décrit également la géographie, la physiographie, l'hydrographie ainsi que la faune du territoire. Dans le cadre d'un programme de connaissances intégrées du gouvernement du Québec visant à caractériser les bassins hydrologiques populeux du Québec, des études ont été faites sur le bassin versant de la rivière Châteauguay dans les années 1980. Les principales caractéristiques hydrologiques sont décrites par Lapointe (1980). McCormack (1980) traite de l'hydrogéologie de la région et de l'eau souterraine. L'aspect démographique ainsi que les caractéristiques physiques du bassin versant sont présentés par Desmeule et Gélinas (1981). La Commission géologique du Canada et le ministère du Développement durable, de l'Environnement et des Parcs (MDDEP) ont entrepris, en 2003, une vaste étude hydrogéologique du bassin versant de la rivière Châteauguay (Nastev *et al.*, 2004). Dans le cadre de ce projet, une caractérisation des propriétés hydrauliques (Lavigne, 2006) a été réalisée. Benoît (2005) a effectué une étude de la transmissivité de l'aquifère. Une estimation de la distribution spatiale et temporelle de la recharge (Croteau, 2006) a été faite sur le bassin versant ainsi qu'une étude hydrochimique (Blanchette, 2006).

Quelques études utilisant des données radar ont été effectuées sur le bassin versant de la rivière Châteauguay. Leconte *et al.* (1998) ont réalisé une étude sur la quantification du couvert de neige et de glace ainsi que sur la détection du sol gelé. Une étude portant sur l'estimation de l'humidité du sol à l'aide d'image RADARSAT-1 a également été faite par Galarneau (Galarneau, 2000; Leconte *et al.*, 2004).

1.2 Objectifs et hypothèses

En regard à la problématique, l'objectif principal de la recherche est d'évaluer le potentiel de l'assimilation d'observations d'humidité du sol et de débits sur les simulations hydrologiques. L'étude est effectuée sur le bassin versant de la rivière des Anglais à l'aide d'un modèle hydrologique distribué à base physique, CATHY. Les observations proviennent de différentes sources : débit à l'exutoire et en amont (provenant du Centre d'expertise hydrique du Québec), humidité du sol mesurée à l'aide de sonde à différentes profondeurs et humidité du sol en surface provenant de la télédétection radar. Les analyses portent sur l'impact de l'assimilation de ces différentes observations (seules ou combinées) sur les simulations de débits et d'humidité du sol, ainsi que sur le diagnostic des lacunes du modèle ou des observations à l'aide de l'assimilation. De cet objectif principal découle plusieurs objectifs secondaires.

Des modèles d'évapotranspiration et de fonte de neige devront d'abord être intégrés au modèle CATHY, ce qui constitue le premier objectif. Un second objectif est d'effectuer un calage sur les débits et l'humidité du sol pour le bassin versant de la rivière des Anglais. Le calage est réalisé principalement sur les débits à l'exutoire puisque des observations de débit sont disponibles sur plusieurs dizaines d'années. Des observations de débits en amont ainsi que des observations d'humidité du sol sont disponibles pour quelques années et sont aussi utilisés. Un troisième objectif est d'évaluer les paramètres du modèle les plus influents sur les simulations de débits et d'humidité du sol à l'aide d'une analyse de sensibilité locale.

Le quatrième objectif est d'estimer l'humidité du sol en surface pour des sols nus et de faible végétation à l'aide d'images radar multipolarisations ou polarimétriques. Pour ce faire, une relation empirique caractérisant la rugosité du sol ainsi que le modèle IEM avec deux polarisations (HH et VV) sont utilisés. Un cinquième objectif est d'analyser l'effet de la végétation sur l'estimation de l'humidité du sol. Enfin, un sixième objectif est l'évaluation de l'erreur sur l'estimation de l'humidité du sol, information essentielle pour l'assimilation de données.

Enfin, le dernier objectif est d'assimiler des observations de débit à l'exutoire, de débits en amont, d'humidité du sol ponctuelles mesurées à différentes profondeurs, d'humidité du sol provenant de la télédétection radar ainsi que la combinaison de différents types d'observations.

La recherche tentera ainsi de valider les hypothèses suivantes :

- 1) L'intégration du modèle de Oudin pour le calcul de l'évapotranspiration ainsi que le modèle de fonte de neige d'HYDROTEL dans le modèle CATHY permettront de calculer les conditions atmosphériques.
- 2) L'utilisation de données polarimétriques permettra une meilleure estimation de l'humidité du sol pour les régions en présence de faible végétation.
- 3) L'utilisation d'un LHS permettra de réduire la taille de l'ensemble par rapport à la méthode de Monte Carlo.
- 4) L'assimilation des observations de débit (à l'exutoire et en amont) aura un impact sur les simulations d'humidité du sol en surface et en profondeur.
- 5) L'assimilation d'observations d'humidité du sol *ponctuelles* à différentes profondeurs aura un impact sur les simulations d'humidité du sol (en surface et en profondeur) de *l'ensemble de bassin* ainsi que sur les simulations de débits (à l'exutoire et en amont).
- 6) L'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface *spatialisées* aura un impact sur les simulations d'humidité du sol *en profondeur* et sur les simulations de débits.

- 7) La combinaison d'observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol dans le processus d'assimilation améliorera les simulations par rapport à l'assimilation séparée de ces observations.

1.3 Aspects novateurs

Plusieurs recherches d'assimilation de données en hydrologie ont été réalisées à l'aide de schémas de surface. Ces recherches ont majoritairement été effectuées sur de grands bassins ($>10\,000\text{km}^2$) et assimilent des données d'humidité du sol en surface dérivées des micro-ondes passives. L'utilisation d'un modèle hydrologique, simulant les débits, pour l'assimilation de données reste à ses débuts. Les recherches sur de plus petits bassins, comme le bassin de la rivière des Anglais, sont aussi moins courantes. L'utilisation de données d'humidité du sol provenant de la télédétection radar a démontré son potentiel à l'aide de données synthétiques, tout comme l'assimilation de données d'humidité du sol en profondeur. Cependant le potentiel de l'assimilation d'observations (et non de données synthétiques) reste encore à démontrer.

Le protocole d'assimilation présente également des aspects innovateurs. Un LHS est utilisé plutôt qu'une méthode de Monte Carlo pour générer les membres du filtre d'ensemble de Kalman afin de réduire le temps de calcul. La validation des statistiques d'erreur est peu utilisée dans les recherches d'assimilation de données en hydrologie, quoiqu'essentielle. L'analyse des statistiques d'erreur permet non seulement de valider que l'assimilation est réalisée dans un contexte optimal, mais elle permet aussi d'évaluer les faiblesses du modèle hydrologique.

L'estimation de l'humidité du sol en surface des champs agricoles de l'est du Canada à l'aide de la télédétection radar présente toujours des difficultés. L'arrivée récente de satellites multipolarisations et polarimétriques permet l'utilisation de ce type de données, et constitue une approche prometteuse. L'évaluation de l'incertitude sur l'estimation de l'humidité du sol en surface est également essentielle dans un contexte d'assimilation de données.

CHAPITRE 2

SITE D'ÉTUDE ET DONNÉES EXPÉRIMENTALES

Ce chapitre présente le site à l'étude, ainsi que toutes les données utilisées dans cette recherche. Une description des données utilisées pour caractériser le bassin versant à l'étude est donc faite. Les données de télédétection utilisées ainsi que les campagnes de mesures sur le terrain sont également décrites.

2.1 Site d'étude

Le territoire à l'étude est le bassin versant de la rivière des Anglais, un sous-bassin versant de la rivière Châteauguay. Ce bassin versant chevauche la frontière canado-américaine. Il est situé au sud-ouest de Montréal (Québec), à l'intérieur des latitudes 44°30' N et 45°30' N et des longitudes 73°30' W et 74°30' W (UTM18, 550000 à 615000 Est, et 4940000 à 5030000 Nord). Le bassin versant de la rivière Châteauguay draine une superficie de 2 543 km² (dont 43% aux États-Unis). La rivière des Anglais est le principal tributaire de la rivière Châteauguay. Son bassin versant draine une superficie de 727 km², dont 541 km² situés au Québec (figure 2.1).

La topographie du bassin versant de la rivière des Anglais (figure 2.2) est caractérisée par une plaine dans la partie nord du bassin qui correspond aux Basses-Terres-du-Saint-Laurent. Le relief devient plus montagneux au fur et à mesure que l'on progresse vers le sud jusqu'aux Appalaches. La rivière Châteauguay prend sa source à partir du Upper Chateauguay Lake dans l'état de New York et se déverse dans le lac St-Louis sur la rive sud du fleuve Saint-Laurent au Québec. La rivière des Anglais prend sa source dans les Appalaches et s'écoule en direction nord-ouest pour rejoindre la rive droite de la rivière Châteauguay un peu en amont de Sainte-Martine au Québec. Elle parcourt une distance d'environ 65 km sur une dénivellation de 328 m.

Une particularité du bassin versant de la rivière des Anglais est la présence de terre organique dans la portion nord-est du bassin versant (figure 2.3). La caractérisation de ce type de sol est plus difficile et entraîne des difficultés autant lors de la modélisation hydrologique que lors de l'estimation de l'humidité du sol à l'aide de la télédétection radar.

L'utilisation du territoire du bassin versant de la rivière Châteauguay et du sous-bassin versant de la rivière des Anglais est essentiellement agricole pour la portion canadienne (Caumartin, 1996) (figure 2.4). Les principales cultures sont les cultures maraîchères (dans les terres organiques), fourragères et de maïs. On y trouve également de la production bovine et de l'acériculture. Du côté américain, le territoire est principalement occupé par des forêts, majoritairement de conifères. Tout comme du côté canadien, on retrouve également de l'agriculture, principalement de la production laitière.

2.2 Données sur le bassin versant de la rivière des Anglais

Plusieurs données permettant de caractériser le bassin versant de la rivière des Anglais sont disponibles dans différentes bases de données. Ces données aideront à la caractérisation du bassin versant pour la modélisation hydrologique à l'aide du modèle CATHY (Chapitre 3).

2.2.1 Données physiographiques

Le modèle numérique d'élévation utilisé pour caractériser le bassin versant provient du United States Geological Survey (USGS, 2010). L'écart entre les points d'élévation le long d'un profil est de 90 m. Ces données ont été choisies, car elles incluent autant la portion canadienne qu'américaine du bassin versant et que la résolution spatiale est comparable à celle utilisée par CATHY.

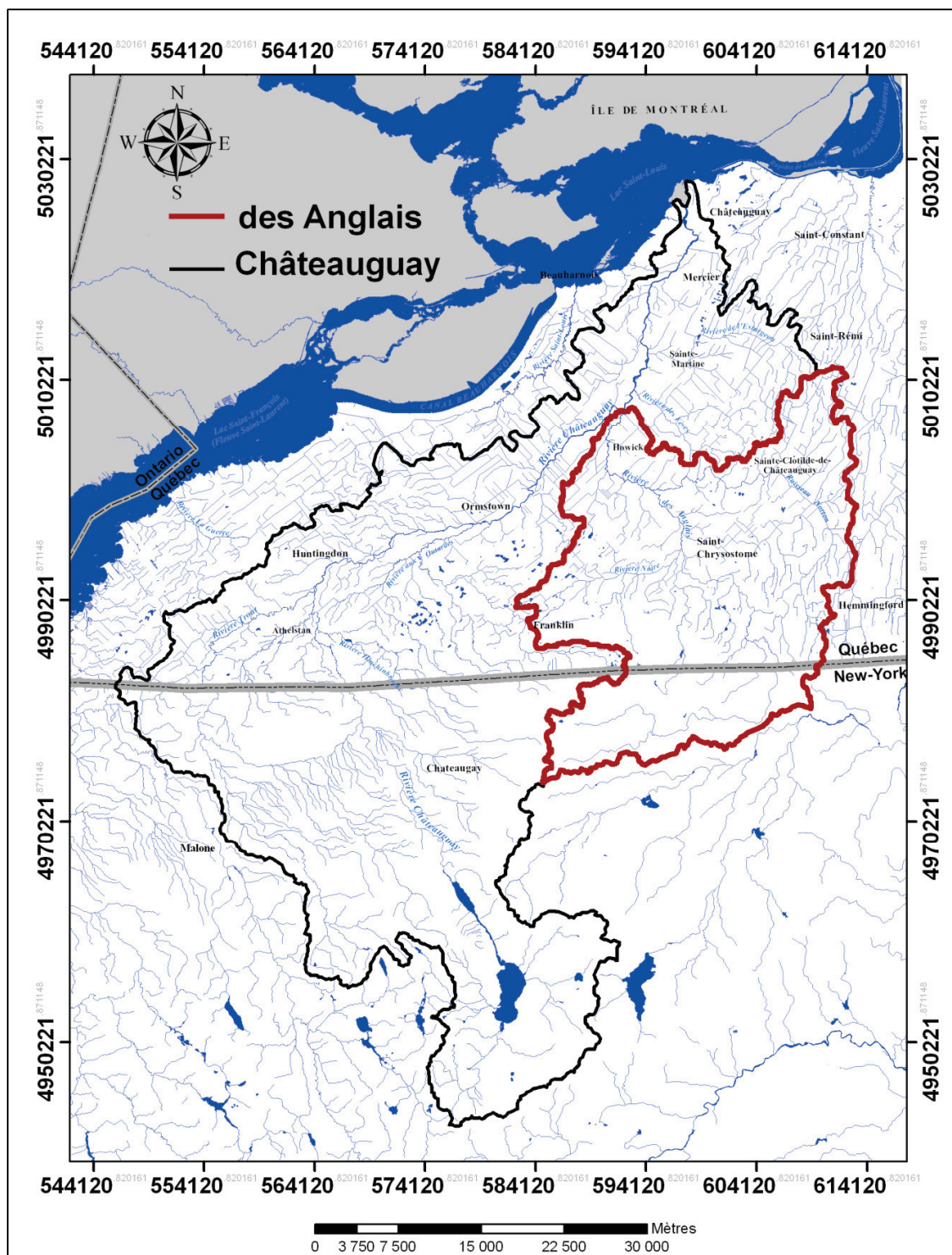


Figure 2.1 Bassin versant de la rivière des Anglais.

(Baril *et al.*, 1950; USDA et Cornell-University, 1993). Cette information est utile pour la caractérisation des sols du modèle hydrologique. Des argiles Champlain occupent la partie nord du bassin versant de chaque côté de la rivière des Anglais. Les argiles non calcaires se retrouvent au nord-ouest du bassin versant et constituent la roche-mère de l'argile de St-Rosalie et de l'argile de Rideau. Cette zone correspond également à la portion confinée de la nappe phréatique. L'argile neutre sur till calcaire constitue la roche-mère du limon fin argileux de St-Blaise, situé au nord-est du bassin. Les sols sur sédiment de till glaciaire occupent la plus grande partie du bassin versant (partie centrale). On les reconnaît par la présence de pierre et d'accidents topographiques. On classe souvent les tills en trois groupes : till dolomitique, till dolomitique et gréseux et till gréseux.

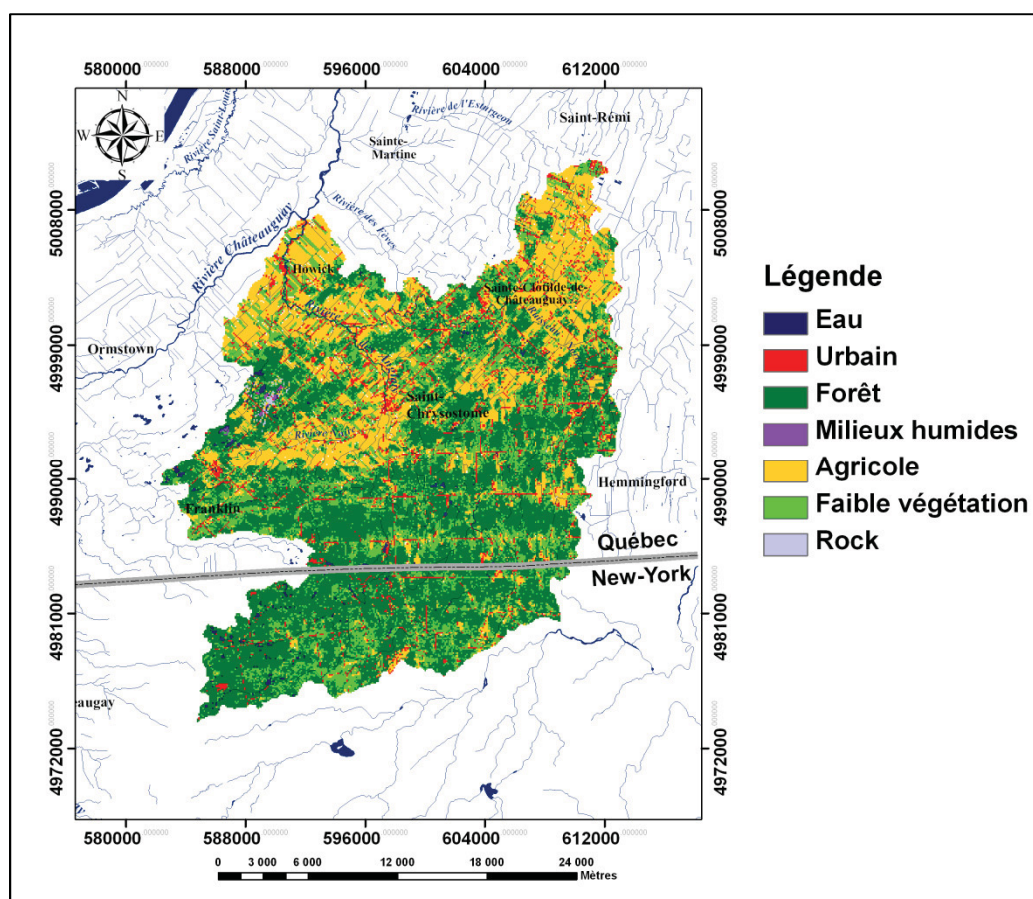


Figure 2.3 Carte de l'occupation du sol.

Le limon argilo-graveleux caillouteux de St-Bernard est un till dolomitique. Ce type de sol contient une grande quantité de pierre. On le retrouve en association avec le limon sablo-graveleux caillouteux de Norton. En général, ces sols sont plus sableux et plus profonds que ceux de la série St-Bernard. Le limon sablo-graveleux caillouteux de Perrot est un till gréseux, il se caractérise par la nature gréseuse (grès de Postdam) et la coloration blanche des matériaux qui le compose. Le limon sablo-caillouteux de Covey est un till gréseux qui se retrouve sur les pentes de la colline de Covey Hill, alors que le limon sablo-caillouteux de Rockburn est un till gréseux qui se retrouve dans les dépressions du plateau de Covey Hill. Le sol y est plus humifère.

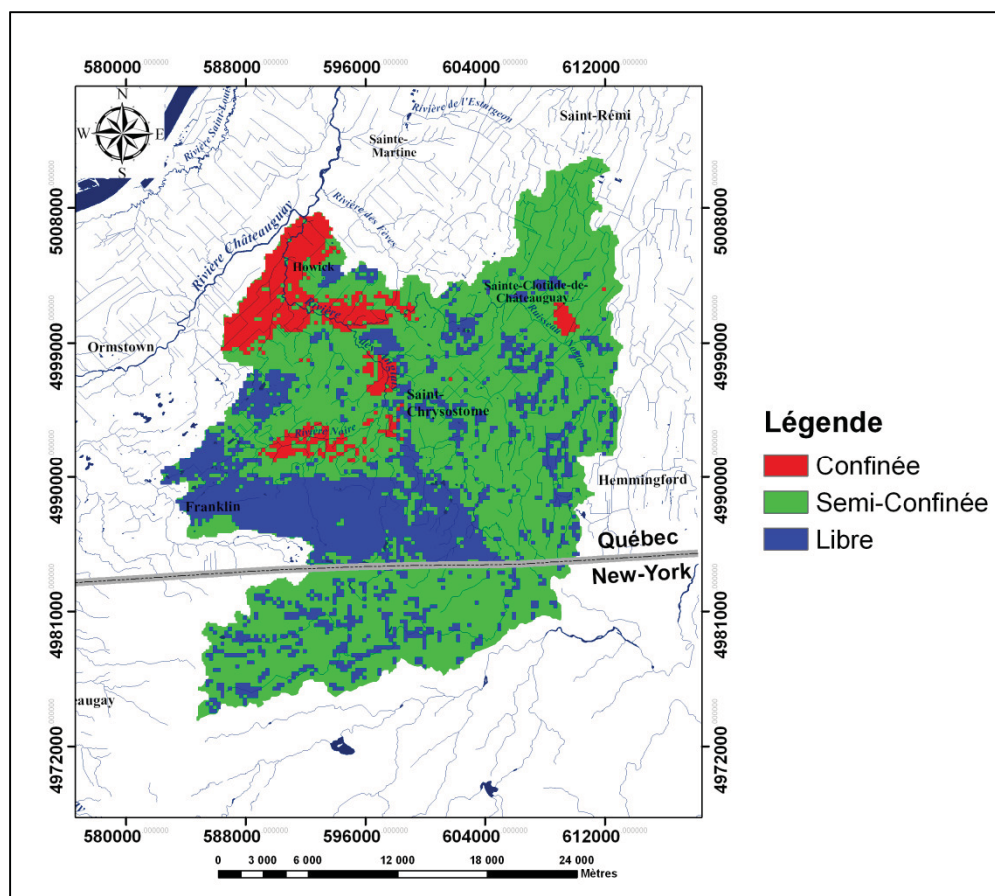


Figure 2.4 Carte du contexte hydrologique de la nappe phréatique.

Il accompagne habituellement la série de Perrot. Les sols organiques ou humifères occupent une bonne portion du nord-est du bassin versant. Ils sont le vestige de lac d'âge glaciaire ou

Champlain. De manière générale, l'humus est de coloration très noire et bien décomposée (Baril *et al.*, 1950).

Deux formations géologiques se distinguent dans la portion américaine du bassin, soit les dépôts sur till glaciaire ainsi que les sédiments fluvio-glaciaires. Les dépôts sur till glaciaire de la portion américaine sont la continuité de ceux de la portion canadienne. Ils sont caractérisés par des dépôts glaciaires limoneux provenant principalement de grès (grès de Postdam) et de granite. On retrouve également, associé à ces tills glaciaires, des dépôts d'épandage fluvio-glaciaire, principalement du sable et du gravier, apportés par l'eau de fonte de glaciers (USDA et Cornell-University, 1993).

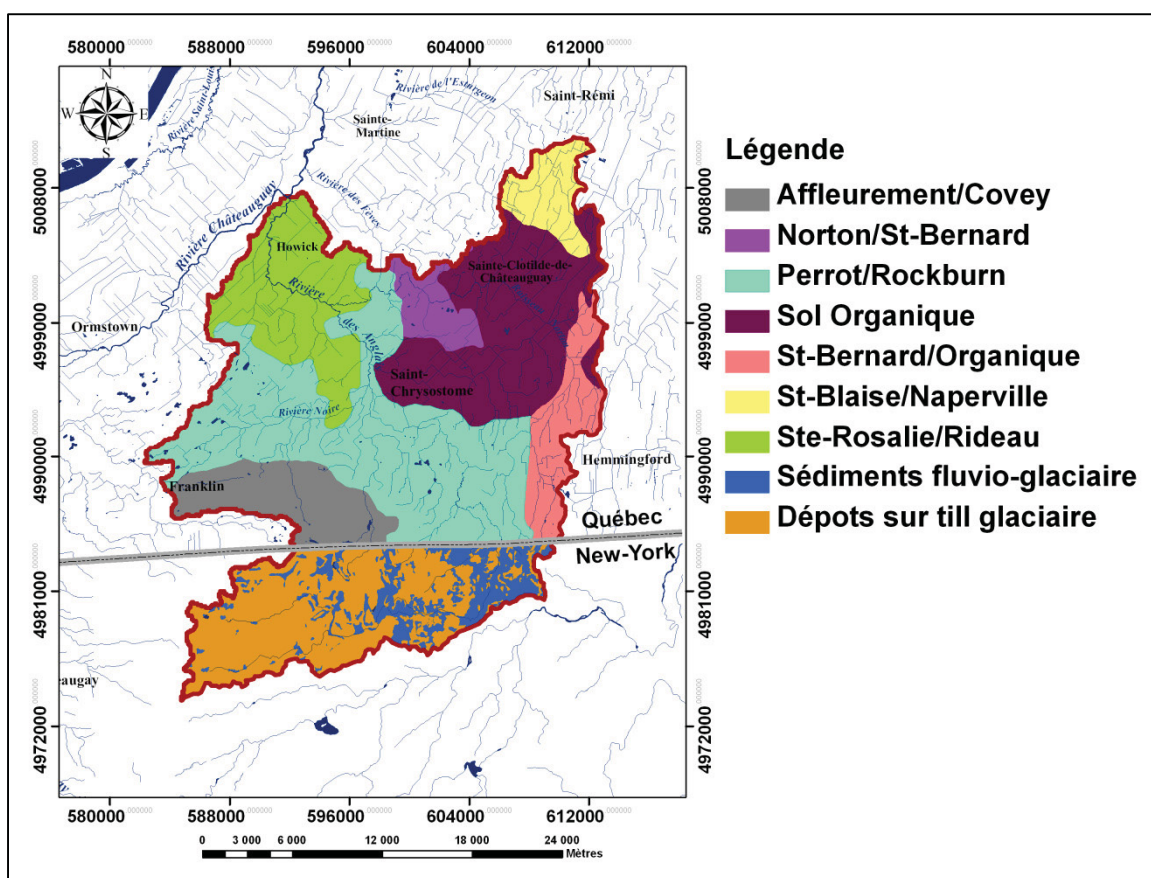


Figure 2.5 Carte des types de sol.

2.2.2 Données météorologiques

Les données atmosphériques (précipitations, températures minimums et maximums), utilisées comme données d'entrée au modèle hydrologique, proviennent d'Environnement Canada (Environnement Canada, 2010) pour les données canadiennes et du National Climatic Data Center (NCDC, 2006) pour les données américaines. Sept stations météorologiques canadiennes et quatre stations américaines ont été sélectionnées (figure 2.6) car elles couvrent la période temporelle à l'étude, soit de 1996 à 2008.

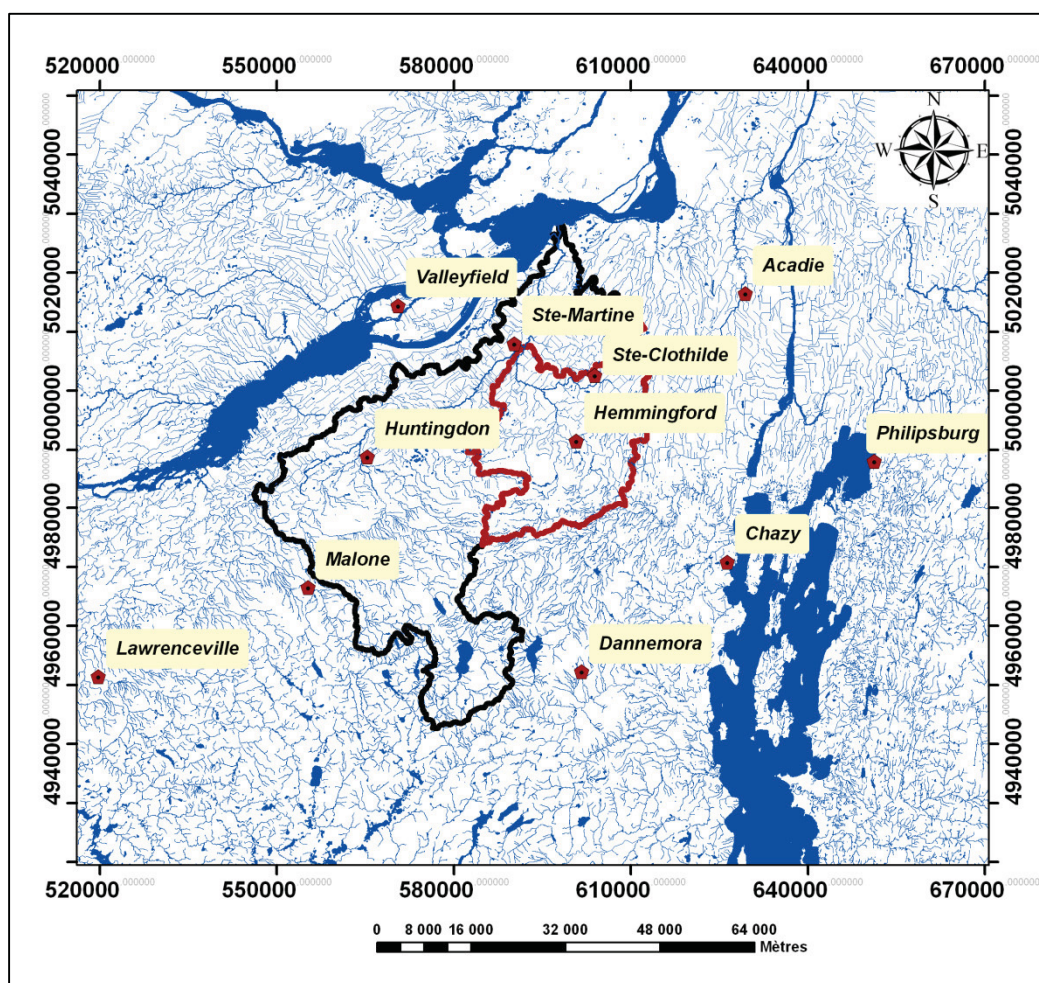


Figure 2.6 Stations météorologiques de 1996 à 2008.

Afin d'obtenir une moyenne pondérée pour l'ensemble du bassin versant de la rivière des Anglais, une interpolation par inverse des distances au carré a été réalisée sur les données atmosphériques. Les tableaux 2.1 et 2.2 montrent les statistiques des conditions atmosphériques pour chaque station pour les années à l'étude. Le tableau 2.3 présente les moyennes mensuelles de l'interpolation pour les années 1996 à 2008. Les températures maximums, atteintes en juillet sont, en moyenne, au-dessus de 25°C, alors que les températures minimums sont atteintes en janvier et sont, en moyenne, en dessous de -13°C. Les précipitations annuelles moyennes sont d'environ 1000 mm par année.

Tableau 2.1 Statistiques annuelles des températures 1996-2008

	Stations	Moyenne (°C)	Écarts- types (°C)	Médiane (°C)	Minimum moyen (°C)	Maximum moyen (°C)
Canada	Acadie	6,8	11,7	7,8	-27,8	32,8
	Hemmingford	7,1	11,6	8,3	-30,6	33,2
	Huntingdon	7,8	11,8	9,5	-28,0	33,8
	Phillipsburg	7,6	11,4	8,7	-27,8	32,8
	Ste-Clothilde	6,5	11,5	7,5	-30,0	33,3
	Ste-Martine	7,2	11,7	8,3	-27,5	33,6
	Valleyfield	7,2	11,8	8,25	-26,7	33,0
États- Unis	Chazy	7,9	11,1	8,6	-29,3	32,6
	Dennemora	6,8	11,1	7,5	-26,9	31,6
	Lawrenceville	7,7	11,4	8,6	-29,5	32,7
	Malone	6,1	11,6	7,2	-28,3	31,5
	Moyenne sur l'ensemble du bassin	7,0	11,4	7,7	-27,5	32,9

Tableau 2.2 Statistiques des précipitations 1996-2008

	Stations	Moyenne annuelle (mm)	Écarts-types interannuel (mm)	Extrême quotidien annuel moyen (mm)	Extrême quotidien sur toute la période (mm)
Canada	Acadie	995,3	152,2	48,5	74,6
	Hemmingford	887,9	249,3	55,1	120,5
	Huntingdon	824,6	240,6	62,2	154,0
	Phillipsburg	1002,9	188,7	52,8	72,2
	Ste-Clothilde	972,2	103,5	63,3	123,0
	Ste-Martine	974,9	164,5	56,0	126,8
	Valleyfield	973,1	143,6	50,0	75,2
États-Unis	Chazy	690,5	139,3	59,2	108,5
	Dennemora	1188,1	190,7	61,6	115,6
	Lawrenceville	1031,1	123,7	62,2	104,1
	Malone	1015,4	108,8	66,6	105,9
	Moyenne sur l'ensemble du bassin	1015,0	126,9	65,0	126,4

Tableau 2.3 Statistiques mensuelles des conditions atmosphériques moyennées sur l'ensemble du bassin, 1996-2008

	Jan.	Févr.	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil.	Août	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.
Température (°C)												
Moyenne	-9,0	-7,4	-2,0	5,9	13,0	18,5	20,5	19,6	15,9	8,6	2,9	-3,4
Maximum moyen	-4,1	-2,1	3,0	11,2	19,0	24,3	26,1	25,5	21,8	13,6	7,2	0,8
Minimum moyen	-13,9	-12,7	-6,9	0,5	7,1	12,7	15,0	13,7	10,0	3,5	-1,3	-7,7
Précipitation (mm)												
Moyenne mensuelle	70	50	63	80	97	103	103	87	97	100	87	78
Extrême mensuel moyen	21,5	18,3	21,1	26,2	37,2	38,9	30,2	39,1	42,5	33,7	33,6	25,5
Extrême absolu	38,7	29,9	33,0	53,0	123,0	83,6	44,3	78,0	72,0	60,5	126,4	64,0

moyen à l'exutoire est de $60 \text{ m}^3/\text{s}$. On remarque aussi que le débit en amont de la station 30923 couvre la plus petite superficie de drainage, avec un débit moyen de $0,6 \text{ m}^3/\text{s}$ et un débit maximum annuel moyen de $3,5 \text{ m}^3/\text{s}$. La station 30920 montre un débit moyen de $0,8 \text{ m}^3/\text{s}$ et un débit maximum annuel moyen de $5,7 \text{ m}^3/\text{s}$, alors que la station 30921 présente un débit moyen de $4,5 \text{ m}^3/\text{s}$ et un débit maximum annuel moyen de $24 \text{ m}^3/\text{s}$.

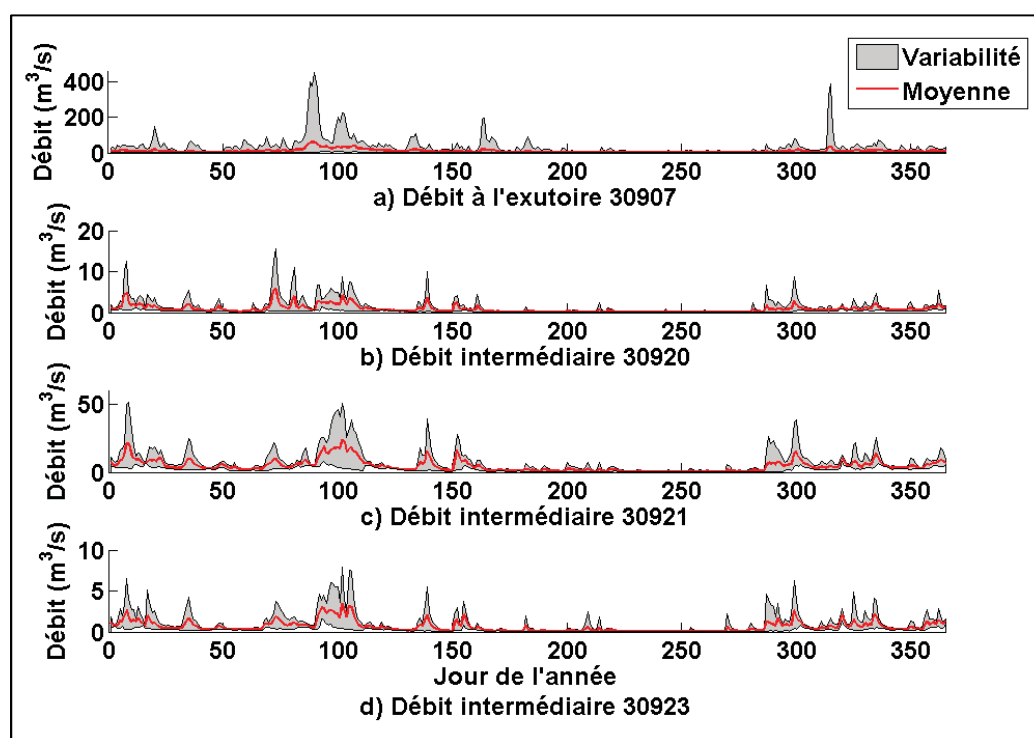


Figure 2.8 Variabilité et moyennes interannuelles des observations de débits.

2.2.4 Données hydrométéorologiques

Enfin, sept stations hydrométéorologiques du réseau Mésonet-Montréal sont situées à l'intérieur du bassin versant de la rivière des Anglais (figure 2.9). Des mesures de profils verticaux d'humidité du sol prises par ces stations sont utilisées dans cette recherche. Les stations Ruisseau Cranberry et St-Michel-de-Napierville sont situées dans un sol organique. Les stations Mésonet-Montréal ont été en fonction entre 2003 et 2007. Elles sont situées à l'intérieur de champs agricoles, ou à proximité. Le tableau 2.4 présente la période où les données ont été disponibles pour chaque station. Aucune donnée de profil d'humidité du sol

n'est disponible pour la station de Covey Hill. Les profils d'humidité du sol ont été réalisés toutes les heures avec des sondes TDR (Time-Domain Reflectometry) composées de quatre segments de 15 cm et un segment de 30 cm (mesures prises à 15 cm, 30 cm, 45 cm, 60 cm et 90 cm). La mesure d'humidité du sol de chaque segment est la moyenne de l'humidité du sol sur la longueur du segment. Les mesures de profils d'humidité du sol ont d'abord été filtrées à l'aide du logiciel Matlab (MathWorks, 2010). Une régression locale robuste qui ne tient pas compte des données ayant un écart de plus de 6 écarts-types par rapport à la moyenne locale est utilisée. Les valeurs horaires ont ensuite été moyennées sur une journée.

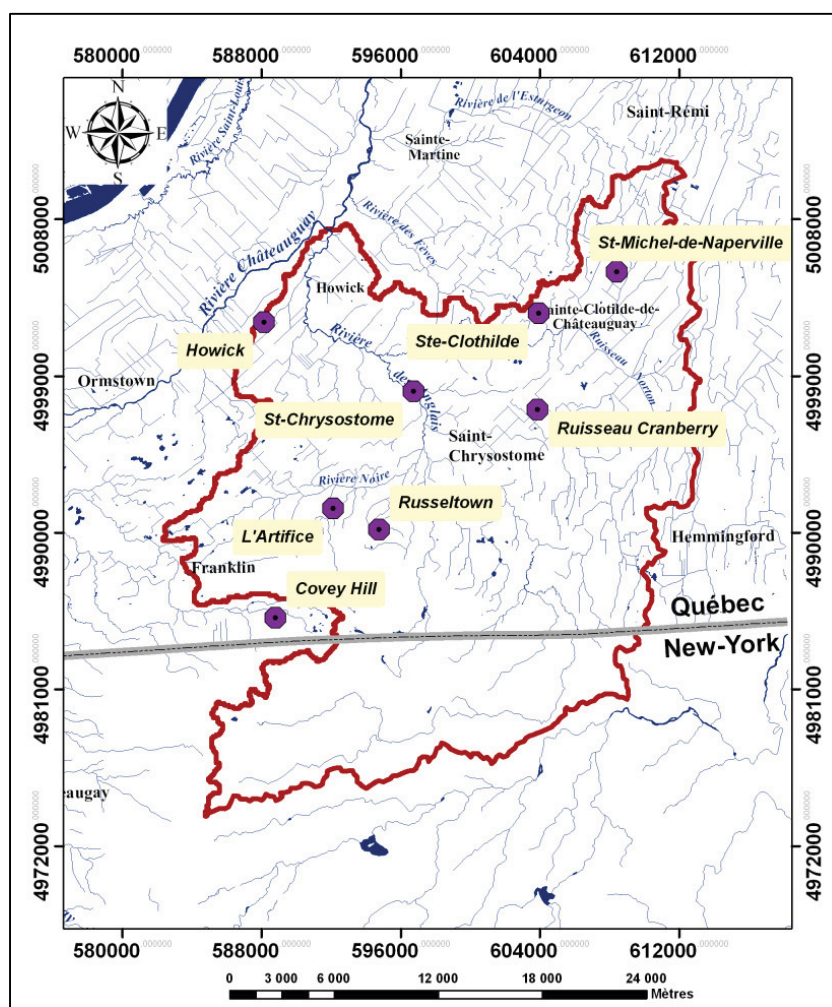


Figure 2.9 Carte des stations Mésonet-Montréal.

Tableau 2.4 Disponibilité des données d'humidité du sol des stations Mésonet-Montréal

Station	Début	Fin
L'Artifice	4 août 2004	31 décembre 2005
Covey Hill	—	—
Howick	9 octobre 2003	27 juillet 2007
Ruisseau Cranberry	11 juin 2004	10 août 2005
Russeltown	4 août 2004	31 décembre 2005
St-Chrysostome	10 juillet 2004	2 juillet 2006
Ste-Clothilde	13 mai 2004	31 décembre 2005
St-Michel-de-Napierville	4 juin 2004	15 juin 2005

Un contrôle de qualité des données des données Mésonet-Montréal est nécessaire, car les mesures des stations peuvent être influencées par le drainage, l'irrigation des champs ou le gel dans le sol. D'abord, seules les données comprises entre le 1^{er} avril et le 1^{er} novembre de chaque année ont été considérées. D'une part, le sol n'est habituellement pas gelé durant cette période, et d'autre part, ce sont les périodes qui sont à l'étude pour l'assimilation de données. Les années à l'étude pour l'assimilation de données sont de 2004 à 2008, ainsi, les données prises avant le 1^{er} avril 2004 n'ont pas été analysées.

L'humidité du sol mesurée à la station L'Artifice (figure 2.10) varie entre 0,2 m³/m³ et 0,6 m³/m³. Jusqu'au 13 juin 2005, les valeurs d'humidité du sol varient avec les précipitations. À partir du 13 juin 2005, les mesures d'humidité du sol à 15 cm, 30 cm, 60 cm et 90 cm augmentent brusquement à 0,4 m³/m³ d'humidité du sol. Les mesures à 45 cm sont près de 0,6 m³/m³ d'humidité du sol. L'irrigation du champ où se situe la station ou une défectuosité de la sonde peuvent expliquer ces mesures. Les données à partir de cette date n'ont donc pas été utilisées.

D'avril 2004 à novembre 2005, les mesures à 15 cm de la station Howick (figure 2.11) suivent de près celles à 30 cm et se situent entre 0,10 m³/m³ et 0,6 m³/m³. À partir d'avril 2006, les mesures d'humidité du sol à 15 cm sont beaucoup plus faibles que celle à 30 cm, les variations observées lorsqu'il y a précipitation sont également plus faibles, et les valeurs sont majoritairement inférieures à 0,10 m³/m³. On observe donc une discontinuité dans les données à partir d'avril 2006 pour les mesures à 15 cm. Il est possible que le champ soit

drainé à partir de 2006 ou que le capteur soit défectueux. Ainsi, les mesures d'humidité du sol à 15 cm prises après novembre 2005 n'ont pas été utilisées. Les mesures à 30 cm, 45 cm, 60 cm, et 90 cm présentent les mêmes tendances pour toute la période de prise de données et ont toutes été utilisées.

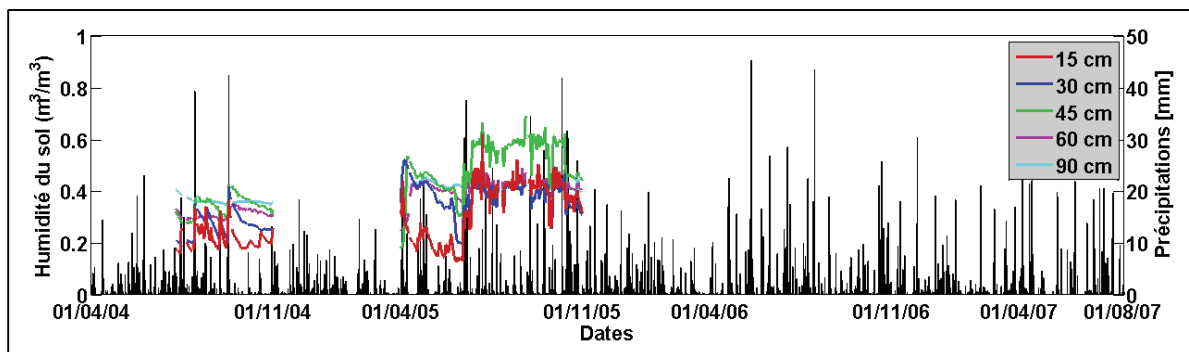


Figure 2.10 Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station L'Artifice.

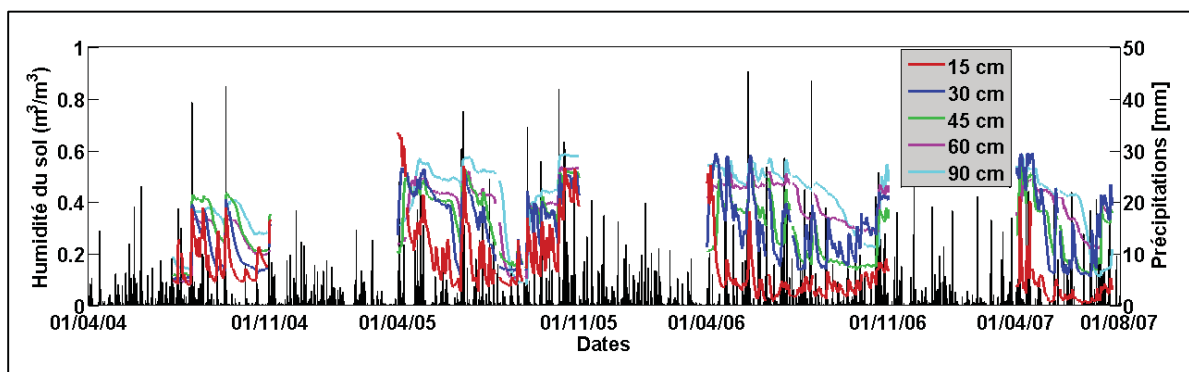


Figure 2.11 Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Howick.

Pour la station Russeltown (figure 2.12), on observe une diminution des valeurs d'humidité du sol à 15 cm de près de $0,10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ après avril 2005. Tout comme la station de Howick, cette diminution peut s'expliquer par le drainage du champ ou une défectuosité du capteur. Les mesures à 15 cm après avril 2005 n'ont donc pas été utilisées. Les mesures à 30 cm, 45 cm, 60 cm et 90 cm ne semblent pas affectées et varient lors de précipitations.

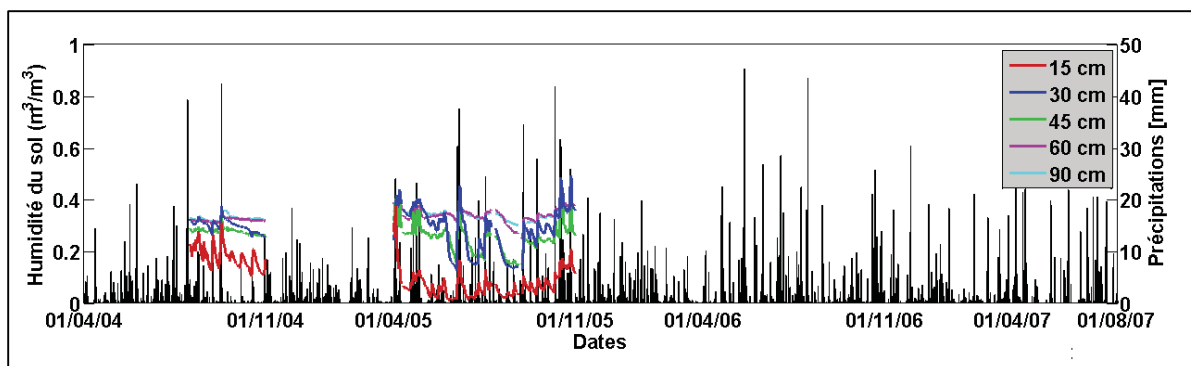


Figure 2.12 Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Russeltown.

Les mesures d'humidité du sol à toutes les profondeurs des stations Saint-Chrysostome (figure 2.13) et Sainte-Clothilde (2.14) augmentent lors de précipitations et ne présentent pas de discontinuité. Ainsi, toutes les valeurs d'humidité du sol de ces deux stations sont utilisées.

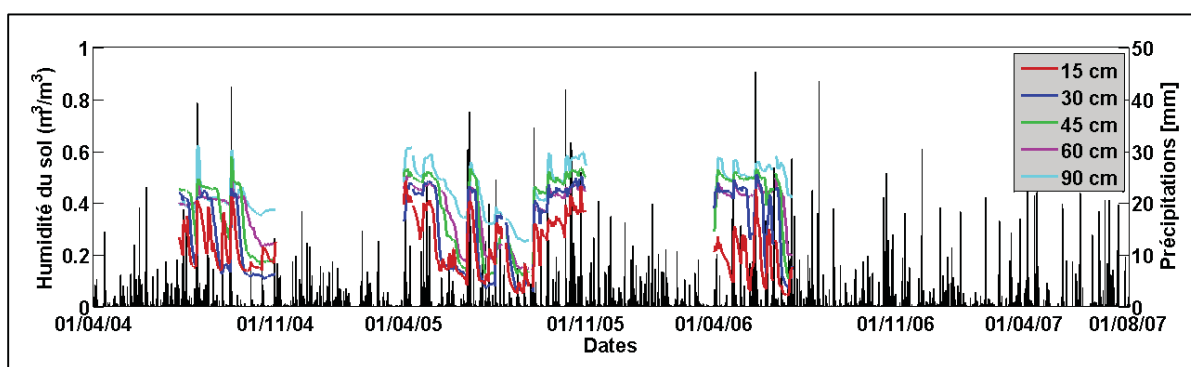


Figure 2.13 Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Saint-Chrysostome.

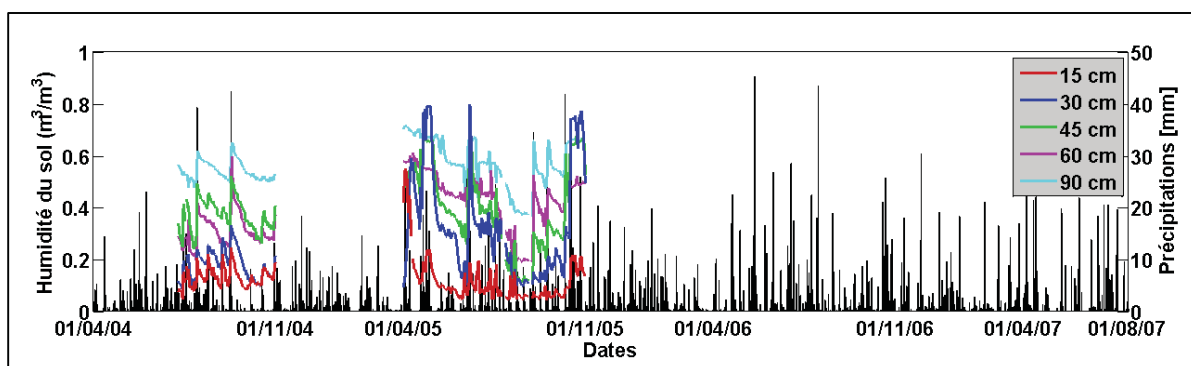


Figure 2.14 Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Sainte-Clothilde.

Les mesures d'humidité du sol à 90 cm de la station Ruisseau Cranberry (figure 2.15) sont constantes et près de $0,9 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Cette station est caractérisée par la présence de sol organique, la porosité du sol est donc élevée. Les mesures d'humidité du sol sont également élevées pour les mesures à 60 cm et 45 cm ($>0,6 \text{ m}^3/\text{m}^3$). Les mesures d'humidité du sol à 30 cm oscillent autour de $0,3 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Pour les mesures à 15 cm, elles se situent près de $0,4 \text{ m}^3/\text{m}^3$ au printemps (1^{er} avril), après la fonte du couvert de neige, puis elles chutent brusquement pour atteindre $0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Ces valeurs sont faibles pour un sol organique, et pourraient être causées par le drainage du sol. Ainsi les mesures à 15 cm de cette station n'ont pas été utilisées. Tout comme la station Ruisseau Cranberry, la station Saint-Michel-de-Napierville (figure 2.16) se situe dans un sol organique. Les mesures d'humidité du sol sont donc plus élevées que pour les stations situées dans un sol non organique. La campagne de mesure sur le terrain réalisée au printemps 2008 nous a permis de constater que les deux champs où sont situées les stations Ruisseau Cranberry et Saint-Michel-de-Napierville sont soit drainés, soit irrigués durant toute la saison de croissance des plantes. Il a donc été décidé de ne pas utiliser les mesures de ces stations pour l'assimilation des données.

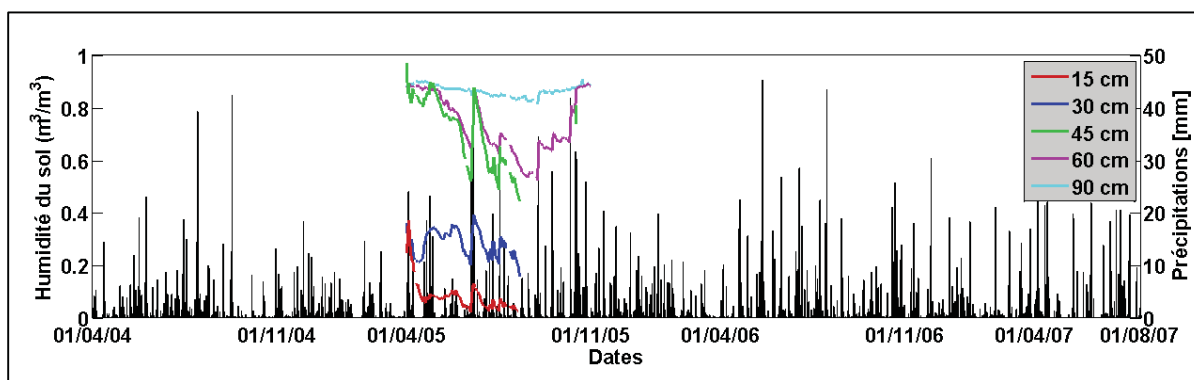


Figure 2.15 Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Ruisseau Cranberry.

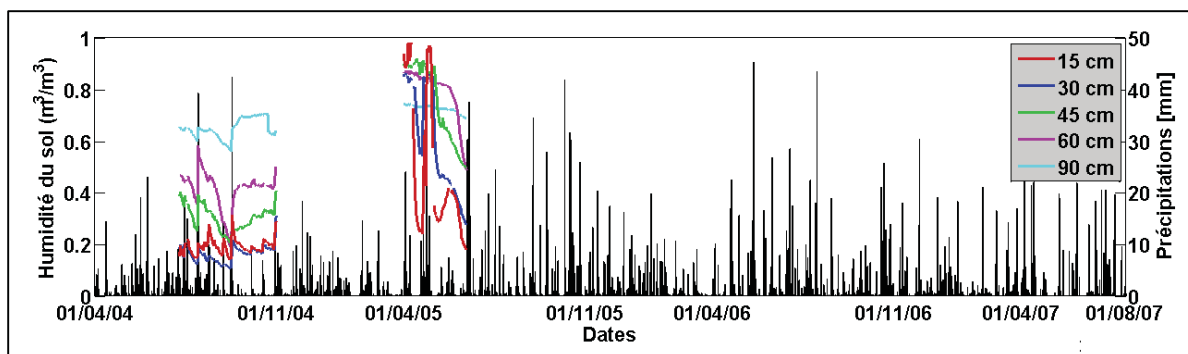


Figure 2.16 Humidité du sol Mésonet-Montréal de la station Saint-Michel-de-Napierville.

2.3 Données de télédétection

2.3.1 Satellites RADAR

Les images radars utilisées proviennent du capteur ASAR du satellite ENVISAT et de RADARSAT-2. ENVISAT est opéré par l'agence spatiale européenne (Agence spatiale Européenne, 2010). Les données proviennent du Centre canadien de télédétection (CCT), de Ressources naturelles Canada. ASAR est un radar à synthèse d'ouverture (RSO) fonctionnant en bande C à une fréquence de 5,3 GHz. ASAR peut opérer en cinq modes différents pour des largeurs de fauchées allant de 5 km à 405 km, des angles d'incidence entre 15° et 45° et des résolutions entre 10m et 1 km. En mode «Alternating Polarization», il est conçu pour émettre et recevoir les micro-ondes en polarisations linéaires horizontales et/ou verticales, produisant ainsi des paires d'images copolarisées ou à polarisation croisée. Les autres modes produisent uniquement une scène de données linéaires copolarisées horizontales ou verticales. Le tableau 2.5 présente les principales caractéristiques de chaque mode.

En fonction de ces caractéristiques, le mode APP (Alternating Polarisation Precision image) a été choisi. Ce mode peut acquérir des images dans sept configurations différentes. Les configurations et leurs caractéristiques sont présentées dans le tableau 2.6.

Tableau 2.5 Caractéristiques des modes ASAR-ENVISAT

Mode	Résolution spatiale (m)	Largeur de fauchée (km)	Polarisations	Angle d'incidence (°)
Image	30	56-105	VV ou HH	15-45
Alternating Polarisation	30	56-105	VV et HH HH et HV VV et VH	15-45
Wide Swath	150	405	VV ou HH	17-42
Global Monitoring	1000	405	VV ou HH	17-42
Wave	10	5	VV ou HH	15-45

Tableau 2.6 Configurations du capteur ASAR-ENVISAT

Configurations	Largeur de fauchée (km)	Angle d'incidence (°)
IS1	104,8	15,0 – 22,9
IS2	104,8	19,2 – 26,7
IS3	81,5	26,0 – 31,4
IS4	88,1	31,0 – 36,3
IS5	64,2	35,8 – 39,4
IS6	70,1	39,1 – 42,8
IS7	56,5	42,5 – 45,2

Le satellite ENVISAT gravite autour de la Terre sur une orbite héliosynchrone à une altitude d'environ 800 km. Le temps nécessaire à la réalisation d'un cycle complet est de 35 jours. En utilisant plusieurs configurations, il est possible d'obtenir des images pour la région de Châteauguay au maximum tous les trois jours. Des conflits d'utilisation peuvent diminuer la disponibilité des images. L'acquisition des images ASAR peut se faire selon deux passages différents. Lorsque le satellite remonte à partir du pôle Sud et vise la Terre en direction est, il s'agit du passage ascendant. Son passage au-dessus de la région de Châteauguay se fait aux alentours de 20 h 00 (HNE). Le passage descendant correspond à celui où le satellite descend à partir du pôle Nord et vise la Terre en direction ouest. Son passage au-dessus de la région de Châteauguay se fait alors vers 8 h 00 (HNE). Les images provenant des deux passages sont utilisées afin d'augmenter le nombre d'acquisitions.

RADARSAT-2 est un satellite canadien conçu et opéré conjointement par MDA et l'agence spatiale canadienne (MDA, 2010). Lancé le 14 décembre 2007, RADARSAT-2 est un radar à synthèse d'ouverture fonctionnant en bande C (5.3 GHz). RADARSAT-2 peut opérer dans différents modes présentés au tableau 2.7.

Tableau 2.7 Caractéristiques des modes RADARSAT-2

Mode	Résolution spatiale (m)	Largeur de fauchée (km)	Polarisations	Angle d'incidence (°)
Ultra-Fine	3x3	20	HH ou VV	30-49
Multi-look Fine	8x8	50	HH ou VV ou HH/ HV ou VV / VH	30-50
Fine	8x8	50		30-50
Standard	25x26	100		20-49
Wide	30x26	150		20-45
ScanSAR NARrow	50x50	300		20-46
ScanSAR Wide	100x100	500		20-49
Extended High	18x26	75	HH ou VV	49-60
Fine Quad-Pol	12x8	25	Polarimétrique	20-41
Standard Quad-Pol	25x8	25		20-41

Le mode fin polarimétrique (Fine Quad-Pol) est choisi, car il permet de recueillir plus d'information sur la cible. Par contre, ce mode couvre une plus petite fauchée, et le bassin versant n'est pas entièrement couvert par une image. Tout comme ENVISAT-ASAR, RADARSAT-2 gravite à une altitude de 800 km, par contre, un cycle complet est réalisé en 24 jours. L'orbite ascendante de RADARSAT-2 passe au-dessus de Châteauguay aux alentours de 18 h 00 (HNE), alors que l'orbite descendante passe aux alentours de 6 h 00 (HNE). La combinaison d'images ascendantes et descendantes ayant différents angles d'incidence permet techniquement l'acquisition d'images au dessus du bassin versant de la rivière des Anglais environ tous les trois jours.

2.3.2 Dates d'acquisition

Des images ASAR-ENVISAT ont été acquises en 2005 par le centre canadien de télédétection, avant le début du projet. Aucune mesure sur le terrain n'a été prise lors de ces

acquisitions. Ces images ont tout de même été utilisées afin d'assimiler des données alors que les données d'humidité du sol provenant du réseau Mésonet-Montréal étaient encore disponibles. Le tableau 2.8 présente ces acquisitions.

Tableau 2.8 Acquisition ASAR-ENVISAT en 2005

Date -2005	Polarisations	Angle (°)	Orbite
26 Mars	VV / VH	19-21	Descendant
30 Mars	VV / VH	23-25	Ascendant
2 Avril	VV / HH	42-44	Descendant
5 Avril	VV / HH	42-44	Ascendant
11 Avril	VV / HH	21-24	Descendant
14 Avril	VV / VH	19-21	Descendant
21 Avril	VV / VH	39-41	Ascendant
24 Avril	VV / VH	30-32	Descendant
27 Avril	VV / VH	23-25	Descendant
30 Avril	VV / VH	19-21	Descendant
4 Mai	VV / VH	23-25	Ascendant
10 Mai	VV / HH	36-39	Descendant
16 Mai	VV / HH	21-24	Descendant

Des acquisitions ENVISAT-ASAR ont été planifiées spécifiquement pour cette recherche à l'automne 2007 et au printemps 2008. Les tableaux 2.9 et 2.10 montrent ces acquisitions. L'astérisque indique que des mesures terrains ont été prises au moment de l'acquisition. L'exposant P indique qu'il pleuvait au moment de l'acquisition. Enfin, l'exposant G indique que le sol était gelé ou qu'il y avait de la neige au moment de l'acquisition.

Enfin, des images RADARSAT-2 ont également été acquises lors du printemps 2008 (tableau 2.11). À noter qu'en pratique, il est difficile d'obtenir des acquisitions tous les trois jours puisque les acquisitions sont souvent en conflits avec d'autres acquisitions sur d'autres sites d'études.

Tableau 2.9 Acquisition ASAR-ENVISAT en 2007

Date -2007	Polarisations	Angle (°)	Orbite
*5 Octobre	HH / HV	25-28	Descendant
^P 8 Octobre	HH / VV	21-24	Descendant
^P 9 Octobre	HH / VV	23-25	Ascendant
*18 Octobre	HH / HV	39-41	Descendant
*24 Octobre	HH / VV	25-28	Descendant
28 Octobre	HH / VV	23-25	Ascendant
^G 3 Novembre	HH / VV	42-44	Descendant
^G 9 Novembre	HH / HV	25-28	Descendant
^G 12 Novembre	HH / VV	21-24	Descendant
13 Novembre	HH / VV	19-21	Ascendant
^G 22 Novembre	HH / VV	39-41	Descendant
^G 28 Novembre	HH / VV	25-28	Descendant

* : prise de mesure sur le terrain, P : pluie au moment de l'acquisition, G : sol gelé au moment de l'acquisition

Tableau 2.10 Acquisition ASAR-ENVISAT en 2008

Date -2008	Polarisations	Angle (°)	Orbite
^G 10 Avril	HH / VV	39-41	Descendant
*16 Avril	HH / HV	25-28	Descendant
*19 Avril	HH / VV	23-25	Descendant
*22 Avril	HH / HV	30-32	Ascendant
*26 Avril	HH / VV	42-44	Descendant
*2 Mai	HH / HV	29-31	Descendant
*5 Mai	HH / VV	21-24	Descendant
*5 Mai	HH / VV	19-21	Ascendant
*24 Mai	HH / VV	23-25	Descendant
*27 Mai	HH / HV	30-32	Ascendant
^P 31 Mai	HH / VV	42-44	Descendant

* : prise de mesures sur le terrain, P : pluie au moment de l'acquisition, G : sol gelé au moment de l'acquisition

Tableau 2.11 Acquisition RADARSAT-2 en 2008

Date-2008	Angle (°)	Orbite
*12 Mai	39-41	Ascendant
*30 Mai	38-40	Descendant
*5 Juin	38-40	Ascendant
*9 juin	23-25	Descendant
*16 Juin	29-31	Descendant
*6 Juillet	34-36	Ascendant
*13 Juillet	29-31	Ascendant

* : prise de mesure sur le terrain, P : pluie au moment de l'acquisition,
G : sol gelé au moment de l'acquisition

2.3.3 Données auxiliaires

Plusieurs données auxiliaires sont nécessaires au traitement des images radars. Un modèle numérique d'élévation, une image Landsat-7, ainsi que le réseau routier ont été utilisés afin d'orthorectifier les images radars. Le même modèle numérique d'élévation a été utilisé pour l'orthorectification et pour la modélisation hydrologique, soit celui décrit à la section 2.2.1 (figure 2.2). L'image Landsat-7, acquise le 8 juin 2001 ainsi que le réseau routier, nécessaire pour l'orthorectification, proviennent de Géobase (Gouvernement du Canada, 2010).

2.4 Campagnes de mesures sur le terrain

Des campagnes de mesures sur le terrain ont été réalisées pour recueillir des données sur l'humidité du sol, la rugosité, ainsi que le type de couvert végétal. Les mesures d'humidité du sol doivent être prises les plus rapprochées possibles du moment de l'acquisition des images radar puisque l'humidité du sol en surface varie beaucoup temporellement. Les mesures de rugosité et de végétation peuvent être prises dans un délai de quelques jours puisqu'elles varient moins temporellement. Des champs agricoles ont été choisis en fonction de différents critères. Ils doivent avoir peu de dénivellation, afin que l'angle d'incidence du radar corresponde à l'angle d'incidence au sol. Ils doivent être homogènes et couvrir une superficie d'au moins 3 hectares. Comme la rugosité du sol change en fonction du type de culture, la

sélection se fait également en fonction de la culture prévue afin de couvrir les différentes cultures sur le bassin versant, soit le maïs, l'orge, le soya et les cultures maraîchères. Des autorisations ont été demandées aux agriculteurs afin d'avoir accès aux champs. Douze champs ont été sélectionnés à l'automne 2007, et 11 au printemps 2008. Cinq champs ont été échantillonnés à la fois à l'automne 2007 et au printemps 2008. Les figures 2.19 et 2.22 montrent les champs sélectionnés pour l'automne 2007 et le printemps 2008 respectivement.

Les mesures d'humidité du sol ont été effectuées à l'aide d'un appareil portatif *ThetaProbe*. Cet appareil permet de déterminer la teneur en eau du sol à une profondeur de 5 cm sous la surface en mesurant la constante diélectrique. La conversion en teneur en eau s'effectue via une courbe de calibration associée au type de sol et intégrée à l'appareil (Galarneau, 2000). La précision de l'appareil est de $\pm 0,05 \text{ m}^3 / \text{m}^3$. Les mesures peuvent être influencées par la compaction du sol, la présence de roche, de racine ou d'interstices dans le sol. Chaque champ a donc été échantillonné par un minimum de 25 mesures, soit cinq mesures par points et cinq points par champs répartis afin de couvrir l'ensemble du champ.

La rugosité du sol a été évaluée à l'aide de différentes statistiques. Les deux principales statistiques sont la hauteur quadratique moyenne (σ_s), ainsi que la longueur de corrélation (L). La hauteur quadratique moyenne est définie à partir de la hauteur moyenne de la surface $\bar{z}$ et le deuxième moment $\overline{z^2}$ (équation 2.1).

$$\sigma_s = \sqrt{\overline{z^2} - \bar{z}^2} \quad (2.1)$$

La fonction d'autocorrélation ($\rho(\xi)$) de la surface est une mesure du degré de corrélation entre la hauteur $z(x)$ à un point x et la hauteur $z(x+\xi)$ à un point distant de ξ de x (équation 2.2).

$$\rho(\xi) = \frac{\int z(x)z(x+\xi)dx}{\int z^2(x)dx} \quad (2.2)$$

La longueur de corrélation (L) d'une surface est définie par le déplacement ξ pour laquelle $\rho(\xi)$ est égale à e^{-1} , soit $\rho(L) = e^{-1}$. Une surface avec des variations rapides dans le profil de hauteur a une faible valeur de L alors qu'une surface parfaitement lisse a une valeur de L infinie. En général, σ_s est une mesure de la rugosité verticale et L est une mesure de la rugosité horizontale. Ces statistiques peuvent être calculées en effectuant des mesures de profils de rugosité du sol. Le profil de rugosité du sol est mesuré dans la même direction que la visée radar. Ainsi, deux mesures de profil de rugosité sont réalisées, soit dans la direction de visée radar ascendante et descendante. Ces profils sont obtenus en utilisant un profilomètre à aiguille d'une longueur de 1 m (figure 2.17a). Un script Matlab, QuiP, a été développé pour traiter les images de profils de rugosités du sol (Trudel *et al.*, Accepté) et d'en extraire les statistiques (figure 2.17b). Ce script permet de joindre des profils de rugosité. Ainsi, trois profils de rugosité de 5 m chacun ont été pris à trois endroits dans chaque champ.

En ce qui concerne la végétation, les caractéristiques observées sont le type de végétation ainsi que la hauteur.

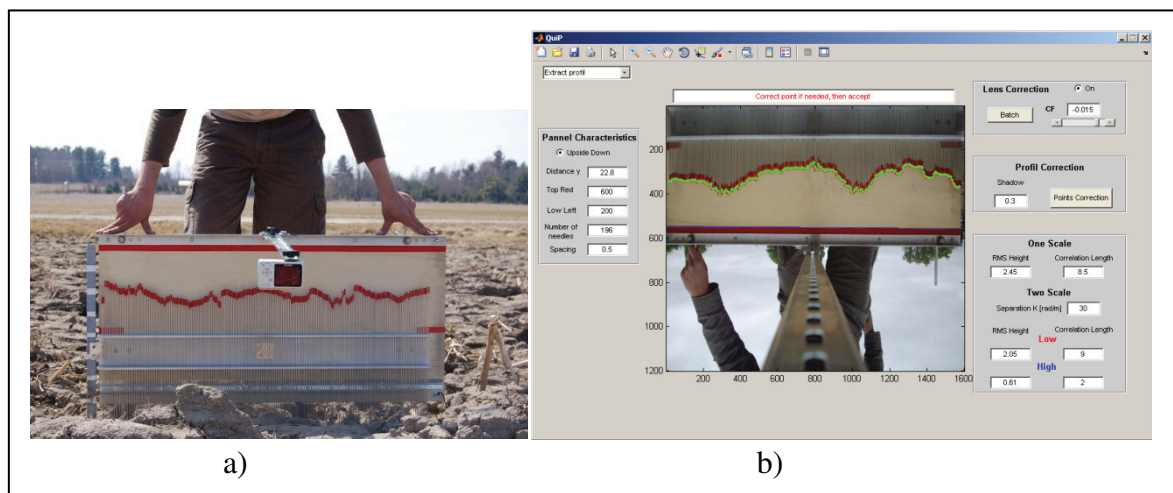


Figure 2.17 a) Profilomètre à aiguille, b) Interface graphique QuiP.

2.4.1 Automne 2007

Une première campagne de mesure sur le terrain a été réalisée à l'automne 2007, entre les mois d'octobre et novembre. Il faut, d'une part, que la végétation agricole des champs à l'étude soit récoltée, et d'autre part que le sol ne soit pas encore gelé. Cette campagne se voulait préparatoire à celle du printemps 2008, afin de sélectionner les champs, ainsi que de tester les instruments de mesure. Plusieurs champs de maïs sélectionnés n'ont pu être échantillonnés, car la végétation n'était toujours pas récoltée à la mi-novembre. Le sol était gelé pour toutes les images prises après le 28 octobre. Seuls les champs échantillonnés sont présentés. La figure 2.18 montre les températures et précipitations durant cette période. Les dates des acquisitions ENVISAT-ASAR sont indiquées par un cercle (rouge pour les images ascendantes donc prises le soir, et bleu pour les images descendantes prises le matin). Les dates où des mesures d'humidité du sol ont été prises sont indiquées par un point, et les dates où des mesures de rugosité ont été réalisées sont indiquées par un losange.

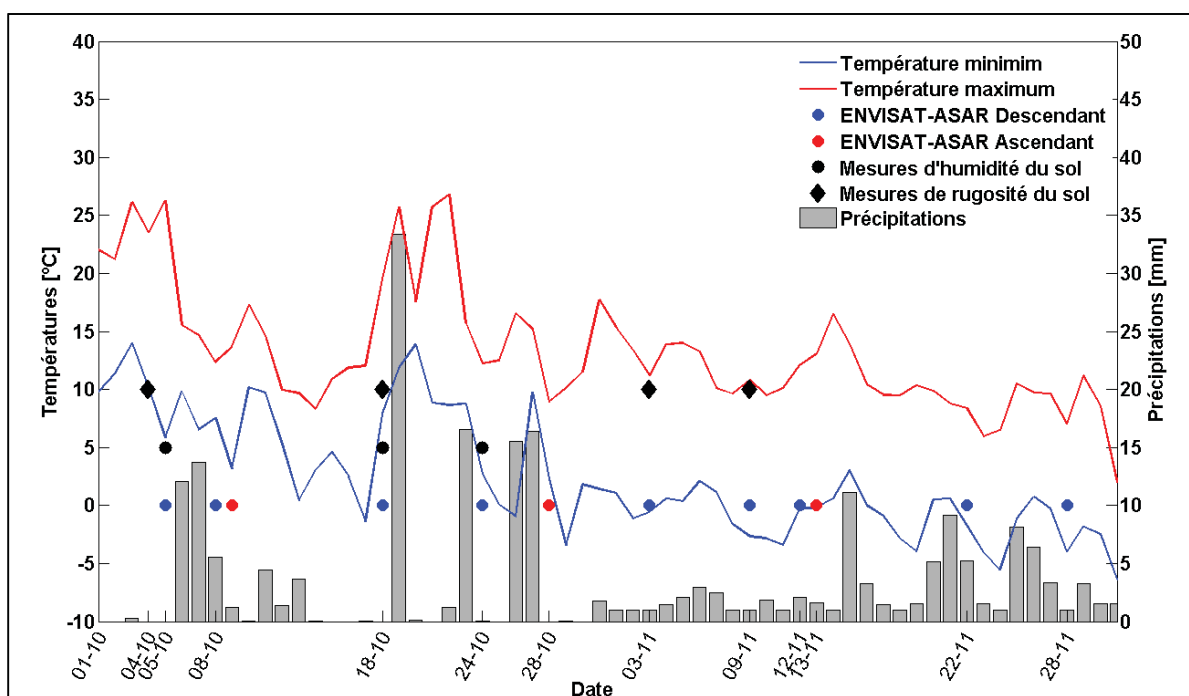


Figure 2.18 Conditions météorologiques lors des acquisitions de l'automne 2007.

La figure 2.19 présente la répartition des champs échantillonnés à l'automne 2007 sur le bassin versant.

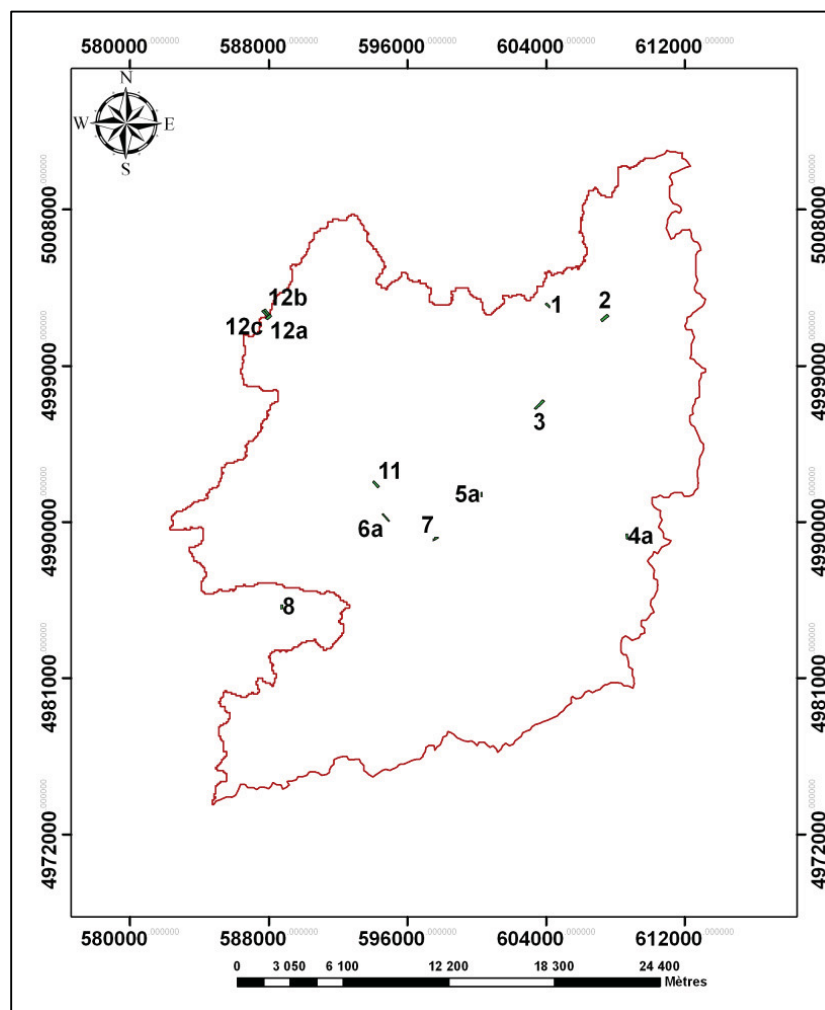


Figure 2.19 Répartition des champs échantillonnés, automne 2007.

Le tableau 2.12 montre les statistiques de rugosité du sol ainsi que l'état de la végétation pour chaque champ. Il est ainsi possible de voir l'évolution de chaque champ durant la campagne de mesure sur le terrain. À l'automne 2007, 5 champs de pâturage (foin, luzerne, trèfle), 3 champs de culture maraîchère en sol organique, ainsi que 3 champs de grandes cultures (maïs, soya) ont été échantillonnés. Comme mentionné précédemment, il a été difficile d'échantillonner des champs de maïs à l'automne 2007, la majorité étant récoltée après le gel au sol, afin de diminuer la compaction du sol.

Tableau 2.12 Mesures de rugosité du sol (σ_s et L [cm]) et végétation, automne 2007

Champ	Date	05-10	18-10	24-10	03-11	09-11
12a	Foin (trèfle) - 15 cm					
Asc.	$\sigma_s = 0,81$; L = 24					
Desc.	$\sigma_s = 0,86$; L = 13,5					
12b	Labouré, Résidus de maïs					
Asc.	$\sigma_s = 2,19 \pm 0,38$; L = 14,8 $\pm$ 6,4					
Desc.	$\sigma_s = 2,37 \pm 0,38$; L = 16,3 $\pm$ 6,1					
12c	Soya	Labouré, Résidu de soya				
Asc.	$\sigma_s = 3,52 \pm 1,01$; L = 14,0 $\pm$ 1,7					
Desc.	$\sigma_s = 2,35 \pm 0,16$; L = 23,3 $\pm$ 13,0					
10	Maïs - 220 cm	En travail		Labouré, Résidus de maïs		
Asc.			$\sigma_s = 3,15 \pm 0,47$; L = 8,7 $\pm$ 2,5			
Desc.			$\sigma_s = 3,26 \pm 0,41$; L = 6,8 $\pm$ 1,0			
8	Foin – 45 cm					
7	Foin - 15 cm					
6a	Foin (Luzerne) - 35 cm					
5a	Foin (Luzerne) – 35 cm					
4a	Maïs coupé à 30 cm					
Asc.	$\sigma_s = 1,87 \pm 0,24$; L= 19,7 $\pm$ 3,9					
Desc.	$\sigma_s = 2,33 \pm 0,40$; L = 10,8 $\pm$ 1,2					
3	Organique - Labouré, résidus d'orge d'automne					
Asc.	$\sigma_s = 1,40 \pm 0,18$; L = 18,5 $\pm$ 6,2					
Desc.	$\sigma_s = 1,97 \pm 0,48$; L = 13,8 $\pm$ 6,0					
2	Organique - Labouré, résidus d'orge d'automne					
Asc.	$\sigma_s = 1,99 \pm 0,45$; L = 14,8 $\pm$ 4,1					
Desc.	$\sigma_s = 1,65 \pm 0,2$; L = 11,8 $\pm$ 5,7					
1	Organique - Labouré, nu		Semé orge 5 cm		10 cm	
Asc.	$\sigma_s = 1,73 \pm 0,25$; L = 3,3 $\pm$ 0,8		$\sigma_s = 0,79 \pm 0,05$; L = 10,0 $\pm$ 6,1			
Desc.	$\sigma_s = 1,70 \pm 0,35$; L = 2,7 $\pm$ 1,3		$\sigma_s = 0,83 \pm 0,11$; L = 6,0 $\pm$ 3,5			

La figure 2.20 présente les conditions d'humidité du sol lors de la campagne de mesure. La moyenne d'humidité du sol de l'ensemble des champs ainsi que l'écart-type entre les champs sont présentés. Une distinction est faite entre les champs en sol organique et en sol non organique. Les trois journées où des mesures d'humidité du sol ont été réalisées présentent des humidités du sol différentes. L'humidité du sol des sols organiques est toujours plus élevée que celles des sols non organiques. Les mesures ainsi que l'écart-type pour chaque champ sont présentés en Annexe I (tableau-A I-1).

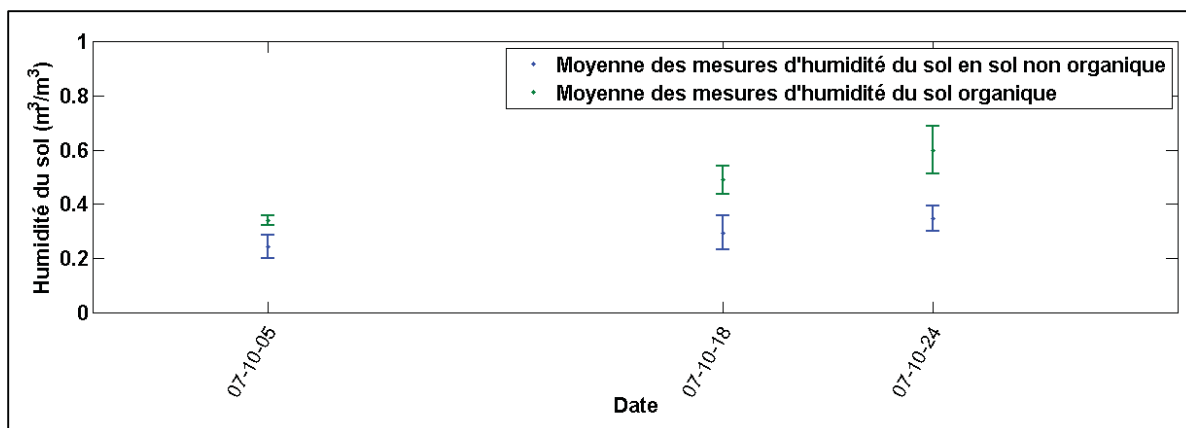


Figure 2.20 Mesures d'humidité du sol, automne 2007.

2.4.2 Printemps 2008

Une deuxième campagne de mesure sur le terrain a été réalisée au printemps 2008, après la fonte du couvert de neige. En plus des images ENVISAT-ASAR, des images RADARSAT-2 étaient disponibles à partir du mois de mai 2008. La figure 2.21 montre les températures et précipitations pour les mois d'avril à août 2008, soit la période des acquisitions. Les dates des acquisitions ENVISAT-ASAR sont indiquées par un cercle (rouge pour les images ascendantes donc prises le soir, et bleu pour les images descendantes prises le matin), celles du satellite RADARSAT-2, par un triangle. Les dates où des mesures d'humidité du sol ont été prises sont indiquées par un point, et les dates où des mesures de rugosité ont été réalisées sont indiquées par un losange.

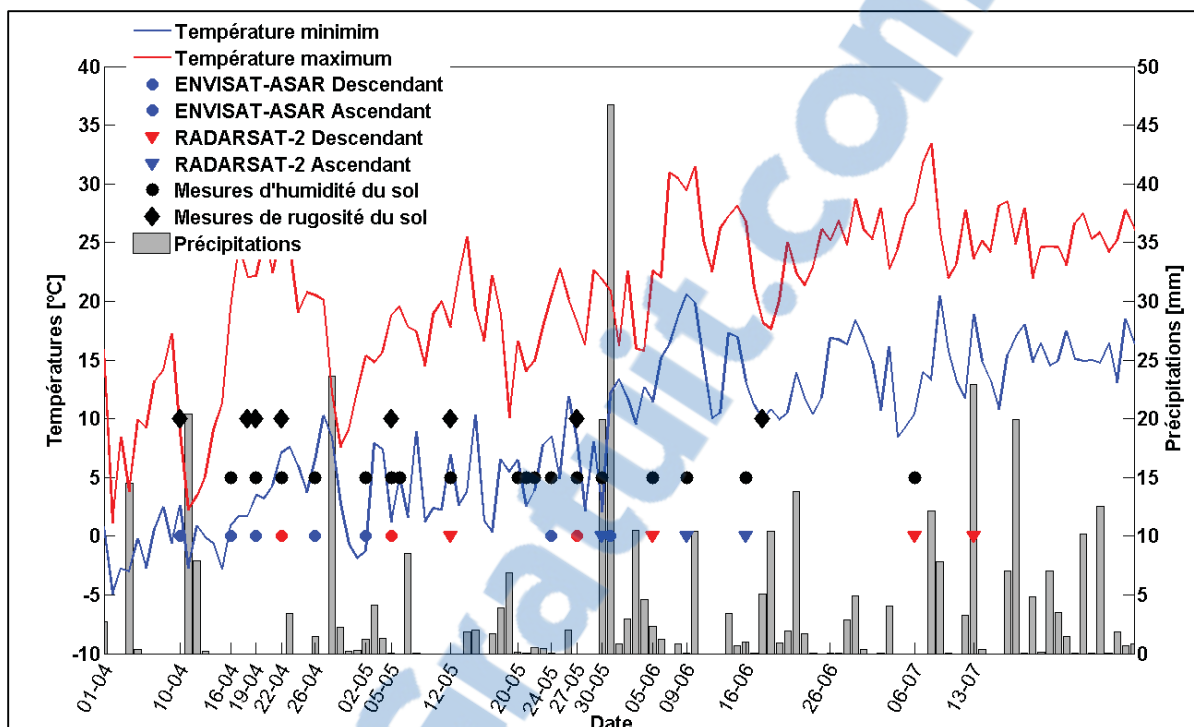


Figure 2.21 Conditions météorologiques lors des acquisitions du printemps 2008.

La figure 2.22 présente la répartition des champs échantillonnés au printemps 2008 sur le bassin versant. Les champs choisis pour la campagne de mesures sur le terrain au printemps 2008 ne sont pas tous les mêmes que ceux choisis lors de la campagne de mesures sur le terrain à l'automne 2007. Les champs sont choisis en fonction du type de culture afin de bien représenter l'ensemble des cultures (maïs, soya, orge, foin, légumes) présent sur le bassin versant de la rivière des Anglais.

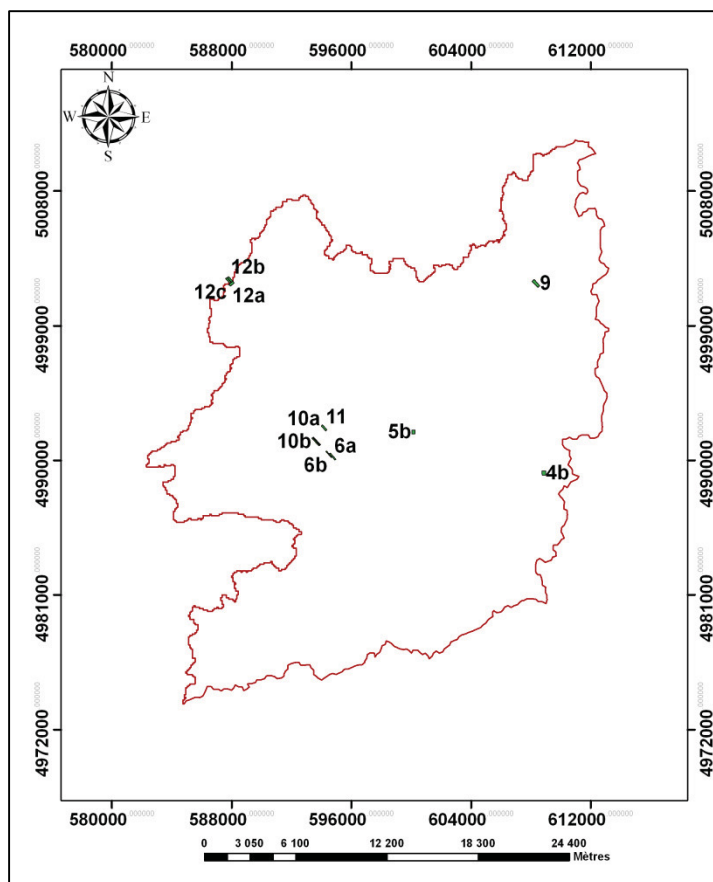


Figure 2.22 Répartition des champs échantillonnés, printemps 2008.

Le tableau 2.13 montre les statistiques de rugosité du sol ainsi que l'état de la végétation pour chaque champ au printemps 2008. Il est ainsi possible de voir l'évolution de chaque champ durant la campagne de mesure sur le terrain. Au printemps 2008, 3 champs étaient des pâturages. La végétation des champs 10b et 6a a été coupée deux fois durant la saison, soit autour du 30 mai 2008 et entre le 16 juin et le 6 juillet 2008. La végétation du champ 12a a été coupée entre le 5 juin et le 17 juillet 2008. Au début de la campagne, 5 champs étaient labourés avec des résidus de maïs, un champ était labouré avec des résidus de soya, 1 champ était labouré avec des résidus d'orge et 1 champ était labouré sans résidu (sol nu). Au cours de la saison, 5 champs ont été semés en maïs, 1 champ en soya, 1 champ en orge et 1 champ en salade. Un système d'irrigation a été installé dans le champ 9 le 27 mai 2008. Ce système consistait en des tuyaux métalliques. D'une part, le champ étant irrigué, l'humidité du sol était faussée, et d'autre part, le signal radar est influencé par la présence de tuyaux

métalliques dans le champ. Ainsi, ce champ n'a pas été échantillonné à partir du 27 mai 2008.

La figure 2.23 présente les conditions d'humidité du sol lors de la campagne de mesure. La moyenne d'humidité du sol de l'ensemble des champs ainsi que l'écart-type entre les champs sont présentés. Une distinction est faite entre les champs en sol organique et en sol non organique. L'humidité du sol durant la campagne varie entre 10 % et 50 % d'humidité du sol pour les champs non organiques. L'écart-type entre les champs au cours d'une même journée est d'environ 10 % d'humidité du sol. Pour le champ en sol organique, l'humidité du sol est plus élevée et plutôt constante autour de 60 % d'humidité du sol. L'écart-type présenté représente l'écart-type à l'intérieur du champ, puisqu'un seul champ organique a été échantillonné au printemps 2008. On remarque que l'écart-type à l'intérieur du champ est d'environ 15 % d'humidité du sol. Les mesures ainsi que l'écart-type pour chaque champ sont présentés en Annexe I (tableau-A I.2).

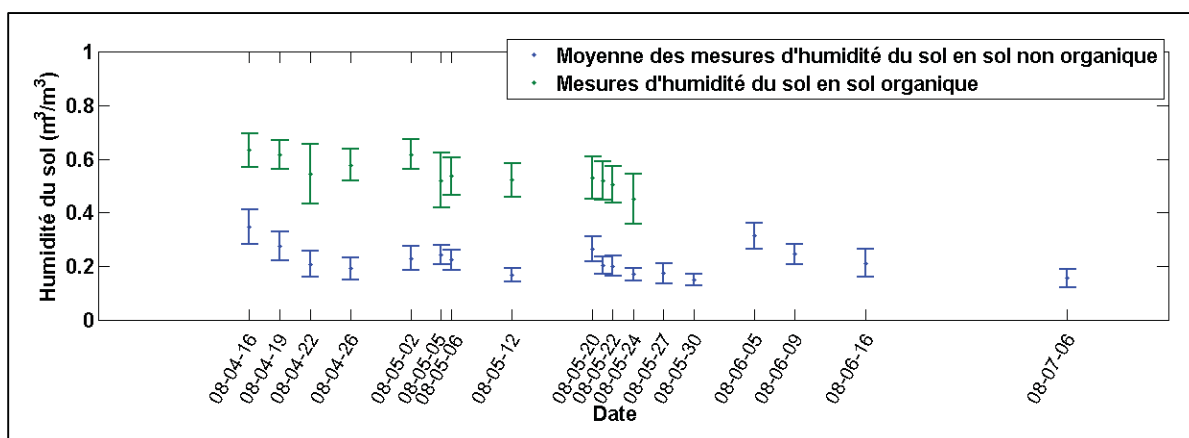


Figure 2.23 Mesures d'humidité du sol, printemps 2008.



CHAPITRE 3

MODÉLISATION HYDROLOGIQUE : CATHY

Le modèle hydrologique utilisé dans cette recherche est le modèle CATHY (CATchment HYdrology). Une description générale du modèle est d'abord faite, ainsi qu'une description des modifications apportées au modèle afin de calculer l'évapotranspiration et la fonte du couvert de neige. Puis sont présentés, la caractérisation du modèle pour le bassin versant de la rivière des Anglais, les résultats du calage et de la validation, ainsi que les résultats de l'analyse de sensibilité locale.

3.1 Description du modèle

Le modèle CATHY (Bixio *et al.*, 2002; Camporese *et al.*, 2010) est un modèle distribué à base physique qui simule l'écoulement de l'eau dans la zone non saturée et saturée (sous-surface), ainsi que l'écoulement de l'eau en surface.

L'équation de l'onde diffusante à une dimension (équation 3.1) est utilisée pour simuler l'écoulement en surface, autant le ruissellement que l'écoulement de l'eau dans les rivières.

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + c_k \frac{\partial Q}{\partial s} = D_h \frac{\partial^2 Q}{\partial s^2} + c_k q_s(h, \psi) \quad (3.1)$$

où s est la coordonnée des rigoles/canaux [L], Q est le débit [L^3/T], c_k est la vitesse de l'onde cinétique [L/T], D_h et la diffusivité hydraulique [L^2/T], h est la hauteur d'eau sur la surface de chaque cellule [L], ψ est la charge [L] et q_s est le taux d'écoulement entrant (positif) ou sortant (négatif) provenant de la zone saturé et non saturé vers la surface [L^3/LT].

Cette équation est basée sur les principes de conservation de la masse et de l'énergie. Un schéma explicite de différences finies est utilisé pour résoudre cette équation.

Le réseau de drainage du bassin versant est extrait du modèle numérique d'élévation (MNE) à l'aide d'un schéma D8 (O'Callaghan et Mark, 1984; Marks *et al.*, 1984). Les cellules du MNE sont d'abord classées en ordre descendant d'élévation, puis une méthode récursive est utilisée pour localiser les cellules situées dans une dépression afin de s'assurer que toutes les cellules ont une pente plus grande que zéro. Les cellules sont ensuite reclassées en ordre descendant d'élévation. Le schéma D8 est ensuite appliqué pour calculer la superficie de drainage de chaque cellule. La distinction entre les rigoles (ruissellement) et les canaux est établie à l'aide d'un seuil de superficie de drainage.

La rugosité de la rigole ou du canal (équation 3.2) ainsi que la largeur de surface (équation 3.3) varient spatialement selon la superficie de drainage en amont (A), et temporellement avec le débit (Q) (Orlandini et Rosso, 1998).

$$k_s(A, Q) = k_s(A_s, Q_f) Q_f(A_s)^{-y'} (A/A_s)^{w(y''-y')} Q^{y'} \quad (3.2)$$

$$W(A, Q) = W(A_s, Q_f) Q_f(A_s)^{-b'} (A/A_s)^{w(b''-b')} Q^{b'} \quad (3.3)$$

où k_s est l'inverse du coefficient de Gauckler-Strickler [], W est la largeur de la surface [L], Q_f est un débit de référence [L^3/T] et A_s est la superficie de drainage en amont pour le débit de référence. Les exposants y', y'', b, b'' et w sont des paramètres de forme (Leopold et Maddock, 1953).

Un schéma basé sur la méthode de Muskingum-Cunge (équation 3.4), avec des paramètres (k_s et W) variables est utilisé pour résoudre numériquement l'équation de l'onde diffusante (équation 3.1).

$$Q_{i+1}^{k+1} = C_1 Q_i^{k+1} + C_2 Q_i^k + C_3 Q_{i+1}^k + C_4 q_{s, i+1}^k \quad (3.4)$$

où Q_{i+1}^{k+1} est le débit au point $(i+1)\Delta s$ et au temps $(k+1)\Delta t$, q_s est la contribution des zones saturée et non saturée du sol. Les coefficients C_1 [], C_2 [], C_3 [] et C_4 [L] dépendent de la vitesse de l'onde c_K , l'intervalle temporel Δt , la longueur du canal ou de la rigole Δs et X , un

facteur de pondération introduit par Cunge (1969). Le paramètre X sert à représenter la diffusivité hydraulique, D_h (Orlandini et Rosso, 1998). La vitesse de l'onde cinétique, c_k et la diffusivité hydraulique D_h , sont alors représentées par les équations 3.5 et 3.6 respectivement.

$$c_k = \frac{5}{3G} k_s(A,Q)^{3/5} W(A,Q)^{-2/5} S_0^{3/10} Q^{1-3G/5} \quad (3.5)$$

où $G = 1 - y' + 2/3b'$ et $S_0 = \sin\beta$, est la pente du canal ou de la rigole.

$$D_h = \frac{Q^{1-b'} \cos\beta}{2GS_0 W(A,Q)} \quad (3.6)$$

Les cellules du MNE sont triangularisées et reproduites verticalement pour chaque couche formant ainsi un réseau de tétraèdres pour le sol et l'aquifère.

L'équation de Richards (1931) en trois dimensions (équation 3.7) est résolue pour simuler l'écoulement de l'eau dans la zone non saturée et saturée du sol à l'aide d'un schéma en éléments finis (tétraèdre).

$$S_w S_s \frac{\partial \psi}{\partial t} + \phi \frac{\partial S_w}{\partial t} = \nabla [K_s K_r(S_w)(\nabla \psi + \eta_z)] + q_{ss}(h) \quad (3.7)$$

où S_w est la saturation en eau du milieu poreux [L], S_s est le coefficient d'emménagement de l'aquifère [1/L], ϕ est la porosité [L^3/L^3], t est le temps [T], ∇ est l'opérateur gradient, K_s est la conductivité hydraulique à saturation [L/T], K_r est la conductivité hydraulique relative [L], $\eta_z = (0,0,1)^T$, z est la coordonnée verticale dirigée vers le haut, q_{ss} est le terme de couplage de la surface à la zone saturée et non saturée [L^3/L^3T].

La relation non linéaire entre $K_r(\psi)$ et $S_w(\psi)$ peut être décrite par le modèle de van Genuchten et Nielson (1985), Brooks et Corey (1964) ou Huyakorn *et al.* (1984). Pour l'assimilation des données, le modèle de van Genuchten et Nielson est utilisé. Le modèle permet de linéariser les équations par un schéma itératif de Picard ou de Newton (Paniconi et

Putti, 1994). Dans cette recherche, un schéma de Picard est utilisé. Le couplage entre les deux équations (3.1 et 3.7) se fait à l'aide des termes q_s et q_{ss} . Le terme q_{ss} équivaut à la hauteur d'eau h après la résolution de l'équation de surface (équation 3.1). Le terme q_{ss} est ensuite utilisé comme entrée dans l'équation de la zone saturée et non saturée (équation 3.7). Le terme q_s est obtenu après la résolution de l'équation de la zone non saturée et saturée et est utilisé comme entrée dans l'équation de surface. La nature explicite de l'équation de surface (équation 3.1), et implicite de l'équation de la zone saturée et non saturée (équation 3.7), permet un schéma non itératif. Le modèle est considéré imperméable à la base ainsi qu'aux limites du bassin versant. Les conditions limites des nœuds de surface peuvent changer de condition Dirichlet, où une valeur de charge est imposée à Neumann, où un flux est imposé, et vice versa, en fonction de l'état de saturation du nœud. Lorsque les conditions atmosphériques contrôlent l'infiltration ou l'évaporation, des conditions limites de Neumann (flux spécifique) sont considérées. Le flux est alors donné par le taux de précipitation ou d'évaporation. Lors de périodes prolongées ou intenses de précipitation ou d'évaporation, un seuil de saturation ou de déficit en humidité du sol peut être atteint, et les conditions limites sont alors changées en conditions Dirichlet (charge spécifique). L'infiltration ou l'évaporation est alors limitée par les conditions du sol. Deux paramètres sont donc introduits. Le paramètre PONDMIN représente le seuil que la charge (hauteur d'eau) peut atteindre avant que le module de surface soit appelé. Ce paramètre fait donc la distinction entre un nœud saturé et inondé, et permet de tenir compte de l'eau retenue dans les microtopographies de la surface (fréquent dans les champs agricoles). De plus, la capacité du sol à satisfaire la demande en évaporation est contrôlée par le paramètre PMIN. Ainsi, lorsque la charge des nœuds de surface atteint un certain seuil (PMIN), les conditions limites changent de Neumann à Dirichlet. Les paramètres d'entrée du modèle comprennent un modèle numérique d'élévation (MNE), les propriétés du sol et de l'aquifère, les caractéristiques géométriques des rigoles et des canaux (Orlandini et Rosso, 1998), ainsi que les conditions atmosphériques. Le modèle CATHY simule plusieurs variables d'état dans l'espace et le temps (débit, humidité du sol, charge, vitesse d'écoulement). Plusieurs paramètres peuvent varier et permettre le calage du modèle : les propriétés du sol et de

l'aquifère, les paramètres de van Genuchten, les caractéristiques géométriques des rigoles et canaux ainsi que des paramètres d'interaction. Le tableau 3.1 résume ces paramètres.

Tableau 3.1 Paramètres du modèle CATHY

	Paramètres	Symbole [unité]
Propriétés du sol et de l'aquifère	- Conductivité hydraulique à saturation - Capacité d'emménagement - Porosité	K_s [m/s] S_s [m ⁻¹] ϕ [m ³ /m ³]
Paramètres de van Genuchten	- Paramètre de forme de van Genuchten - Teneur en eau résiduelle - Paramètre d'échelle de van Genuchten	VGN [] VGRMC [m ³ /m ³] VGPSAT [m]
Principales caractéristiques géométriques des rigoles et canaux	- Débit de référence pour une rigole - Débit de référence pour un canal - Largeur de la rigole pour le débit de référence - Largeur du canal pour le débit de référence - Paramètre de rugosité des rigoles - Paramètre de rugosité des canaux	Q_h [m ³ /s] Q_c [m ³ /s] W_h [m] W_c [m] ks_h [m ^{1/3} /s] ks_c [m ^{1/3} /s]
Paramètres d'interaction	- Capacité du sol à satisfaire l'évaporation - Distinction entre saturé et inondé	PMIN [m] PONDMIN [m]

3.2 Conditions atmosphériques

Dans le modèle original, les conditions atmosphériques doivent être entrées directement dans CATHY. Le taux de précipitation (positif) ou d'évaporation (négatif) est exprimé en m/s. Afin de simuler les débits en rivières pour le bassin versant de la rivière des Anglais, un modèle de fonte de neige ainsi qu'un modèle d'évapotranspiration ont été intégrés au modèle CATHY. Ces modèles utilisent les précipitations (PREC [mm]), ainsi que les températures maximums (TMAX [°C]) et minimums (TMIN [°C]). Il est maintenant possible de choisir soit d'entrer directement les conditions atmosphériques, ou d'entrer les températures maximums et minimums ainsi que les précipitations.

Les modèles de fonte de neige et d'évapotranspiration ont été choisis afin de n'utiliser que les précipitations et températures comme entrées, ces données étant plus facilement disponibles. Les paramètres du modèle de fonte de neige ainsi que le paramètre du modèle d'évapotranspiration peuvent être spécifiés pour chaque occupation du sol sur le bassin versant. Ainsi, une carte de l'occupation du sol est nécessaire si l'on veut utiliser les températures maximums et minimums ainsi que les précipitations comme entrées au modèle. Le modèle de neige intégré au modèle CATHY est le même que celui utilisé dans le modèle HYDROTEL (Fortin *et al.*, 2001). Il simule l'accumulation et la fonte du couvert de neige à l'aide d'équations basées sur les bilans de masse et d'énergie. Dans le modèle de fonte de neige, le rayonnement solaire est estimé à l'aide d'une méthode de degrés-jours à partir des températures maximums et minimums. Une seule couche de neige homogène est considérée. Le tableau 3.2 présente les différents paramètres du modèle de fonte de neige. Ces paramètres doivent être définis pour chaque occupation du sol dans un fichier (Turcotte *et al.*, 2007).

Tableau 3.2 Paramètres du modèle de fonte de neige

	Paramètres	Symbole [unité]
Fonte du couvert de neige	- Constante de tassement de la neige	COMPACT [1/jour]
	- Densité maximale de la neige	DENSMAX [kg/m ³]
	- Taux de fonte de la neige au sol	RMELT [m/jour]
	- Coefficient de fonte à l'interface air-neige pour cette occupation du sol	CMELT [m/jour/°C]
	- Indice de radiation	IRAD []
	- Température de fonte de la neige pour l'occupation du sol considérée	TMELT [°C]

Le modèle calcule quatre variables d'état sur le couvert de neige, soit la hauteur de neige, l'équivalent en eau de la neige, le déficit calorifique du couvert de neige et l'eau retenue dans le couvert de neige. Ces variables doivent être définies dans un fichier d'entrée dans CATHY, en plus de l'albédo. Elles sont initialisées à zéro lorsque la simulation débute avant le 1^{er} octobre. Ces variables sont enregistrées à la fin de la simulation, ce qui permet de réinitialiser une simulation qui débute lorsqu'il y a présence d'un couvert de neige.

Le modèle de Oudin (Oudin *et al.*, 2005) est utilisé pour calculer l'évapotranspiration potentielle (ETP). Ce modèle est choisi, car il utilise uniquement les températures maximum et minimum, le nombre de jours après le 1^{er} janvier ainsi que la latitude pour calculer l'évapotranspiration potentielle. Il peut être appliqué à un pas de temps journalier et a été développé pour la modélisation hydrologique, et non pour l'agriculture. Il est également très simple à implanter (équation 3.8).

$$ETP = C_{ETP} \frac{R_e T_a + 5}{\lambda_{eau} \rho 100} \quad \text{si } T_a + 5 > 0 \quad (3.8)$$

$$ETP = 0 \quad \text{si } T_a + 5 \leq 0$$

où T_a est la température de l'air (°C), R_e est le rayonnement extraterrestre ($\text{MJ m}^{-2} \text{ jour}^{-1}$) calculé à partir de la latitude, λ_{eau} est la chaleur latente de vaporisation de l'eau (MJ kg^{-1}), ρ est la densité de l'eau (kg m^{-3}) et C_{ETP} est un paramètre de calage du modèle. Ce paramètre (C_{ETP}) peut varier en fonction de l'occupation du sol.

3.3 Caractérisation du bassin versant

La discrétisation horizontale du bassin versant est fixée à 360 m x 360 m. Cette résolution est choisie afin d'avoir un nombre raisonnable de cellules de surface dans le modèle CATHY (5338 cellules), d'avoir suffisamment de pixels provenant des images radars par cellule pour calculer une moyenne et un écart-type (900 pixels), et enfin pour bien représenter la variabilité spatiale de l'humidité du sol.

Verticalement, le bassin versant a été discrétisé en dix couches de sols allant jusqu'à 100 m de profondeur. On obtient donc un total de 61908 nœuds pour la simulation de l'écoulement de l'eau dans le sol. La première couche est d'une épaisseur de 5 cm afin de pouvoir assimiler les données d'humidité du sol en surface estimée par la télédétection radar. Les neuf premières couches sont parallèles à la surface, alors que la base de la dernière couche est plane (figure 3.1).

Les paramètres du sol et de l'aquifère peuvent être définis pour différents types de sol. En fonction des caractéristiques des sols du bassin versant (chapitre 2), quatre zones de sol ont été définies. La figure 3.2 montre ces quatre zones. La zone 1, couvrant 10 % du bassin versant (552 cellules), est caractérisée par des argiles Champlain. La zone 2 couvre 49 % du bassin versant (2608 cellules). Elle est constituée de sédiments sur till glaciaire et est caractérisée par une nappe semi-confinée. La colline de Covey Hill ainsi que les zones où la nappe est identifiée comme libre sont regroupées dans la zone 3, qui couvre 23 % du bassin versant (1250 cellules). La zone 4 est la portion de sol organique du bassin versant et représente 18 % du bassin (928 cellules).

La distinction entre les rigoles et les canaux est définie en fonction de la superficie de drainage. Un seuil a été établi à $2.0736 \times 10^6 \text{ m}^2$. Ainsi, lorsque 16 cellules se déversent dans une cellule, celle-ci est considérée comme un canal. La figure 3.3 montre la distinction entre les rigoles et les canaux (rouge) en comparaison avec une carte des rivières sur le bassin versant.

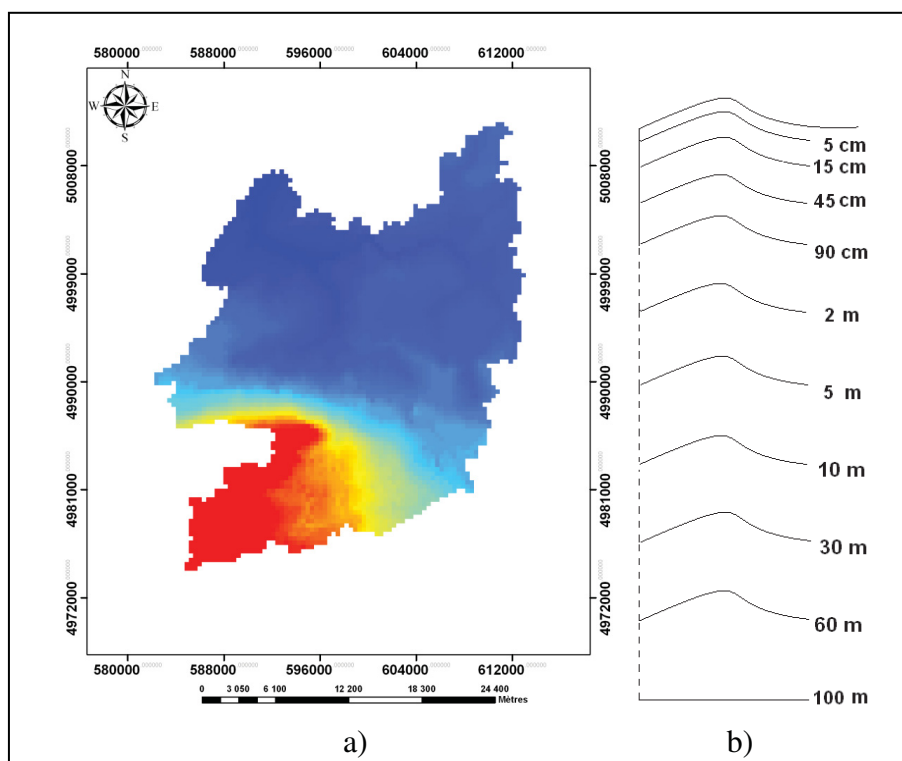


Figure 3.1 Discretisation a) horizontale et b) verticale.

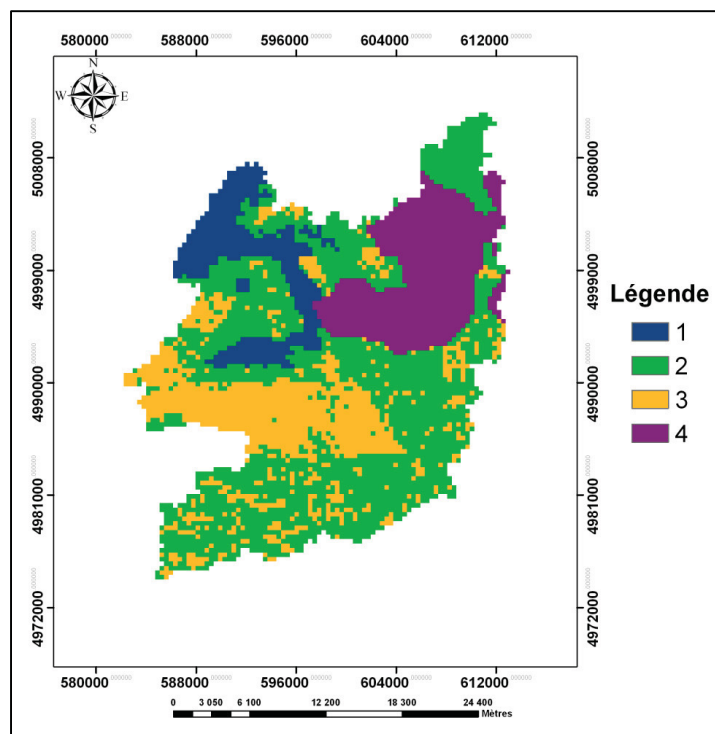


Figure 3.2 Zones de sol.

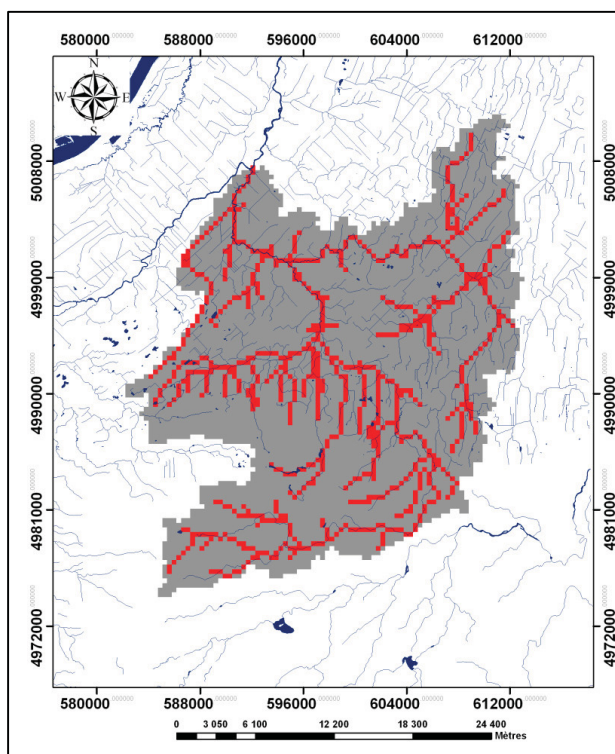


Figure 3.3 Distinction entre les rigoles (gris) et les canaux (rouge).

Le paramètre C_{ETP} ainsi que les paramètres de neige peuvent varier en fonction de la végétation. La carte de végétation a été établie à partir de l'occupation du sol du bassin versant (chapitre 2). Un rééchantillonnage a été effectué en considérant la majorité du type d'occupation du sol par cellule. La figure 3.4 montre les zones de végétation pour la modélisation hydrologique. On peut espérer évaluer l'humidité du sol à l'aide de la télédétection radar dans la zone agricole. Cette zone compte 1 277 cellules sur un total de 5 338, soit 24 % du bassin versant.

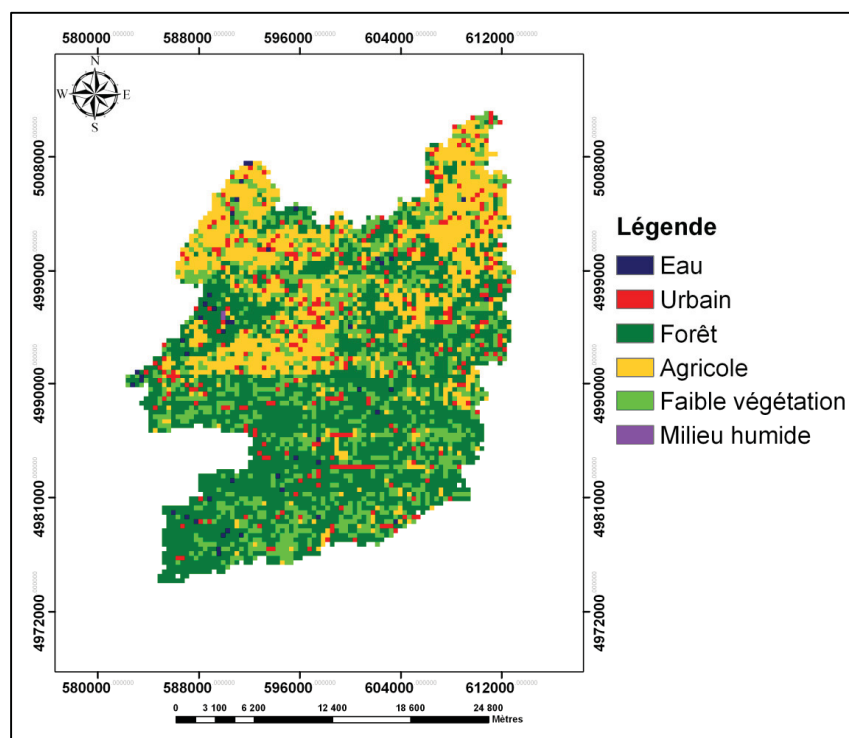


Figure 3.4 Zones d'occupation du sol.

3.4 Calage et validation du modèle

Un calage manuel du modèle CATHY est réalisée afin d'ajuster l'ensemble des paramètres du modèle. Il existe habituellement plusieurs combinaisons de paramètres pouvant donner un bon calage des modèles hydrologiques (Beven and Freer, 2001). Le calage des modèles distribués à base physique peut se faire non seulement sur les débits en rivière, mais également sur les autres variables d'état comme l'humidité du sol. Plusieurs critères de

performance peuvent être utilisés pour évaluer le calage. Le critère de Nash-Sutcliffe (Nash), la racine carrée de la moyenne des erreurs quadratiques (RMSE) ainsi que le biais sur le débit à l'exutoire ainsi que sur les débits en amont sont calculés pour le calage.

$$\text{Nash} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - X_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - \overline{X_{obs,i}})^2} \quad (3.9)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_{sim,i} - X_{obs,i})^2}{N}} \quad (3.10)$$

$$\text{Biais} = \overline{X_{sim}} - \overline{X_{obs}} \quad (3.11)$$

Ces trois critères (équation 3.9 à 3.11) sont calculés pour l'ensemble de l'année ainsi que pour chaque saison, soit printemps (1^{er} mars au 31 mai), été (1^{er} juin au 31 août), automne (1^{er} septembre au 30 novembre) et hiver (1^{er} décembre au 28 février).

Les observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques Mésonet-Montréal ont également été utilisées pour un calage qualitatif. L'objectif du calage qualitatif est de s'assurer que la combinaison de paramètres obtenue avec le calage des débits donne des résultats physiquement possibles pour l'humidité du sol. Le biais ainsi que le RMSE entre les simulations et les observations ont également été calculés. Certaines combinaisons de paramètres donnent de très bons résultats pour les critères sur les débits, maisaturent complètement le bassin versant. Ces combinaisons de paramètres doivent alors être écartées. Les mêmes critères ont été utilisés pour la validation du modèle.

Le calage du modèle a été effectué sur les années 2003 à 2005. La validation a été calculée pour les années 1996 à 2002, et pour les années 2006 à 2008. Le choix des années pour le calage et la validation est fait en fonction des observations disponibles (tableau 3.3). Ainsi, tous les types de données sont disponibles à au moins un moment dans les années de calage et de validation.

Tableau 3.3 Disponibilité des données d'observations pour le calage et la validation

Observation	Dates
Débit à l'exutoire	1996 à maintenant
Débits en amont	Juillet 2005 à maintenant
Humidité du sol	2003 à 2007 selon les stations
Hauteur de la nappe	Juin 2004 à juin 2005

Turcotte *et al.* (2007) ont déterminé des valeurs pour les paramètres de fonte du couvert de neige pour le sud du Québec. Ces paramètres sont utilisés comme première estimation. Les valeurs obtenues pour les différents paramètres après le processus de calage manuel sont montrées dans le tableau 3.4. Les valeurs des paramètres de fonte de neige ont peu changées par rapport à la première estimation. L'annexe II montre les figures des débits observés et simulés pour chaque année du calage et de la validation.

Tableau 3.4 Valeurs des paramètres après calage

	Symbole [unité]	Valeur
Caractéristiques géométriques des rigoles et canaux	Q_h [m^3/s]	1
	Q_c [m^3/s]	100
	W_h [m]	1
	W_c [m]	50
	ks_h [$m^{1/3}/s$]	0,5
	ks_c [$m^{1/3}/s$]	18
Paramètres d'interaction	PMIN [m]	-10
	PONDMIN [m]	$3,0 \times 10^{-3}$
Paramètres de van Genuchten	VGN []	2,0
	VGRMC [m^3/m^3]	0,07
	VGPSAT [m]	0,2
Fonte du couvert de neige	COMPACT [1/jour]	0,01
	DENSMAX [kg/m^3]	466
	RMELT [m/jour]	0,0005
	CMELT [m/jour/°C]	0,005 / 0,004
	IRAD []	1,0
	TMELT [°C]	-1 / 0
Coefficient du modèle de Oudin	C_{ETP} []	1,0 / 0,9

Les paramètres de neige CMELT et TMELT ainsi que le paramètre de calage du modèle d'évapotranspiration C_{ETP} sont différents selon le type de végétation. La première valeur est assignée pour les zones : eau, urbaine, agricole et milieux humides, alors que la deuxième valeur est assignée aux zones : forêt et faible végétation. Les paramètres de sol (K_s , S_s , ϕ) pour chaque zone de sol et chaque couche sont présentés dans le tableau 3.5.

Le critère de Nash après le calage est de 0,73 pour l'ensemble de l'année (tableau 3.6). On observe un critère de Nash plus élevé pour la période estivale (0,83) et plus faible pour la période hivernale (0,51). Le printemps et l'automne présentent des critères de Nash similaires (0,68 et 0,69 respectivement). Le plus faible critère de Nash pour la période hivernale s'explique par une moins bonne représentation des processus physiques par le modèle durant cette période. Par exemple, le modèle CATHY ne tient pas compte de l'effet du gel dans le sol sur les conductivités hydrauliques à saturation. L'assimilation des données sera donc faite entre le 1^{er} avril et le 1^{er} novembre. Le biais et le RMSE sont également plus élevés durant l'hiver (4,0 et 65,8 m³/s). L'automne présente également un biais et un RMSE élevés (3,7 et 47,5 m³/s). La quantité d'eau simulée lors de la crue printanière est proche des observations (biais = 1,6 m³/s et RMSE = 26,0 m³/s). Enfin, la période estivale présente un faible biais (0,3 m³/s) et RMSE (10,6 m³/s). Chaque période présente un biais positif, ainsi le modèle a tendance à simuler plus de débits en comparaison aux observations.

Le critère de Nash pour la période de validation (1996 à 2002 et 2006 à 2008) est de 0,72 pour l'ensemble de l'année (tableau 3.7). La validation présente les mêmes tendances pour le critère de Nash que le calage, c'est-à-dire, un critère de Nash plus faible l'hiver (0,51) et plus élevé l'été (0,78). On observe par contre, un biais négatif pour la période printanière contrairement au calage. Le biais global est ainsi plus faible que lors du calage.

Tableau 3.5 Valeurs des paramètres de sol K_s horizontaux / verticaux [m/s], S_s [m^{-1}] et ϕ [m^3/m^3] après le calage

Couche	Zone 1			Zone 2			Zone 3			Zone 4		
	K_s	S_s	ϕ	K_s	S_s	ϕ	K_s	S_s	ϕ	K_s	S_s	ϕ
0-5 cm	$3,5E^{-4}$ / $3,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,5E^{-4}$ / $3,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,5E^{-4}$ / $3,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,5E^{-7}$ / $3,0E^{-7}$	$1E^{-2}$	0,9
5-15 cm	$2,5E^{-4}$ / $2,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$2,5E^{-4}$ / $2,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$2,5E^{-4}$ / $2,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,5E^{-7}$ / $3,0E^{-7}$	$1E^{-2}$	0,9
15-45 cm	$1,5E^{-4}$ / $1,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$1,5E^{-4}$ / $1,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$1,5E^{-4}$ / $1,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,5E^{-7}$ / $3,0E^{-7}$	$1E^{-2}$	0,9
45-90 cm	$1,5E^{-4}$ / $1,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$1,5E^{-4}$ / $1,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$1,5E^{-4}$ / $1,0E^{-4}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,5E^{-7}$ / $3,0E^{-7}$	$1E^{-2}$	0,9
90-2 m	$3,0E^{-8}$ / $2,0E^{-8}$	$1E^{-6}$	0,5	$2,5E^{-8}$ / $2,0E^{-8}$	$1E^{-3}$	0,4	$3,5E^{-5}$ / $3,0E^{-5}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,0E^{-8}$ / $2,0E^{-8}$	$1E^{-3}$	0,5
2-5 m	$3,0E^{-9}$ / $2,0E^{-9}$	$1E^{-6}$	0,5	$3,0E^{-9}$ / $2,0E^{-9}$	$1E^{-3}$	0,4	$3,5E^{-5}$ / $3,0E^{-5}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,0E^{-9}$ / $2,0E^{-9}$	$1E^{-3}$	0,5
5-10m	$3,0E^{-10}$ / $2,0E^{-10}$	$1E^{-6}$	0,5	$3,5E^{-5}$ / $3,0E^{-5}$	$1E^{-3}$	0,5	$3,5E^{-5}$ / $3,0E^{-5}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,5E^{-5}$ / $3,0E^{-5}$	$1E^{-3}$	0,5
10-30 m	$3,0E^{-10}$ / $2,0E^{-10}$	$1E^{-6}$	0,5	$3,5E^{-5}$ / $3,0E^{-5}$	$1E^{-3}$	0,5	$3,5E^{-5}$ / $3,0E^{-5}$	$1E^{-2}$	0,5	$3,5E^{-5}$ / $3,0E^{-5}$	$1E^{-3}$	0,5
30- 60 m	$2,5E^{-5}$ / $2,0E^{-5}$	$1E^{-6}$	0,5	$2,5E^{-5}$ / $2,0E^{-5}$	$1E^{-3}$	0,5	$2,5E^{-5}$ / $2,0E^{-5}$	$1E^{-2}$	0,5	$2,5E^{-5}$ / $2,0E^{-5}$	$1E^{-3}$	0,5
60-100 m	$2,0E^{-6}$ / $1,0E^{-6}$	$1E^{-6}$	0,5	$2,0E^{-6}$ / $1,0E^{-6}$	$1E^{-3}$	0,5	$2,0E^{-6}$ / $1,0E^{-6}$	$1E^{-2}$	0,5	$2,0E^{-6}$ / $1,0E^{-6}$	$1E^{-3}$	0,5

Tableau 3.6 Critères de performance sur le débit à l'exutoire pour le calage (période 2003-2005)

	Total	Printemps	Été	Automne	Hiver
Nash	0,73	0,68	0,83	0,69	0,51
RMSE [m^3/s]	71,4	26,0	10,6	47,5	65,8
Biais [m^3/s]	2,2	1,6	0,3	3,7	4,0

Tableau 3.7 Critères de performance sur le débit à l'exutoire pour la validation (période 1996-2002 et 2006-2008)

	Total	Printemps	Été	Automne	Hiver
Nash	0,72	0,65	0,78	0,63	0,51
RMSE [m^3/s]	34,2	55,7	4,6	39,0	96,1
Biais [m^3/s]	0,58	-2,04	0,13	1,66	3,38

Les différents critères ont aussi été calculés pour les débits en amont lors du calage (tableau 3.8) et la validation (tableau 3.9). Pour le calage, les données sont disponibles uniquement pour la moitié de l'été et pour l'automne 2005. Pour la validation, les données sont

disponibles pour les années 2006 à 2008. On observe des critères de Nash total autour de 0,6 pour les trois débits en amont lors du calage. Ce critère est plus faible pour la validation alors qu'il est de 0,47 pour la station 30920 ayant le plus fort débit en amont, 0,58 pour la station 30921 et 0,48 pour la station 30923 ayant le plus faible débit. Les trois débits en amont présentent des biais négatifs pour le calage et la validation.

Tableau 3.8 Critères de performance sur les débits en amont pour le calage (à partir de juin 2005)

	Total	Été	Automne
30920			
Nash	0,61	0,84	0,42
RMSE [m³/s]	2,0	0,03	1,9
Biais [m³/s]	-0,04	0,22	-0,61
30921			
Nash	0,63	0,62	0,42
RMSE [m³/s]	16,8	3,4	16,4
Biais [m³/s]	-0,64	1,4	-3,8
30923			
Nash	0,61	0,62	0,43
RMSE [m³/s]	2,1	0,45	2,0
Biais [m³/s]	-0,17	0,16	-0,69

Tableau 3.9 Critères de performance sur les débits en amont pour la validation (période 2006-2008)

	Total	Printemps	Été	Automne	Hiver
30920					
Nash	0,47	0,45	0,60	0,38	0,31
RMSE [m³/s]	0,32	3,33	0,69	4,11	1,28
Biais [m³/s]	-0,01	-0,2	0,02	0,3	-0,08
30921					
Nash	0,58	0,60	0,60	0,46	0,39
RMSE [m³/s]	16,6	14,9	9,9	0,76	15,5
Biais [m³/s]	-0,50	-0,9	-0,27	0,06	-0,94
30923					
Nash	0,48	0,50	0,47	0,28	0,361
RMSE [m³/s]	6,2	4,8	2,8	2,6	3,8
Biais [m³/s]	-0,3	-0,3	-0,08	-0,2	-0,2

Afin d'obtenir des paramètres représentant bien l'écoulement de l'eau dans le sol, une analyse a été faite sur l'humidité du sol. Les figures 3.5 à 3.7 montrent la variation de l'humidité du sol à 15, 45 et 90 cm simulée par le modèle CATHY et observée par les stations Mésonet-Montréal pour la période de calage où des données sont disponibles. Les valeurs de biais et RMSE obtenues sont présentées dans le tableau 3.10.

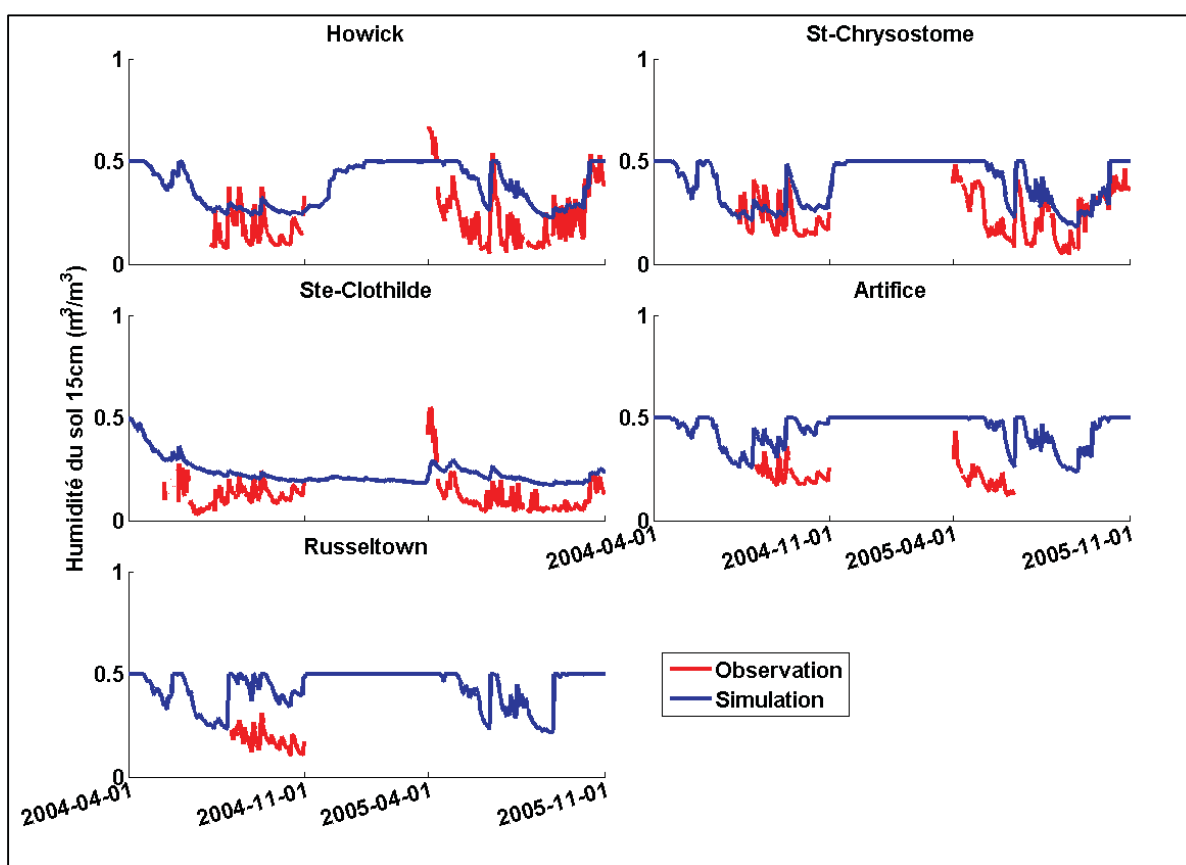


Figure 3.5 Humidité du sol simulée et observée lors du calage, 15 cm.

L'humidité du sol simulée à 15 cm est globalement plus élevée que celle observée. Globalement, les variations d'humidité du sol sont aux mêmes moments pour les simulations et les observations. Par contre, les variations sont plus faibles pour les simulations que pour les observations. Cette différence s'explique par le fait que le modèle correspond à la moyenne d'humidité du sol sur une cellule de 360 m par 360 m alors que la station mesure

l'humidité du sol en un seul point. Aussi, le modèle a tendance à saturer rapidement l'humidité du sol à 15 cm, l'humidité du sol est alors égale à la porosité.

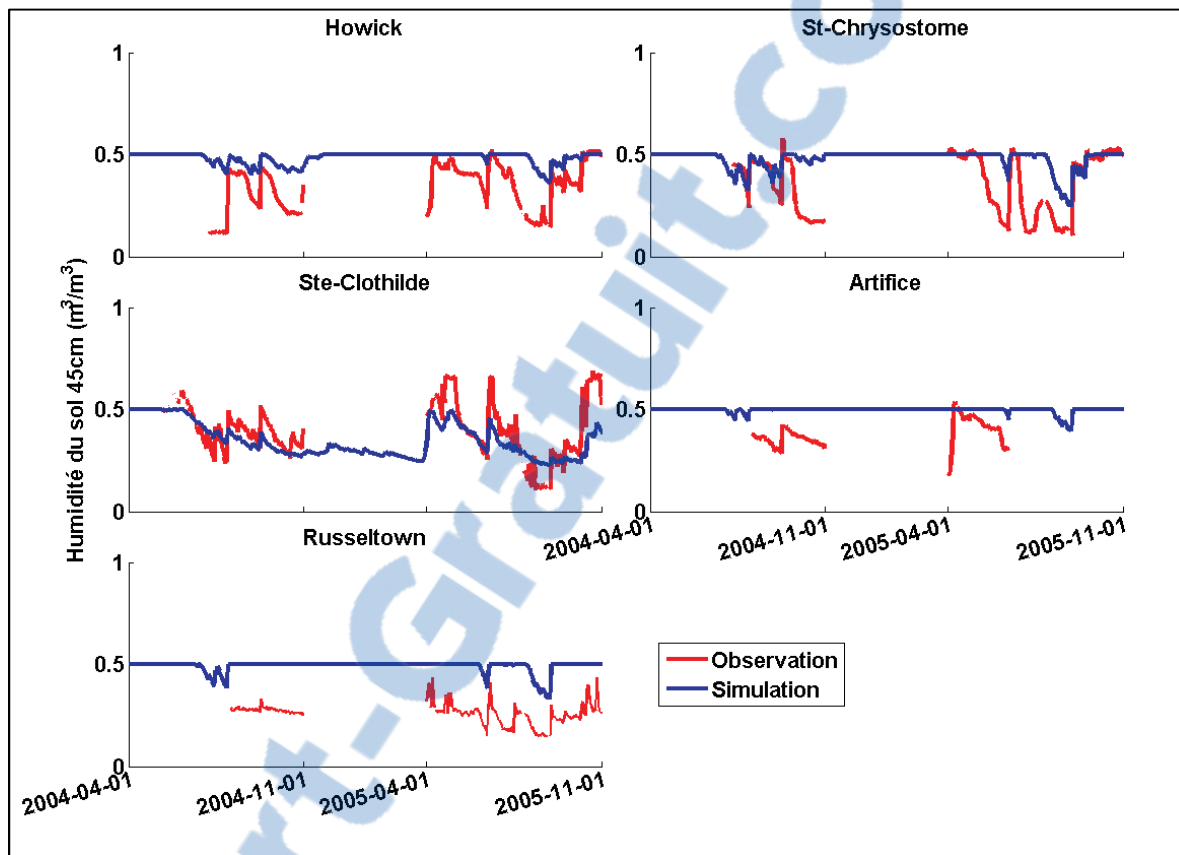


Figure 3.6 Humidité du sol simulée et observée lors du calage, 45 cm.

L'humidité du sol simulée à 45 cm présente les mêmes caractéristiques que celles à 15 cm, c'est-à-dire, une surestimation globale et des variations plus faibles que les observations. L'humidité du sol à 45 cm est plus élevée que celle à 15 cm et se retrouve souvent à saturation.

L'humidité du sol simulée à 90 cm aux stations hydrométéorologiques est toujours saturée, alors que les observations présentent des variations. L'humidité du sol observé aux stations Artifice et Russeltown est pratiquement constante à $0,4 \text{ m}^3/\text{m}^3$, ce qui laisse croire que les observations sont saturées, et que la porosité est plutôt de $0,4 \text{ m}^3/\text{m}^3$ pour ces deux stations.

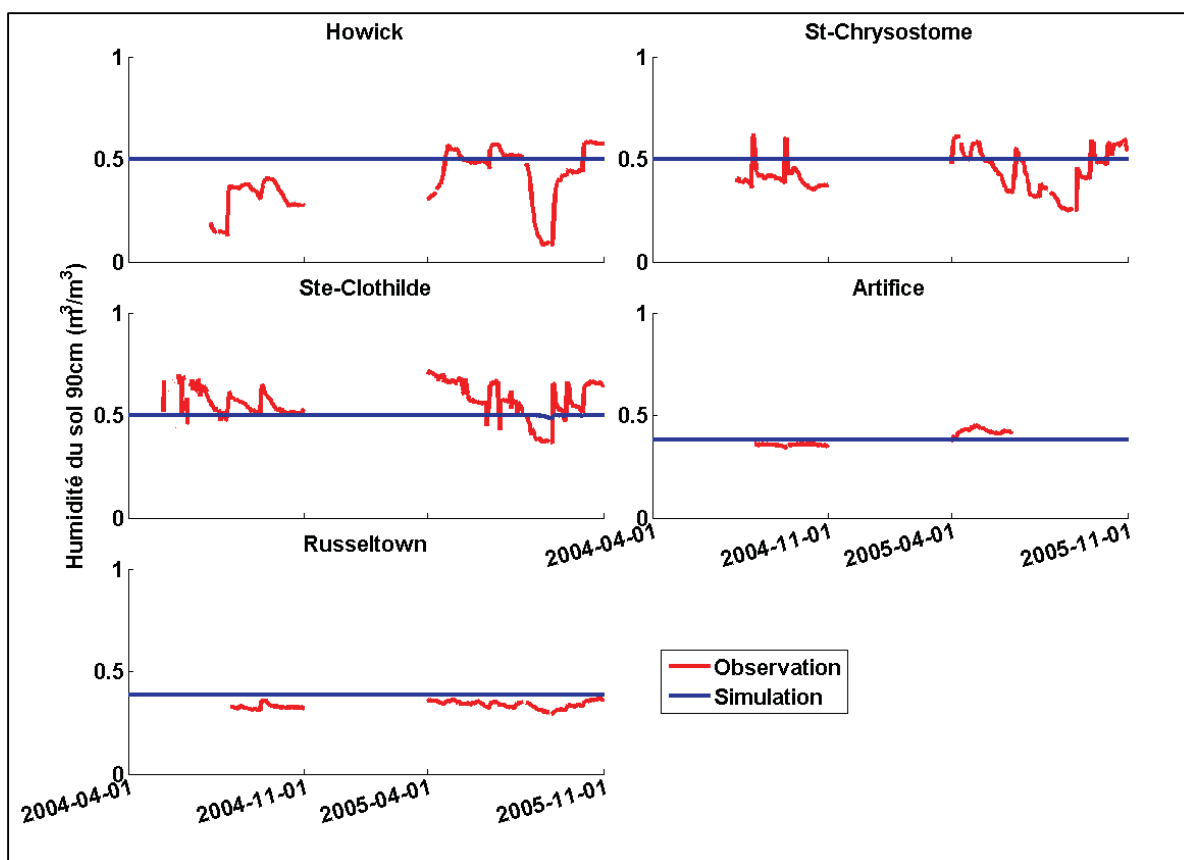


Figure 3.7 Humidité du sol simulé et observé, 90 cm.

Peu de données sont disponibles lors de la période de validation. Le tableau 3.11 présente les valeurs de biais et RMSE obtenues pour les observations restantes.

Même après le calage, il reste un biais entre les simulations d'humidité du sol (15 cm, 45 cm et 90 cm) et les observations des stations hydrométéorologiques. Ainsi, le modèle CATHY simule systématiquement une humidité du sol plus élevée que celle observée par les stations hydrométéorologiques. Il a été impossible d'obtenir à la fois de bons résultats sur les critères de débits et d'humidité du sol. Les ensembles de paramètres simulant une humidité du sol plus faible diminuent également les valeurs de débits en rivière considérablement, particulièrement durant la période estivale où les débits simulés sont nuls. Comme les observations de débits en rivière sont plus fiables que celle d'humidité du sol (les mesures des stations hydrométéorologiques peuvent être affectées par plusieurs facteurs), l'accent a

été mis sur les critères de débit. De plus, l'humidité du sol est mesurée en un point alors que le modèle simule l'humidité du sol moyenne sur une cellule de 360 m x 360 m. Une mauvaise caractérisation du sol est probablement une cause de la surestimation de l'humidité du sol par le modèle hydrologique. La variabilité spatiale des conductivités hydrauliques à saturation ainsi que de la porosité est difficile à évaluer. Aussi, les paramètres de van Genuchten et le paramètre PMIN ne sont pas spatialisés, alors qu'ils varient avec le type de sol. Il aurait été très long de faire cette modification dans CATHY. Par contre, pour de recherches futures, la spatialisation de ces deux paramètres devrait être considérée. Aussi, les mesures d'humidité du sol ont été réalisées près de champs agricoles. La majorité de ces champs sont drainés. Cet effet de drainage devrait pris en compte dans le modèle afin de bien représenter l'humidité du sol en milieu agricole. Enfin, les précipitations sont calculées sur un pas de temps journalier. Le taux de précipitation est considéré constant durant toute la journée. Ainsi, il est probable que trop d'eau s'infiltre dans le sol. L'infiltration sera plus importante pour une fine pluie constante toute la journée que pour une forte averse de quelques heures, où il y aura plus de ruissellement. Des données plus précises temporellement seraient donc nécessaires afin de tester cette hypothèse.

Tableau 3.10 Critères de performance sur l'humidité du sol pour le calage (période 2004-2005) et la validation (période 2006-2007)

	15 cm	45 cm	90 cm
Howick			
RMSE [m³/m³]	2,024	1,406	1,008
Biais [m³/m³]	0,246	0,152	0,104
St-Chrysostome			
RMSE [m³/m³]	1,019	1,039	0,645
Biais [m³/m³]	0,184	0,128	0,066
St-Clothilde			
RMSE [m³/m³]	1,132	0,516	0,765
Biais [m³/m³]	0,135	0,000	-0,070
Artifice			
RMSE [m³/m³]	1,140	0,588	0,558
Biais [m³/m³]	0,242	0,117	0,114
Russeltown			
RMSE [m³/m³]	0,704	2,075	1,487
Biais [m³/m³]	0,269	0,233	0,165

Tableau 3.11 Critères de performance sur l'humidité du sol pour la validation (période 2006-2007)

	15 cm	45 cm	90 cm
Howick			
RMSE [m³/m³]		2,119	0,764
Biais [m³/m³]		0,220	0,079
St-Chrysostome			
RMSE [m³/m³]	2,215	1,200	0,252
Biais [m³/m³]	0,227	0,093	0,021
St-Clothilde			
RMSE [m³/m³]	1,136	0,002	0,400
Biais [m³/m³]	0,200	-0,019	-0,147

3.5 Analyse de sensibilité

L'analyse de sensibilité permet de quantifier comment une perturbation sur les entrées et paramètres du modèle se répercutent sur les résultats (McCuen, 1973; Rogers *et al.*, 1985). L'analyse de sensibilité a été effectuée sur deux années, 2005 et 2008, du 1^{er} avril au 1^{er} novembre puisque les données assimilées se situent entre ces dates. Une analyse de sensibilité locale a été effectuée sur les différents paramètres et conditions d'entrée présentés au tableau 3.12. Ces paramètres et conditions d'entrée sont ceux qui sont perturbés lors de l'assimilation de données. Chacun des paramètres est diminué et augmenté par pas de 10 % jusqu'à 50 % de variation. Chaque paramètre est analysé indépendamment.

La sensibilité du débit et de l'humidité du sol est analysée puisque l'assimilation de données porte sur ces deux variables d'état du modèle.

Tableau 3.12 Paramètres et entrées étudiés dans l'analyse de sensibilité

	Symbole [unité]
Paramètres de sol	K_s [m/s] S_s [m ⁻¹] ϕ [m ³ /m ³]
Paramètres d'interaction	PMIN [m] PONDMIN [m]
Paramètres de van Genuchten	VGN [] VGRMC [m ³ /m ³] VGPSAT [m]
Caractéristiques géométriques des rigoles et canaux (GEO)	ks_h [m ^{1/3} /s] et ks_c [m ^{1/3} /s]
Coefficient d'évapotranspiration	C_{ETP} []
Conditions atmosphériques	PREC [mm] TMAX [°C] TMIN [°C]
Conditions initiales sur la charge	IC [m]

Un coefficient de sensibilité relatif (S_r) est utilisé pour évaluer quantitativement la sensibilité du modèle aux paramètres et entrées du modèle (équation 3.12).

$$S_r = \frac{\left(\frac{F' - F_{ref}}{F_{ref}} \right)}{\left(\frac{P' - P_{ref}}{P_{ref}} \right)} \quad (3.12)$$

où P est le paramètre de référence et P' est le paramètre modifié, F_{ref} est le résultat de référence du modèle avec le paramètre P et F' est le résultat du modèle avec le paramètre P'.

Un coefficient de sensibilité relatif égale à 1 indique, par exemple, qu'une variation de 50% du paramètre amène une variation de 50% sur le résultat. Ainsi, lorsque S_r est supérieur à 1, on considère le résultat sensible au paramètre.

Le biais du débit à l'exutoire (pour 2005 et 2008) ainsi que des débits en amont (pour 2008) sont utilisés comme résultat (F) pour l'analyse de sensibilité sur les débits. La valeur

moyenne d'humidité du sol en surface, à 15 cm, 45 cm et 90 cm pour chaque zone est utilisée comme résultat (F) pour l'analyse de sensibilité sur l'humidité du sol. Le coefficient de sensibilité relatif s'est révélé très différent entre une augmentation ou une diminution de certains paramètres. Ainsi, les coefficients de sensibilité moyens pour une diminution du paramètre (moyenne des valeurs lorsque le paramètre varie de -10% à -50% pour 2005 et 2008) et pour une augmentation du paramètre (moyenne des valeurs lorsque le paramètre varie de +10% à +50% pour 2005 et 2008) ont été calculés.

Les valeurs de biais de référence (F_{REF}) (moyenne de 2005 et 2008) sont positifs pour le débit à l'exutoire et le débit 30921 (0,697 m³/s et 0,058 m³/s respectivement) et négatifs pour les deux autres débits, 30920 et 30923 (-0,734 m³/s et -0,162 m³/s respectivement). Les résultats de l'analyse de sensibilité sur les débits sont présentés au tableau 3.13.

Tableau 3.13 Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur le biais (débit)

Paramètre	Débit à l'exutoire		Débit 30921		Débit 30920		Débit 30923	
	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +
K_s	4,77	6,51	7,58	10,34	-2,44	-2,97	-0,34	-0,66
S_s	0,04	0,74	0,34	0,36	-0,38	-0,49	-0,07	-0,06
ϕ	1,14	1,55	0,82	1,72	-0,39	-0,57	-0,13	-0,16
PMIN	-0,10	0,12	-0,10	-0,07	-0,02	2E-3	0,03	-0,02
PONDMIN	-1,82	-0,01	-2,22	-0,91	0,85	0,03	0,25	0,01
VGN	-2,60	-1,46	-2,89	-1,89	0,89	0,80	0,39	0,19
VGRMC	-0,60	0,12	-0,56	0,32	0,26	-0,13	0,07	-0,03
VGPSAT	0,79	0,47	0,92	1,07	-0,45	-0,38	-0,12	-0,03
GEO	-1,83	-0,18	-2,30	-0,41	0,62	0,08	0,29	0,11
C_{ETP}	-31,14	-13,87	-20,86	-13,29	8,90	4,67	4,68	2,16
PREC	22,34	37,86	16,96	23,72	-6,51	-10,51	-3,77	-6,10
TMAX	-15,39	-9,77	-10,99	-8,54	4,44	3,03	2,22	1,49
TMIN	-1,80	-1,09	-2,70	-2,13	0,59	0,39	0,14	0,12
IC	-1,21	-0,22	-1,35	-0,80	0,59	0,20	0,19	0,07

Les précipitations et le paramètre C_{ETP} ont un plus grand impact sur les biais que les autres paramètres (en moyenne un $|S_r| > 10$). Les températures maximums ainsi que la conductivité hydraulique à saturation ont également un impact important (en moyenne un $|S_r| > 5$). Les

paramètres VGN, les températures minimales, la porosité ainsi que les paramètres PONDMIN et GEO montrent, en moyenne, un $|S_r| > 0,7$. Les valeurs de biais sont peu sensibles aux autres paramètres (VGPSAT, S_s , VGMRC, PMIN) ainsi qu'aux conditions initiales (IC).

L'analyse de sensibilité permet également de voir comment une variation d'un paramètre influence les simulations. Un S_r positif indique qu'une augmentation du paramètre implique une augmentation du biais, et qu'une diminution du paramètre entraîne une diminution du biais. Pour le débit à l'exutoire et le débit 30921, une diminution du biais correspond à une diminution du débit (puisque le biais est positif), alors que pour les débits 30920 et 30923, une diminution du biais correspond à une augmentation du débit (puisque le biais est négatif).

Le tableau 3.14 présente les tendances (augmentation ou diminution) des débits en fonction de l'augmentation des différents paramètres. Les simulations de débit sont peu sensibles aux paramètres PMIN et VGMRC, si bien qu'il est impossible d'établir une tendance.

L'effet du paramètre d'évapotranspiration (C_{ETP}) et de la température maximum (TMAX) sur le modèle est similaire puisqu'ils influencent tous deux l'évapotranspiration. Ils ont un effet contraire aux précipitations. On remarque également qu'une diminution du paramètre C_{ETP} a plus d'impact sur les simulations de débit qu'une augmentation de ce paramètre (tableau 3.13). De même, S_r est plus grand pour une augmentation des températures que pour une diminution. Ainsi, le modèle est plus sensible à une diminution de l'évapotranspiration qu'à une augmentation. Le modèle est aussi plus sensible à une augmentation des précipitations qu'à une diminution des précipitations. Ceci s'explique par le fait que le débit n'a pas de limite maximum, alors qu'il a une limite minimum (débit nul). Ce même raisonnement s'applique aussi aux paramètres K_{sat} , GEO, VGN, PONDMIN, ϕ ainsi qu'aux conditions initiales (IC), où l'augmentation et la diminution du paramètre n'ont pas le même impact sur les simulations de débits par le modèle. Dans tous ces cas, le paramètre a plus d'impact dans la situation où il augmente le débit.

Tableau 3.14 Impact d'une augmentation des paramètres sur le débit et l'humidité du sol

Paramètres		Débit	M _v surface	M _v 15 cm	M _v 45 cm	M _v 90 cm
K _s [m/s]	↑	↑	↓	↓	↓	↑
S _s [m ⁻¹]	↑	↑	↑	↑	↑	↑
φ [m ³ /m ³]	↑	↑	↑	↑	↑	↑
PMIN [m]	↑	-	-	-	-	-
PONDMIN [m]	↑	↓	-	-	-	-
VGN []	↑	↓	↑	↑	↑	↑
VGRMC [m ³ /m ³]	↑	-	-	-	-	↓
VGPSAT [m]	↑	↑	↓	↓	↓	↓
GEO []	↑	↓	↓	↓	↓	↓
C _{ETP} []	↑	↓	↓	↓	↓	↓
PREC [mm]	↑	↑	↑	↑	↑	↑
TMAX [°C]	↑	↓	↓	↓	↓	↓
TMIN [°C]	↑	↓	↓	↓	↓	↓
IC [m]	↑	↓	↓	↓	↓	↓

Tout comme les simulations de débits, celles d'humidité du sol en surface (tableau 3.15), sont principalement sensibles aux conditions atmosphériques (PREC, TMAX, TMIN) ainsi qu'au paramètre d'évapotranspiration (C_{ETP}). L'humidité du sol en surface est également sensible aux paramètres VGPSAT, VGN et GEO ainsi qu'à la porosité et à la conductivité hydraulique à saturation. Les simulations d'humidité du sol en surface se sont montrées peu sensibles aux autres paramètres et aux conditions initiales. L'analyse de sensibilité permet aussi d'observer la sensibilité de chacune des zones de sol du bassin versant. Pour les conditions atmosphériques (PREC, TMAX, TMIN), le paramètre C_{ETP}, la porosité et le paramètre VGN, la zone 4 (organique) est la plus sensible, alors que la zone 3 (nappe libre) est la moins sensible. Alors que la conductivité hydraulique à saturation, le coefficient d'emménagement (S_s) ainsi que les conditions initiales montrent un plus grand impact pour la zone 3 que pour les autres zones.

En général, la sensibilité de l'humidité du sol à 15 cm (tableau 3.16) et à 45 cm (tableau 3.17) aux différents paramètres du modèle présente les mêmes tendances que celle de l'humidité du sol en surface, c'est-à-dire, une plus forte sensibilité aux conditions atmosphériques et au paramètre C_{ETP}, et une très faible sensibilité aux paramètres VGMRC,

PMIN, PONDMIN ainsi qu'aux conditions initiales. Le coefficient de sensibilité est du même ordre de grandeur entre l'humidité du sol en surface et l'humidité du sol à 15 cm, alors qu'il est plus faible pour l'humidité du sol à 45 cm.

Aussi, la zone 4 n'est plus la zone la plus sensible à une profondeur de 15 cm et 45 cm. Les zones 1 et 2 présentent une plus grande sensibilité aux conditions atmosphériques (PREC, TMAX, TMIN), au paramètre C_{ETP} , à la porosité et au paramètre VGN. La zone 3 reste la plus sensible à la conductivité hydraulique à saturation, au coefficient d'emménagement (S_s) ainsi qu'aux conditions initiales.

Tableau 3.15 Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur la moyenne d'humidité du sol en surface

Paramètre	Zone 1		Zone 2		Zone 3		Zone 4	
	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +
K_s	2E-3	0,06	-0,05	0,01	-0,11	-0,07	-0,02	0,05
S_s	3E-3	0,01	0,02	0,04	0,06	0,05	2E-3	0,03
ϕ	0,14	0,12	0,16	0,14	0,01	0,02	0,20	0,10
PMIN	-2E-3	0,01	-8E-3	0,01	-3E-3	2E-3	-8E-3	0,01
PONDMIN	-2E-3	2E-3	-0,02	2E-3	-0,02	-9E-3	-7E-3	8E-3
VGN	0,08	0,07	0,10	0,07	9E-3	3E-3	0,18	0,07
VGRMC	-0,03	2E-3	-0,03	-1E-3	-6E-3	1E-5	-0,03	0,01
VGPSAT	-0,14	-0,08	-0,15	-0,09	-0,01	-5E-3	-0,16	-0,10
GEO	-0,12	-0,05	-0,11	-0,04	-0,04	-0,01	-0,14	-0,06
C_{ETP}	-0,78	-0,70	-0,84	-0,65	-0,15	-0,16	-0,88	-1,10
PREC	0,63	0,61	0,60	0,65	0,20	0,17	1,01	0,69
TMAX	-0,49	-0,43	-0,49	-0,40	-0,08	-0,08	-0,56	-0,59
TMIN	-0,27	-0,20	-0,24	-0,17	-0,03	-0,02	-0,31	-0,26
IC	-0,01	-0,01	-0,01	-2E-3	-0,03	-0,03	-0,01	-0,02

Tableau 3.16 Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur la moyenne d'humidité du sol à 15 cm

Paramètre	Zone 1		Zone 2		Zone 3		Zone 4	
	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +
K_s	-0,01	-0,04	-0,07	-4E-3	-0,12	-0,08	-0,03	-0,02
S_s	2E-3	0,02	0,02	0,04	0,07	0,05	3E-3	0,02
ϕ	0,17	0,13	0,19	0,15	0,01	0,02	0,15	0,06
PMIN	-7E-3	0,01	-8E-3	0,01	-3E-3	1E-3	-6E-3	8E-3
PONDMIN	-4E-3	2E-3	-0,01	2E-4	-0,02	-8E-3	-3E-3	3E-3
VGN	0,13	0,08	0,15	0,08	8E-3	6E-3	0,11	0,04
VGRMC	-0,03	4E-5	-0,03	-3E-3	-6E-3	8E-4	-0,02	7E-3
VGPSAT	-0,14	-0,10	-0,16	-0,11	-0,01	-5E-3	-0,12	-0,11
GEO	-0,08	-0,03	-0,07	-0,02	-0,02	-0,01	-0,05	-0,01
C_{ETP}	-0,47	-0,73	-0,56	-0,68	-0,10	-0,11	-0,27	-0,61
PREC	0,64	0,40	0,62	0,48	0,16	0,12	0,55	0,24
TMAX	-0,34	-0,42	-0,37	-0,40	-0,05	-0,05	-0,21	-0,33
TMIN	-0,23	-0,21	-0,22	-0,19	-0,01	-0,01	-0,14	-0,17
IC	-0,01	9E-3	-0,01	2E-3	-0,02	-0,03	-9E-3	7E-3

Tableau 3.17 Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur la moyenne d'humidité du sol à 45 cm

Paramètre	Zone 1		Zone 2		Zone 3		Zone 4	
	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +
K_s	-8E-3	-6E-3	-0,05	-0,03	-0,11	-0,08	-3E-3	-3E-3
S_s	4E-4	6E-3	0,02	0,02	0,06	0,05	7E-5	4E-5
ϕ	0,07	0,02	0,10	0,03	0,01	0,01	5E-3	1E-4
PMIN	-3E-3	3E-3	-3E-3	3E-3	-2E-3	8E-4	-7E-6	9E-6
PONDMIN	-2E-3	1E-3	-9E-3	-1E-3	-0,02	-6E-3	-9E-5	-9E-5
VGN	0,07	0,01	0,10	0,02	8E-3	7E-3	9E-3	6E-5
VGRMC	-7E-3	7E-4	-0,01	-1E-3	-4E-3	-1E-4	-4E-6	4E-7
VGPSAT	-0,01	-0,02	-0,03	-0,03	-0,01	-4E-3	-1E4	-8E-4
GEO	-0,01	-2E-3	-0,01	-4E-3	-0,01	-5E-3	-1E4	-1E-4
C_{ETP}	-0,02	-0,46	-0,07	-0,46	-0,05	-0,05	-4E-4	-0,05
PREC	0,37	0,02	0,40	0,07	0,10	0,07	0,04	5E-4
TMAX	-0,02	-0,16	-0,05	-0,18	-0,02	-0,02	-2E-4	-9E-3
TMIN	-0,02	-0,06	-0,03	-0,06	-8E-3	-5E-3	-6E-5	-2E-3
IC	-3E-3	-2E-3	-8E-3	-2E-3	-0,02	-0,02	-4E-5	-1E-4

À une profondeur de 90 cm, l'humidité du sol est plus sensible aux variations de conductivité hydraulique du sol qu'aux conditions atmosphériques. Le coefficient d'emménagement

influence également l'humidité du sol à 90 cm. Les simulations d'humidité du sol à 90 cm présentent également une faible sensibilité aux précipitations et au paramètre C_{ETP} . Les autres paramètres, conditions atmosphériques et initiales montrent des coefficients de sensibilité relatifs très faibles. Les zones 2 et 3 sont celles ayant les coefficients de sensibilité relatifs les plus élevés, alors que la zone 4 montrent les plus faibles.

Tableau 3.18 Coefficients de sensibilité relatifs moyens sur la moyenne d'humidité du sol à 90 cm

Paramètre	Zone 1		Zone 2		Zone 3		Zone 4	
	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +	Sr-	Sr +
K_s	0,03	0,03	0,08	0,50	0,74	0,50	2E-3	2E-3
S_s	3E-3	1E-3	0,01	0,01	0,06	0,04	1E-4	1E-4
ϕ	3E-4	2E-4	8E-3	6E-3	0,01	0,01	2E-4	1E-4
PMIN	-3E-5	2E-5	-3E-4	2E-4	-5E-4	3E-4	-6E-6	6E-6
PONDMIN	-1E-4	-6E-5	-5E-3	-2E-3	-8E-3	-3E-3	-7E-5	-7E-5
VGN	5E-3	3E-3	8E-3	2E-3	0,01	5E-3	1E-5	5E-5
VGRMC	-2E-5	-4E-5	-9E-4	-5E-4	-2E-3	-1E-3	-1E-5	-8E-6
VGPSAT	-1E-4	-8E-5	-3E-3	-2E-3	-6E-3	-4E-3	-9E-5	-7E-5
GEO	-8E-5	-4E-5	-4E-3	-2E-3	-7E-3	-3E-3	-8E-5	-9E-5
C_{ETP}	-8E-3	-2E-3	-0,01	-0,07	-0,02	-0,02	-3E-4	-8E-4
PREC	0,02	0,01	0,06	0,02	0,05	0,04	7E-4	4E-4
TMAX	-3E-3	-2E-3	-6E-3	-7E-3	-0,01	-8E-3	-1E-4	1E-4
TMIN	-4E-5	-2E-5	-1E-3	-1E-3	-3E-3	-2E-3	-6E-6	-4E-5
IC	-5E-5	-1E-5	-3E-3	-3E-3	-0,014	-0,01	-2E-5	-7E-5

3.6 Conclusion

Un modèle distribué à base physique, le modèle CATHY, est utilisé pour simuler les débits ainsi que l'humidité du sol du bassin versant de la rivière *des Anglais*. L'équation de l'onde diffusante à une dimension est utilisée pour simuler l'écoulement en surface, alors que l'équation de Richards en trois dimensions est utilisée pour simuler l'écoulement de l'eau dans la zone non saturée. Un modèle de fonte de neige ainsi qu'un modèle d'évaporation sont intégrés au modèle afin de simuler les flux atmosphériques (précipitation + fonte de neige – évapotranspiration). Le modèle modifié comporte 21 paramètres, dont plusieurs distribués, permettant le calage du modèle sur un bassin versant spécifique. Le bassin versant de la

rivière des Anglais a été discrétisé en cellules de 360 m x 360 m horizontalement, et en 10 couches de sol, allant de la surface à 100 m de profondeur, verticalement. Le bassin versant a été divisé en quatre types de sol, ainsi qu'en six types d'occupation du sol.

Le critère de NASH, le RMSE et le biais sont utilisés comme critère de performance pour le calage du modèle sur le débit à l'exutoire et trois débits en amont. Les mesures d'humidité du sol à 15 cm, 45 cm et 90 cm prises par les stations hydrométéorologiques permettent également d'effectuer un calage sur les simulations d'humidité du sol. Malgré le calage, il subsiste toujours un biais entre les simulations et les observations d'humidité du sol, le modèle simulant toujours une humidité du sol trop élevée. Ce biais peut provenir d'une mauvaise estimation des caractéristiques du sol. Les paramètres de van Genuchten ne sont pas spatialisés. Or, ces paramètres changent en fonction du type de sol. Une spatialisation de ces paramètres permettrait une meilleure représentation des caractéristiques du sol, mais demande des modifications importantes au code source. Aussi, les précipitations sont moyennées sur toute la journée. Ainsi, une forte averse durant la journée sera reproduite comme une plus faible pluie tout au long de la journée, favorisant ainsi l'infiltration et augmentant l'humidité du sol. Des observations de conditions atmosphériques avec une fréquence temporelle plus élevée devraient donc être utilisées dans une recherche future. De plus, le bassin versant étant très plat dans la partie nord du bassin, l'humidité du sol est plus complexe à modéliser que pour un bassin versant où la pente est plus prononcée. Enfin, le drainage des champs agricoles peut également expliquer le biais entre les observations et les simulations, le modèle simulant l'humidité du sol du champ non drainé. Le drainage modifiant uniquement la distribution de l'humidité du sol, les simulations de débits sont donc peu touchées.

L'analyse de sensibilité montre que les simulations de débit et d'humidité du sol, à 15 cm et à 45 cm sont plus sensibles aux conditions atmosphériques (précipitations et températures) ainsi qu'au paramètre d'évapotranspiration (C_{ETP}) qu'à tous les autres paramètres. Les simulations d'humidité du sol à 90 cm sont plus influencées par les variations de conductivité hydraulique à saturation. .

CHAPITRE 4

ESTIMATION DE L'HUMIDITÉ DU SOL À L'AIDE D'IMAGES RADAR

L'objectif de ce chapitre est d'estimer les valeurs d'humidité du sol ainsi que son incertitude à l'aide d'images radar satellitaire. En premier lieu, ce chapitre présente les concepts de base en télédétection radar relatifs à la recherche. Par la suite, il explique le traitement d'image nécessaire pour l'utilisation des données radar. La méthodologie utilisée pour estimer l'humidité du sol ainsi que son incertitude est ensuite abordée, suivi des résultats.

4.1 Concepts de base

La sensibilité du signal radar aux variations d'humidité du sol en surface est démontrée depuis plus de 30 ans (Ulaby *et al.*, 1974). Cette sensibilité s'explique par les variations de la constante diélectrique (ϵ) proportionnelle à l'humidité du sol en surface (Dobson *et al.*, 1985). La constante diélectrique est un facteur dominant influençant l'intensité du signal rétrodiffusé. Ainsi, plus la teneur en eau est élevée, plus l'intensité de l'onde rétrodiffusée est forte. Par contre, en plus d'être sensible à l'humidité du sol, le signal radar est également sensible à la rugosité de surface et au couvert végétal.

Le signal radar peut être représenté par une matrice de diffusion [S] qui relie les composantes transversales du champ électrique de l'onde diffusée [E^d] aux composantes transversales de l'onde incidente [E^i] (équation 4.1).

$$\begin{bmatrix} E_H^d \\ E_V^d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_H^i \\ E_V^i \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Le coefficient de rétrodiffusion normalisé (σ_{qp}°) est utilisé pour caractériser l'intensité du signal radar rétrodiffusée par une cible étendue. Il est sans dimension et peut être exprimé en puissance ou en décibel (dB). Le coefficient de rétrodiffusion dépend de l'angle d'incidence

(θ), la polarisation, la longueur d'onde du radar (λ) ainsi que des propriétés du milieu diffusant. Il peut être exprimé en fonction de la matrice de diffusion (équation 4.2).

$$\sigma_{qp}^{\circ} = |S_{qp}|^2 \quad (4.2)$$

où q est la polarisation de l'onde incidente et p la polarisation de l'onde diffusée.

4.1.1 Rugosité

Le signal émis par le radar vers la cible peut être soit réfléchi, diffusé ou absorbé par la cible. La portion d'énergie du signal rétrodiffusé vers le capteur, appelé coefficient de rétrodiffusion normalisé (σ_{qp}°), dépend principalement des propriétés diélectriques et de la rugosité de la cible pour les sols nus. Par exemple, une surface lisse produira de la réflexion spéculaire (figure 4.1a). Dans cette situation, le signal est réfléchi par la surface selon un angle égal et opposé à l'angle d'incidence. Le signal sera donc réfléchi dans une autre direction que celle du capteur. Le signal capté sera alors nul. Une surface rugueuse à distribution aléatoire aura plutôt tendance à diffuser le signal dans toutes les directions (figure 4.1c). Une portion du signal sera donc rétrodiffusée vers le capteur. L'onde émise peut également être absorbée par la cible. La capacité d'absorption de la cible est liée aux propriétés diélectriques de la cible.

La rugosité de surface caractérise la variation statistique et aléatoire de la hauteur de la surface par rapport à une surface de référence (Ulaby *et al.*, 1982). Elle est liée aux faibles irrégularités de la surface (de l'ordre du centimètre) et non à la topographie (de l'ordre du mètre ou de centaines de mètres). Elle est habituellement caractérisée par deux paramètres (décrits au chapitre 2) : la hauteur quadratique moyenne (σ_s) qui représente la hauteur moyenne des irrégularités de la surface ainsi que la longueur de corrélation L qui mesure la distance entre deux points statistiquement indépendants selon l'axe des x . La longueur de corrélation est définie par rapport à la fonction d'autocorrélation $\rho(\xi)$, ξ est le déplacement selon l'axe des x . Différentes fonctions d'autocorrélation peuvent être utilisées afin de

caractériser une surface. Les fonctions gaussienne et exponentielle sont les plus souvent utilisées pour les sols agricoles (Henderson et Lewis, 1998).

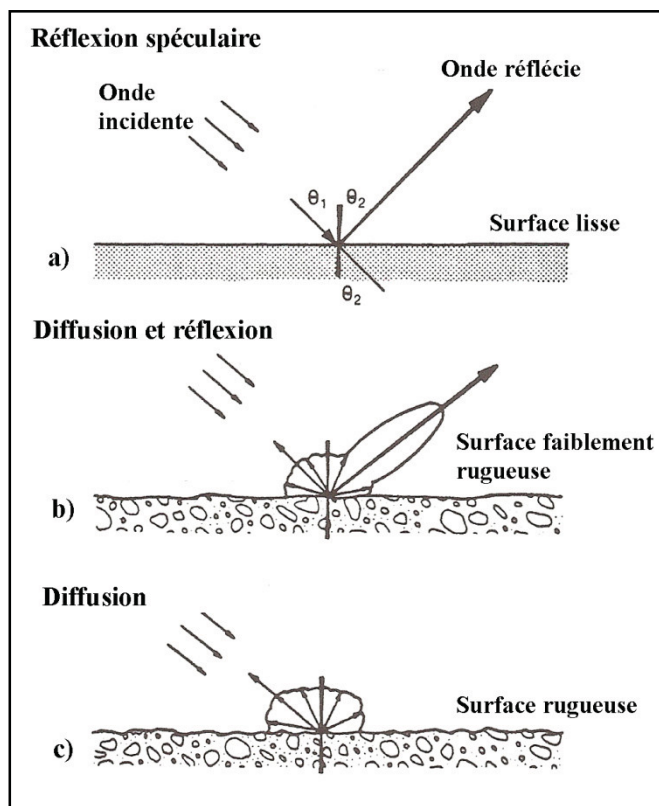


Figure 4.1 Rétrodiffusion d'une cible en fonction de sa rugosité.
 Tirée de Henderson et Lewis (1998, p. 157)

L'influence de la rugosité de surface sur le signal radar ne sera pas la même selon la longueur d'onde (λ) et l'angle d'incidence du capteur radar. Plus la surface est rugueuse, plus le signal rétrodiffusé vers le capteur sera grand. Pour une longueur d'onde donnée, le signal rétrodiffusé sous un angle d'incidence élevé pourra être élevé, alors que le signal sera faible pour un faible angle d'incidence. De même, pour un angle d'incidence donné, le signal rétrodiffusé pourra être élevé pour une petite longueur d'onde, et être faible pour une longueur d'onde plus grande. Ainsi, on utilise souvent la forme normalisée par rapport à la longueur d'onde pour exprimer les paramètres σ_s et L , soit $k\sigma_s$ et kL respectivement, où le nombre d'onde $k=2\pi/\lambda$. Cela facilite les comparaisons de rugosité du sol entre les différentes longueurs d'onde utilisées.

4.1.2 Propriétés diélectriques

Les propriétés diélectriques de la cible sont représentées par la constante diélectrique (ϵ). La constante diélectrique contrôle la réponse d'un milieu donné à un champ électrique. La valeur de la constante diélectrique est liée à la polarisabilité des molécules ou atomes du milieu considéré, c'est-à-dire qu'elle dépend de la répartition des charges électriques dans ce milieu. Elle comporte une partie réelle (ϵ') et une partie imaginaire (ϵ''). La partie réelle caractérise la dispersion du milieu, c'est-à-dire la vitesse de l'onde dans le milieu, alors que la partie imaginaire caractérise l'absorption du milieu qui correspond aux pertes énergétiques. La teneur en eau d'un milieu influence la valeur de la constante diélectrique puisque les molécules d'eau ont une forte polarisabilité. Par exemple, les valeurs de constantes diélectriques (en absolu) de la plupart des milieux secs que l'on retrouve dans la nature se situent entre 3 et 8, alors que la valeur de la constante diélectrique de l'eau s'élève à 80 à la bande C. Ainsi, une surface humide aura une constante diélectrique plus élevée, ce qui se traduira par une plus forte réflectivité, et donc un signal rétrodiffusé plus élevé. Par contre, lorsque l'eau est gelée, la constante diélectrique est comparable à celle d'un sol sec, $\epsilon' = 3,15$ et ϵ'' varie des 10^{-3} à 10^{-2} dépendamment de la fréquence et de la température (Ulaby *et al.*, 1986).

Plusieurs modèles permettent de relier la constante diélectrique aux propriétés du sol, telles sa teneur en eau, sa texture, sa température et sa salinité. Les modèles les plus utilisés en télédétection radar sont ceux de Hallikainen *et al.* (1985), Dobson *et al.* (1985) et Topp *et al.* (1980).

Hallikainen *et al.* (1985) ont élaboré une série d'équations polynomiales reliant chacune des parties réelle et imaginaire de la constante diélectrique d'un sol à sa teneur en eau et aux pourcentages d'argile et de sable pour différentes fréquences. Les paramètres de l'équation polynomiale ont été déterminés pour des fréquences de 4 et 6 GHz. Le modèle de Dobson (Dobson *et al.*, 1985) décrit de manière beaucoup plus complexe la relation entre la constante

diélectrique et la teneur en eau volumétrique du sol. Le modèle a été établi d'après les mêmes mesures que celui de Hallikainen *et al.* (1985). En plus de tenir compte du pourcentage de sable et d'argile, le modèle tient compte de la densité (apparente et spécifique) du sol. Topp *et al.* (1980) ont trouvé que les mesures de constante diélectrique sont peu sensibles à la température (de 10°C à 36°C), à la texture du sol (d'argile à limon sableux), à la densité apparente (de 1,14 à 1,44 mg/m³ pour les sols non organique) et à la salinité. Les auteurs ont donc développé une équation empirique polynomiale simple reliant l'humidité volumique du sol à la constante diélectrique. Basée sur la relation de Topp *et al.* (1980), Brisco *et al.* (1992) ont redéfini les coefficients de l'équation polynomiale pour des mesures en bande X, C, L et P. Aucun des modèles ne permet de bien tenir compte de la présence de matière organique dans le sol. Dans cette recherche, l'équation de Brisco *et al.* (1992) en bande C est utilisé.

4.1.3 Effet de la végétation

La rétrodiffusion totale (σ°) provenant d'un couvert végétal peut être divisée en trois contributions (Attema et Ulaby, 1978) données dans l'équation 4.3.

$$\sigma^\circ = \tau^2 \sigma_{\text{SURF}}^\circ + \sigma_{\text{veg}}^\circ + \sigma_{\text{int}}^\circ \quad (4.3)$$

où $\sigma_{\text{veg}}^\circ$ est la rétrodiffusion directe du couvert végétal, $\sigma_{\text{SURF}}^\circ$ est la rétrodiffusion du sol nu, $\sigma_{\text{int}}^\circ$ est le terme d'interaction entre le sol et le couvert végétal, τ^2 est la transmissivité (aller-retour) de la végétation.

Pour une région dense en végétation, $\tau^2 \approx 0$ et σ° est déterminé par la diffusion de volume de la végétation. Pour un sol nu, $\tau^2 \approx 1$ et les second et troisième termes de l'équation 4.1 sont négligeables. L'importance de ces trois contributions dépend de la géométrie et des propriétés diélectriques du couvert végétal ainsi que des paramètres du capteur comme l'angle d'incidence, la fréquence et la polarisation (Fung, 1994). La géométrie du couvert végétal comprend autant des caractéristiques de macrostructure comme la hauteur de la

végétation et la densité du couvert que des caractéristiques de microstructure comme la forme, la grandeur et l'orientation des feuilles ou aiguilles, des branches et des troncs. Plusieurs modèles théoriques permettent d'évaluer les différentes contributions de la rétrodiffusion d'un couvert végétal (Chauhan *et al.*, 1991; Karam *et al.*, 1995). Ces modèles nécessitent la connaissance de plusieurs caractéristiques du couvert végétal souvent difficiles à obtenir. De plus, ils sont difficilement inversibles.

Le modèle du nuage d'eau ou WCM (Attema et Ulaby, 1978) est un exemple de modèles semi-empiriques décrivant le couvert végétal. Les modèles semi-empiriques sont plus simples et plus facilement inversibles que les modèles théoriques. Dans ce modèle, la végétation est représentée comme un nuage de gouttelettes sphériques qui sont retenues en place par la matière sèche. La végétation peut être représentée par des variables comme l'indice foliaire (LAI) ou le contenu en eau de la végétation. Dans le modèle WCM original, le terme d'interaction de l'équation 4.3 est considéré faible par rapport aux deux autres termes et on obtient :

$$\sigma^{\circ} = \tau^2 \sigma^{\circ}_{\text{SURF}} + \sigma^{\circ}_{\text{veg}} \quad (4.4)$$

La transmissivité de la végétation (τ^2) et la rétrodiffusion directe du couvert végétal ($\sigma^{\circ}_{\text{veg}}$) sont déterminées empiriquement (équations 4.5 et 4.6 respectivement).

$$\tau^2 = e^{-2BV \sec \theta} \quad (4.5)$$

$$\sigma^{\circ}_{\text{veg}} = AV \cos \theta (1 - \tau^2) \quad (4.6)$$

Le paramètre V peut être considéré comme l'indice foliaire (LAI) et les paramètres A et B comme des caractéristiques de la végétation (géométrie, constante diélectrique).

La décomposition de Freeman-Durden (Freeman et Durden, 1998) permet de décomposer le signal radar polarimétrique selon la rétrodiffusion de surface (P_S), de volume (P_V) et de double réflexion (P_{DB}) (figure 4.4) à partir de la matrice de covariance $[C]$ (équation 4.7).

$$[C] = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \langle \sqrt{2} S_{HH} S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle \\ \langle \sqrt{2} S_{HV} S_{HH}^* \rangle & \langle |S_{HV}|^2 \rangle & \langle \sqrt{2} S_{HV} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV} S_{HH}^* \rangle & \langle \sqrt{2} S_{VV} S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Dans cette décomposition, la diffusion de surface est modélisée par le premier ordre de la diffusion de Bragg (équation 4.8), la diffusion de volume par un ensemble de dipôle orienté aléatoirement (équation 4.9) et la diffusion de double réflexion par un réflecteur en coin dièdre (équation 4.10) :

$$\langle |S_{HH}|^2 \rangle = f_s \beta^2, \quad \langle |S_{VV}|^2 \rangle = f_s \quad (4.8)$$

$$\langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle = f_s \beta, \quad \langle |S_{HV}|^2 \rangle = 0$$

$$\langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle = \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle = 0$$

où les paramètres f_s et β sont dérivés de la matrice de covariance lors de la décomposition

$$\langle |S_{HH}|^2 \rangle = \langle |S_{VV}|^2 \rangle = 0 \quad (4.9)$$

$$\langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle = \langle |S_{HV}|^2 \rangle = f_v / 3$$

$$\langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle = \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle = 0$$

où le paramètre f_v est dérivé de la matrice de covariance lors de la décomposition

$$\langle |S_{HH}|^2 \rangle = f_d \alpha^2, \quad \langle |S_{VV}|^2 \rangle = f_d \quad (4.10)$$

$$\langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle = f_d \alpha, \quad \langle |S_{HV}|^2 \rangle = 0$$

$$\langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle = \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle = 0$$

où les paramètres f_d et α sont dérivés de la matrice de covariance lors de la décomposition

Quelques auteurs (Yamaguchi *et al.*, 2005 ; Hajnsek *et al.*, 2009) ont proposé des modifications à la décomposition de Freeman-Durden afin d'élargir son domaine de validité. En général, ces modifications changent peu les valeurs de puissance de rétrodiffusion (P_S , P_V et P_{DB}) obtenues. Selon Hajnsek *et al.* (2009), le modèle de X-Bragg serait toutefois plus approprié pour la caractérisation des champs agricoles, mais comprend une inconnue supplémentaire. Son implantation pourra faire l'objet de recherche future.

À l'aide de cette décomposition, il est possible de retrouver les coefficients de rétrodiffusion en polarisation HH (horizontal-horizontal) et VV (vertical-vertical) provenant uniquement de la diffusion de surface, $\sigma^{\circ}_{HH_SURF}$ et $\sigma^{\circ}_{VV_SURF}$.

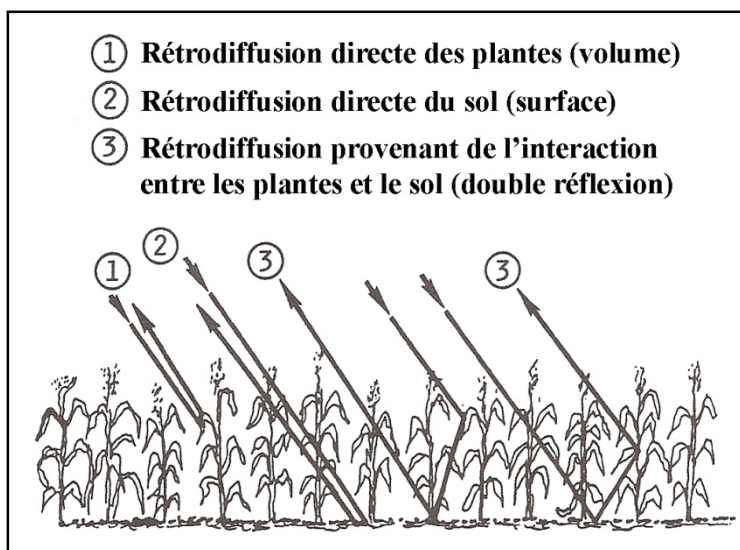


Figure 4.2 Rétrodiffusion de surface, de volume et de double réflexion.

Adaptée de Henderson et Lewis (1998, p. 162)

La diffusion de volume provenant du couvert végétal peut aussi être caractérisée à l'aide d'indice de végétation reposant sur des ratios de polarisation. En divisant la diffusion de volume ($8\sigma^{\circ}_{HV}$) par la rétrodiffusion totale ($\sigma^{\circ}_{HH} + \sigma^{\circ}_{VV} + 2\sigma^{\circ}_{HV}$) on obtient un ratio de végétation radar, le RVI (équation 4.11). Plus la diffusion de volume est grande plus le RVI est élevé (avec un maximum à 1). Kim et van Zyl (2009) ont déterminé qu'un $RVI > 0,35$

correspond à une biomasse d'un champ de maïs supérieure à 2,5 kg/m³. De manière plus générale, Kim et van Zyl (2004) considèrent que la diffusion de surface peut être négligée lorsque $RVI > 0,4$ et $\sigma^{\circ}_{VV} > \sigma^{\circ}_{HH}$.

$$RVI = \frac{8\sigma^{\circ}_{HV}}{\sigma^{\circ}_{HH} + \sigma^{\circ}_{VV} + 2\sigma^{\circ}_{HV}} \quad (4.11)$$

Afin d'utiliser cet indice lorsque seulement deux polarisations croisées sont disponibles, Charbonneau *et al.* (2005) ont proposé l'hypothèse $\sigma^{\circ}_{HH} \approx \sigma^{\circ}_{VV}$, ce qui revient aux équations 4.12 et 4.13.

$$RVI_{HH} = \frac{4\sigma^{\circ}_{HV}}{\sigma^{\circ}_{HH} + \sigma^{\circ}_{HV}} \quad (4.12)$$

$$RVI_{VV} = \frac{4\sigma^{\circ}_{VH}}{\sigma^{\circ}_{VV} + \sigma^{\circ}_{VH}} \quad (4.13)$$

Ces différents indices de végétation radar permettent de déterminer l'importance de la rétrodiffusion de volume du couvert végétal afin de classer les couverts végétaux.

4.1.4 Modèle de rétrodiffusion

Il est possible de décrire la rétrodiffusion des micro-ondes de manière théorique. Les principaux modèles théoriques de rétrodiffusion d'un sol nu sont les modèles d'optique géométrique, GO (Ulaby *et al.*, 1982), d'optique physique, PO (Ulaby *et al.*, 1982) (souvent regroupés sous le nom de modèle de Kirchoff), la méthode des petites perturbations, SPM (Ulaby *et al.*, 1982), et la méthode de l'équation intégrale, IEM (Fung, 1994). Les domaines de validité de ces modèles en fonction de la rugosité sont montrés à la figure 4.3.

Il est possible de démontrer que les modèles GO, PO et SPM, sont en fait des cas particuliers du modèle IEM. Le modèle IEM a ainsi un plus grand domaine de validité. De plus, il est

possible de l'inverser pour obtenir l'humidité du sol en surface à partir de mesures de coefficient de rétrodiffusion.

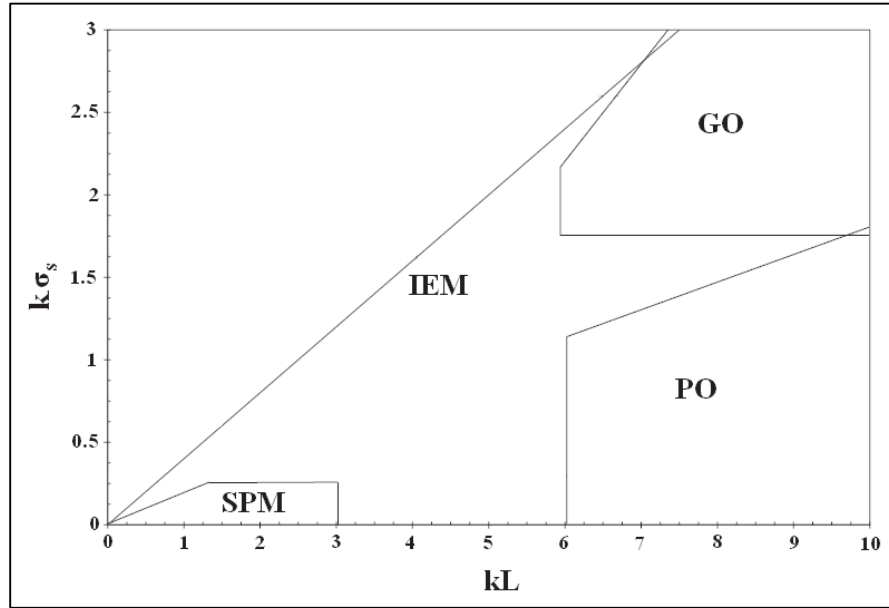


Figure 4.3 Domaines de validité des modèles SPM, GOM, POM et IEM.

Adaptée de Henderson et Lewis (1998, p. 420)

Le modèle de l'équation intégrale (IEM) décrit la rétrodiffusion radar (σ°) en fonction des caractéristiques du capteur et de la cible (Fung, 1994). L'équation 4.14 décrit sommairement ce modèle.

$$\sigma_{pp}^\circ = \frac{k_z^2}{2} e^{-2k_z^2 \sigma_s^2} \sum_{n=1}^{\infty} \sigma_s^{2n} |I^n|^2 \frac{W^n(-2k_x, 0)}{n!} \quad (4.14)$$

$$I_{pp}^n = (2k_z)^n f_{pp} e^{-\sigma_s^2 k_z^2} + \frac{k_z^n}{2} F_{pp}$$

$$F_{HH} = 2 \frac{\sin^2(\theta)}{\cos(\theta)} \left[4R_H - \left(1 - \frac{1}{\varepsilon}\right) (1 + R_H)^2 \right]$$

$$F_{VV} = 2 \frac{\sin^2(\theta)}{\cos(\theta)} \left[\left(1 - \frac{\varepsilon \cos^2(\theta)}{\mu \varepsilon - \sin^2(\theta)}\right) (1 - R_V)^2 - \left(1 - \frac{1}{\varepsilon}\right) (1 + R_V)^2 \right]$$

$$f_{HH} = \frac{-2R_H}{\cos(\theta)}$$

$$f_{VV} = \frac{2R_V}{\cos(\theta)}$$

$$R_H = \frac{\mu \cos(\theta) - \sqrt{\mu\varepsilon - \sin^2(\theta)}}{\mu \cos(\theta) + \sqrt{\mu\varepsilon - \sin^2(\theta)}}$$

$$R_V = \frac{\varepsilon \cos(\theta) - \sqrt{\mu\varepsilon - \sin^2(\theta)}}{\varepsilon \cos(\theta) + \sqrt{\mu\varepsilon - \sin^2(\theta)}}$$

où σ_{pp}^o est le coefficient de rétrodiffusion en polarisation pp (HH ou VV), σ_s est la hauteur quadratique moyenne, ε est la constante diélectrique, $\mu = 1$ est la perméabilité magnétique, θ est l'angle d'incidence, k est le nombre d'onde, k_x est le nombre d'onde selon l'axe des x ($k_x = k \sin(\theta)$), k_z est le nombre d'onde selon l'axe des z ($k_z = k \cos(\theta)$).

Pour un signal rétrodiffusé et en considérant $k_y = 0$, le spectre de rugosité $W^n(-2k_x, 0)$ de la surface est basé sur la $n^{\text{ième}}$ puissance de la fonction d'autocorrélation de la surface, $\rho(\xi)$, et de la transformée de Fourier (équation 4.15) :

$$W^n(-2k_x, 0) = \frac{1}{2\pi} \int \rho^n(\xi) e^{-i2k_x \xi} d\xi \quad (4.15)$$

Le tableau 4.1 présente le spectre de rugosité pour les deux principales fonctions d'autocorrélation utilisées.

Tableau 4.1 Spectre de rugosité pour les fonctions d'autocorrélation gaussienne et exponentielle

	Fonction d'autocorrélation	Spectre de rugosité
Exponentielle	$\rho(\xi) = \exp(-\xi/L)$	$W(-2k_x, 0) = \left(\frac{L}{n}\right)^2 \left[1 + \left(\frac{-2k_x L}{n}\right)^2\right]^{-1,5}$
Gaussienne	$\rho(\xi) = \exp(-\xi^2/L^2)$	$W(-2k_x, 0) = \left(\frac{L}{2n}\right)^2 \exp\left[1 + \left(\frac{-2k_x L}{4n}\right)^2\right]$

4.2 Traitement des images

Différents traitements d'image doivent être effectués avant de pouvoir utiliser les images radar. Le traitement des images a été effectué à l'aide du logiciel PCI de Geomatica (PCI-Geomatica, 2010). Les images numériques du capteur ASAR d'ENVISAT proviennent soit directement de l'Agence spatiale européenne (ESA) ou du Centre canadien de télédétection (CCT). Selon la provenance des images, elles ne sont pas calibrées de la même façon. Les images provenant de l'ESA ont été traitées avec l'algorithme SPECAN. Le calibrage en absolu est inclus dans le fichier d'en-tête. Les comptes numériques sont directement extraits à l'aide de PCI. Les images provenant du CCT sont traitées avec un algorithme Range/Doppler. Elles ne sont pas calibrées en absolu et le calibrage doit être ajustée selon la configuration dans le fichier en-tête (Charbonneau et Trudel, 2005) avant d'extraire les comptes numériques à l'aide de PCI.

Les images sont ensuite converties en coefficient de rétrodiffusion (σ°) en puissance. Les images RADARSAT-2 étant calibrées, les coefficients de rétrodiffusion sont directement extraits par PCI. Un filtre « Enhanced Lee » (PCI-Geomatica, 2010) de grandeur 7 x 7 a été appliqué sur les images de coefficients de rétrodiffusion afin de diminuer le chatoiement.

Une décomposition de Freeman-Durden (Freeman et Durden, 1998) à partir d'une matrice de covariance moyennée sur fenêtre centrée de 7 x 7 a été réalisée sur les images RADARSAT-2 à l'aide d'un script Matlab fourni par François Charbonneau du Centre canadien de télédétection. Les puissances de rétrodiffusion de volume (P_V), de surface (P_S), de double réflexion (P_{DB}) ainsi que la puissance totale de rétrodiffusion (SPAN) ont ainsi été calculées.

Les images ont été ensuite orthorectifiées avec le module OrthoEngine de PCI. Le modèle de Toutin (PCI-Geomatica, 2010) a été utilisé pour orthorectifier les images ENVISAT-ASAR alors que le modèle spécifique a été utilisé pour les images RADARSAT-2. Les données routières ont été utilisées afin d'identifier entre 8 et 12 points de contrôle. Les images ont été

orthorectifiées avec une erreur résiduelle moyenne des points de contrôle inférieur à un pixel. Dans le processus d'orthorectification, l'image a été rééchantillonnée à l'aide de la méthode $\sin(x)/x$ appliqué sur huit pixels. Chaque pixel de l'image orthorectifiée couvre une superficie de 12 m x 12 m pour les images ENVISAT-ASAR et de 6 m x 6 m pour les images RADARSAT-2.

4.3 Méthodologie

La méthodologie développée pour estimer l'humidité du sol est résumée dans la figure 4.4. D'une part, une caractérisation de la végétation a été faite (en vert) à partir de l'image radar. Un rééchantillonnage (en orange) a ensuite été effectuée afin d'obtenir la même résolution que le modèle CATHY. D'autre part, une table de correspondance LUT (Look-up table) a été créée à l'aide du modèle IEM. L'estimation de l'humidité du sol ainsi que son écart-type (en mauve) a été faite à l'aide de l'image rééchantillonnée et du LUT.

Les polarisations HH et VV ont été employées pour estimer l'humidité du sol, alors que la caractérisation de la végétation utilise les polarisations croisées (HH et HV ou VV et VH). Pour les images RADARSAT-2, la caractérisation du couvert végétal ainsi que l'estimation de l'humidité du sol peuvent se faire avec la même image puisque les images sont polarimétriques (comprennent toutes les polarisations). Les images ENVISAT-ASAR peuvent être soit en copolarisation (HH et VV), soit en polarisation croisée (HH et HV ou VV et VH). Ainsi, il n'est pas possible de faire à la fois la caractérisation de la végétation et l'estimation de l'humidité du sol avec une seule image. Deux images prises à des dates différentes ont donc été utilisées. Pour choisir l'image en polarisation croisée associée à l'image en copolarisation, deux critères ont été considérés, soit la couverture de l'image sur la zone à l'étude et la proximité temporelle. De la fonte de la neige jusqu'au début de mai, la végétation change peu. Ainsi, l'image en polarisation croisée ayant la meilleure couverture de la zone à l'étude, a été choisie. Par la suite, la proximité temporelle a été le premier critère. Le tableau 4.2 présente ces associations d'images.

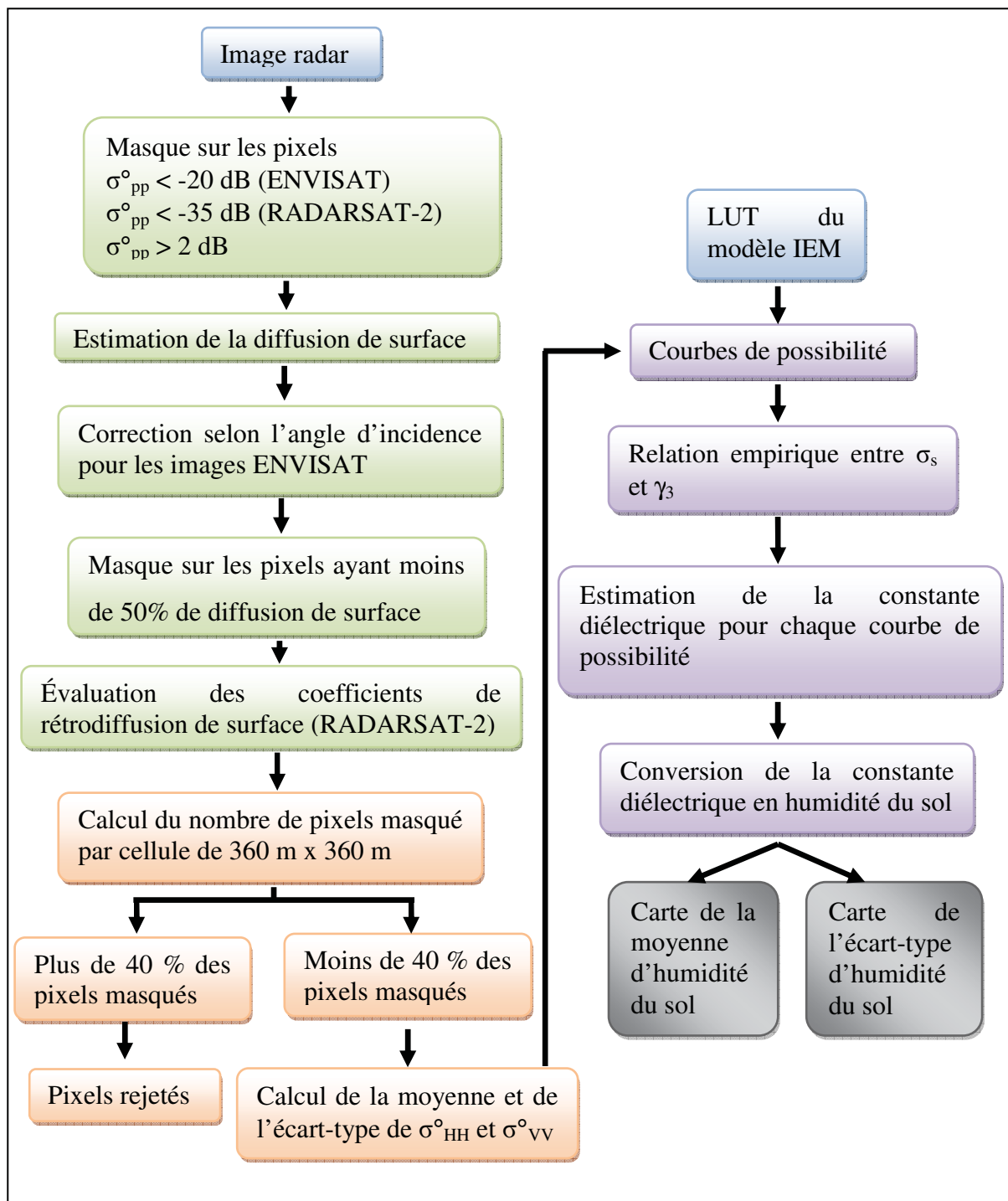


Figure 4.4 Méthodologie d'estimation de l'humidité du sol à l'aide d'images radar.

En tout, 138 observations d'humidité du sol (chaque observation étant la moyenne de 25 mesures prises dans un même champ) ont été prises dans un intervalle de 4 heures autour de l'acquisition d'une image en polarisation HH et VV. Ces mesures ont été prises à 15 dates différentes, soit 14 au printemps 2008 et une à l'automne 2007. De ces mesures, 65 ont été prises lorsque le sol était nu ou avec une faible végétation. Ainsi, 30 mesures, choisies au hasard, ont été utilisées pour développer la méthodologie et 35 mesures ont été utilisées pour la valider.

Tableau 4.2 Dates d'acquisition en polarisation croisée utilisées pour la caractérisation de la végétation des images en copolarisation, ENVISAT-ASAR

Image inversée	Polarisation	Angle [°]	Image de végétation	Polarisation	Angle
2 avril 2005	VV / HH	42-44	26 mars 2005	VV / VH	19-21
5 avril 2005	VV / HH	42-44	26 mars 2005	VV / VH	19-21
11 avril 2005	VV / HH	21-24	26 mars 2005	VV / VH	19-21
10 mai 2005	VV / HH	36-39	30 avril 2005	VV / VH	19-21
16 mai 2005	VV / HH	21-24	30 avril 2005	VV / VH	19-21
8 octobre 2007	HH / VV	21-24	5 octobre 2007	HH / HV	25-28
9 octobre 2007	HH / VV	23-25	5 octobre 2007	HH / HV	25-28
24 octobre 2007	HH / VV	25-28	18 octobre 2007	HH / HV	39-41
28 octobre 2007	HH / VV	23-25	18 octobre 2007	HH / HV	39-41
19 avril 2008	HH / VV	23-25	2 mai 2008	HH / HV	29-31
26 avril 2008	HH / VV	42-44	2 mai 2008	HH / HV	29-31
5 mai 2008 (A)	HH / VV	21-24	2 mai 2008	HH / HV	29-31
5 mai 2008 (D)	HH / VV	19-21	2 mai 2008	HH / HV	29-31
24 mai 2008	HH / VV	23-25	27 mai 2008	HH / HV	30-32
31 mai 2008	HH / VV	42-44	27 mai 2008	HH / HV	30-32

4.3.1 Caractérisation de la végétation

Un masque a d'abord été appliqué sur les pixels ayant un coefficient de rétrodiffusion inférieure à -20 dB pour les images ENVISAT-ASAR et -35 dB pour les images RADARSAT-2, car ces valeurs se retrouvent dans le bruit de fond du capteur. La présence de constructions humaines (bâtiments, instruments agricoles) peut créer des cibles ponctuelles présentant un fort coefficient de rétrodiffusion. Ces valeurs peuvent affecter le signal radar.

Les simulations de σ^0 réalisées avec le modèle IEM montrent un σ^0 maximum d'environ 0 dB pour une surface sans végétation dans le domaine de validité utilisé pour cette recherche (tableau 4.5). Ainsi, un masque a été appliqué aux pixels supérieurs à 2 dB afin d'exclure les rétrodiffusions provenant de cibles ponctuelles.

Une décomposition de Freeman-Durden a été faite sur les images RADARSAT-2 afin de classer les cellules où le couvert végétal est trop dense pour estimer l'humidité du sol. La décomposition de Freeman-Durden permet de classer la rétrodiffusion en trois contributions, soit la diffusion de volume (P_V), la diffusion de surface (P_S) et la diffusion de double réflexion (P_{DB}). En divisant ces contributions par la rétrodiffusion totale (SPAN), on obtient le pourcentage de rétrodiffusion total provenant de chacune des contributions. La décomposition de Freeman-Durden est possible uniquement pour les images polarimétriques, c'est-à-dire les images RADARSAT-2 pour notre analyse. Pour les images ENVISAT-ASAR, seules deux polarisations sont disponibles (HH / HV ou VV / VH). Un ratio de polarisation (équations 4.6) a donc été utilisé pour classer les cellules.

La relation entre le RVI et la présence de végétation a déjà été établie (Kim et van Zyl, 2004; Kim et Van Zyl, 2009). Un seuil de $RVI < 0,4$ est établi à partir de ces publications. La relation entre la diffusion de surface de la décomposition de Freeman-Durden et le RVI est établie à l'aide des images RADARSAT-2 prise au printemps 2008 (entre le 12 mai et le 15 juillet 2008), ainsi que pour des polygones identifiés comme étant de la forêt avec la carte d'occupation du sol (Chapitre 2). La figure 4.5 montre la relation entre la diffusion de surface et le RVI (noir), le RVI_{HH} (rouge), ainsi que le RVI_{VV} (vert).

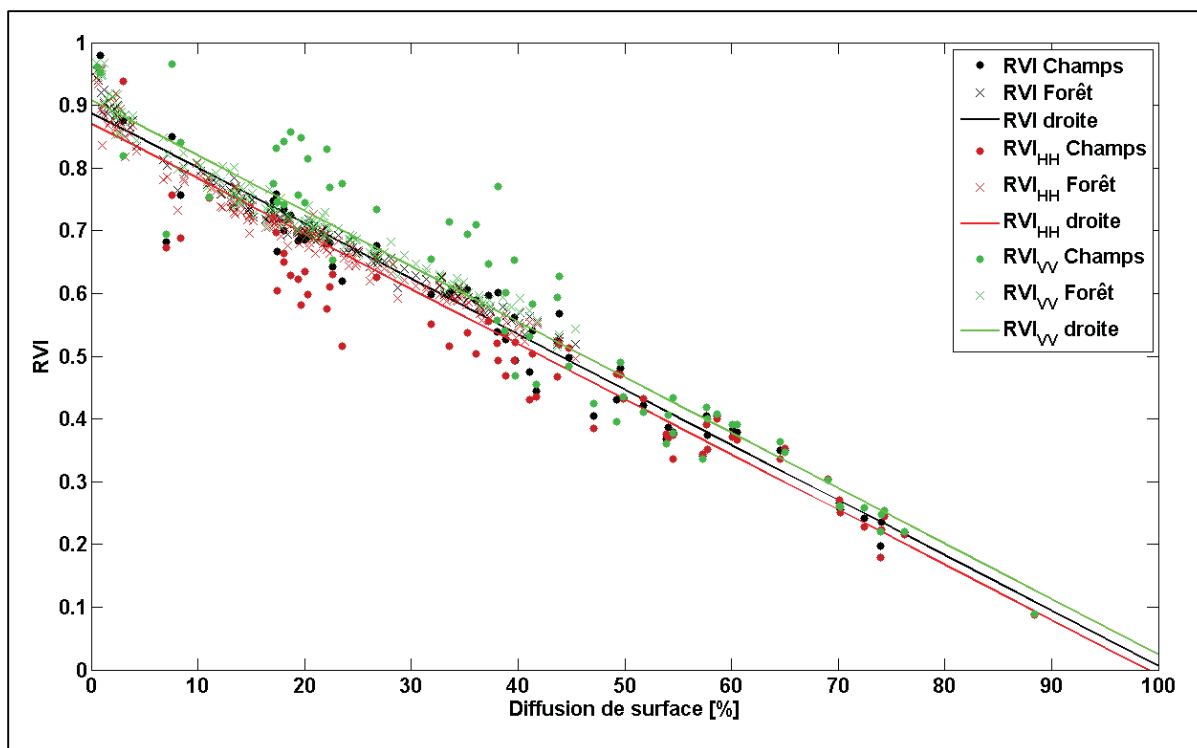


Figure 4.5 Comparaison entre la proportion de diffusion de surface ($P_s/SPAN$) et les ratios de végétations, RVI , RVI_{HH} et RVI_{VV} .

Pour un $RVI = 0,4$, 50 % de la rétrodiffusion provient de la surface. On remarque que le RVI , le RVI_{HH} et le RVI_{VV} sont très similaires pour les polygones de forêt. Les ratios de végétation sont équivalents pour des milieux homogènes, denses et isotropes. Cette hypothèse est valable pour les polygones de forêt. Pour les champs agricoles, la végétation présente des structures orientées et le milieu ne peut plus être considéré comme homogène et isotrope. Ainsi, pour les champs agricoles, lorsque la diffusion de surface est inférieure à 50 %, le RVI_{HH} est plus faible que le RVI , alors que le RVI_{VV} est plus élevée que le RVI . Lorsque la diffusion de surface est supérieur à 50 %, les écarts entre les ratios est moindre. Toutefois, on remarque que $RVI_{HH} < RVI < RVI_{VV}$. L'utilisation des ratios de végétation RVI_{HH} et RVI_{VV} demeure une bonne approximation de la diffusion de surface lorsque seulement deux polarisations sont disponibles. Le tableau 4.3 présente les seuils utilisés. D'après les résultats de Kim et van Zyl (2004), le seuil a été fixé à 50 % de diffusion de surface, ce qui correspond à un $RVI = 0,4$.

Tableau 4.3 Seuils utilisés pour la caractérisation de la végétation

Diffusion de surface (RADARSAT-2)	50%
RVI_{HH} (ENVISAT-ASAR 2007-2008)	0,4
RVI_{VV} (ENVISAT-ASAR 2005)	0,45

Plus l'angle d'incidence est grand, plus le signal traverse la végétation, et plus il est influencé par celle-ci. On s'attend donc à une diminution de la diffusion de surface pour les plus grands angles d'incidence. Ainsi, un même champ peut avoir plus de 50 % de diffusion de surface pour un faible angle d'incidence, et avoir moins de 50 % de diffusion de surface pour un angle d'incidence plus grand.

Lorsque la caractérisation de la végétation se fait en même temps que l'analyse de l'humidité du sol, soit pour les images RADARSAT-2, il n'est pas nécessaire de corriger l'effet de l'angle d'incidence. Par contre, pour les images ENVISAT-ASAR, comme l'image permettant de caractériser l'effet de la végétation n'est pas le même que celle estimant l'humidité du sol, une correction de l'effet de l'angle d'incidence est nécessaire (équation 4.16).

$$RVI(\theta_2) = RVI(\theta_1) \frac{\cos(\theta_1)}{\cos(\theta_2)} \quad (4.16)$$

Pour les images RADARSAT-2, la décomposition de Freeman-Durden a été utilisée pour retrouver les coefficients de rétrodiffusion en polarisation HH et VV provenant de la diffusion de surface ($\sigma^{\circ}_{HH_SURF}$ et $\sigma^{\circ}_{VV_SURF}$). L'estimation des coefficients de rétrodiffusion de surface est réalisée lorsque la diffusion de surface est supérieure à 50 %, les autres pixels étant masqués.

4.3.2 Rééchantillonnage

Les images ont été ensuite rééchantillonnées sur des cellules de 360 m x 360 m, pour un total de 5 338 cellules actives dans le modèle CATHY. Il est ainsi possible d'assimiler les données

d'humidité du sol en surface obtenue au modèle hydrologique. La diffusion de surface est évaluée pour chaque pixel. Un masque est appliqué sur les pixels où la diffusion de surface est inférieure à 50 % du signal rétrodiffusé. Dans la situation où plus de 60 % des pixels de la cellule sont masqués (540 sur 900 pixels pour les images ENVISAT ASAR, et 2 160 sur 3 600 pixels pour les images RADARSAT-2), l'humidité du sol n'est pas estimée dans cette cellule, car la valeur trouvée n'est pas représentative. Le tableau 4.4 montre le nombre de cellules où l'humidité du sol peut être évaluée pour chaque image. Rappelons que les champs agricoles couvrent 24 % du bassin versant.

Tableau 4.4 Nombre de cellules où l'humidité du sol est évaluée pour chaque image

Image inversée	Nombre de cellules couvert par la combinaison des images	Nombre de cellules non masquée
ENVISAT-ASAR		
2 avril 2005	3 845	673 (17.5 %)
5 avril 2005	5 338	1 098 (20.5 %)
11 avril 2005	5 338	958 (17.9 %)
10 mai 2005	5 338	283 (5.3 %)
16 mai 2005	5 338	280 (5.2 %)
8 octobre 2007	5 338	123 (2.3 %)
9 octobre 2007	5 306	125 (2.4 %)
24 octobre 2007	4 649	151 (3.35 %)
28 octobre 2007	5 338	101 (1.9 %)
19 avril 2008	5 338	343 (6.4 %)
26 avril 2008	3 673	259 (7.1 %)
5 mai 2008 (A)	5 338	345 (6.5 %)
5 mai 2008 (D)	5 338	342 (6.4 %)
24 mai 2008	3 953	70 (1.8 %)
31 mai 2008	2 303	9 (0.4 %)
RADARSAT-2		
12 mai 2008	4 403	408 (9.3 %)
30 mai 2008	3 196	696 (21.8 %)
5 juin 2008	2 341	182 (7.8 %)
9 juin 2008	3 632	552 (15.2 %)
16 juin 2008	4 329	245 (5.7 %)
6 juillet 2008	4 236	31 (0.7 %)
13 juillet 2008	3 758	8 (0.2 %)

La moyenne et l'écart-type des coefficients de rétrodiffusion en polarisation HH et VV sont calculés à l'aide des pixels non masqués pour chaque cellule.

4.3.3 Estimation de l'humidité du sol

L'utilisation d'un modèle théorique de rétrodiffusion permet de simuler le coefficient de rétrodiffusion à partir de la constante diélectrique et de paramètres de rugosité. Le modèle IEM (Fung, 1994) est utilisé pour simuler les coefficients de rétrodiffusion.

Pour l'estimation des paramètres de surface (humidité du sol et rugosité), une table de correspondance (LUT) des coefficients de rétrodiffusion en polarisation HH et VV a été générée à l'aide du modèle IEM. Une fonction d'autocorrélation exponentielle a été utilisée dans cette recherche. Le domaine de validité de ce LUT est présenté dans le tableau 4.5.

Tableau 4.5 Domaine de validité du LUT du modèle IEM

	Minimum	Maximum
Constante diélectrique, ϵ []	4	25
Hauteur quadratique moyenne, σ_s [cm]	0,3	2,7
Longueur de corrélation, L [cm]	3	50

Pour chaque valeur de coefficient de rétrodiffusion donnée en polarisation HH et VV, on obtient du modèle IEM une surface de possibilités (figure 4.6). Toutes les combinaisons (ϵ , σ_s , L) situées sur cette surface sont possibles. En recoupant les deux surfaces ensemble (Figure 4.7a), une courbe de possibilités (figure 4.7b) est établie pour les valeurs σ_{HH}^o et σ_{VV}^o données.

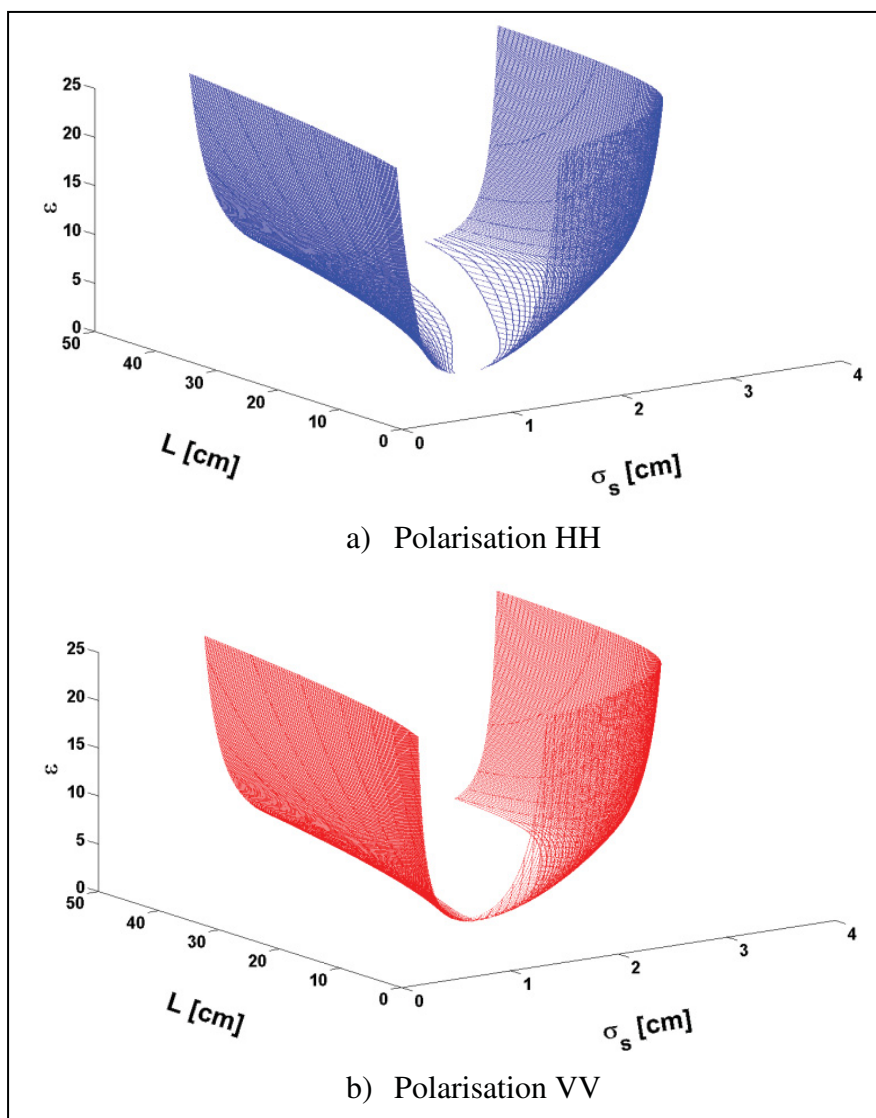


Figure 4.6 Surface de possibilités en polarisation a) HH et b) VV.

Dans la majorité des situations, la courbe de possibilités couvre une grande plage de valeurs de constante diélectrique. Ainsi, l'effet de la rugosité du sol est dominant et une connaissance de cette rugosité du sol est nécessaire pour déterminer la constante diélectrique. Il arrive également que les deux surfaces de possibilités ne se croisent pas. Par cette approche et pour ces cas particuliers, il est impossible d'inverser le modèle IEM pour ce couple de σ_{HH}^o et σ_{VV}^o . La nature discrète du LUT utilisé pour trouver cette intersection peut expliquer cette



situation. Le domaine de validité du modèle IEM ou la présence de végétation, même en petites quantités, sont également à considérer.

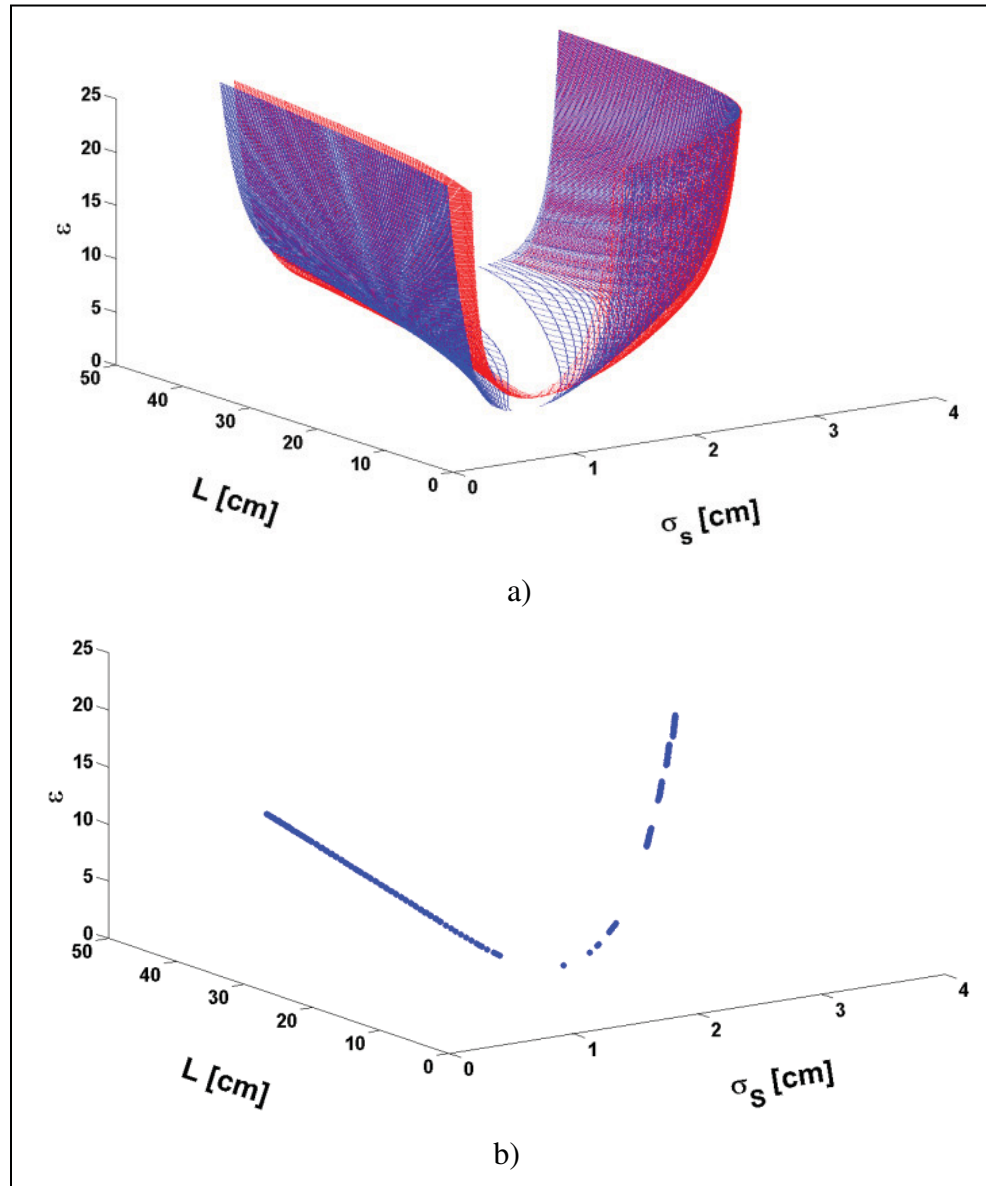


Figure 4.7 a) Recouplement des surfaces de possibilités et b) courbe de possibilités.

Pour les faibles angles d'incidence ($<30^\circ$), on observe deux couples de valeurs σ_s et L possibles pour une valeur de constante diélectrique donnée (figure 4.8). Pour un fort angle d'incidence, la même surface apparaît plus rugueuse, et un seul couple de valeur σ_s et L est

alors possible. L'autre couple de valeur possible se retrouvant en dehors du domaine de validité.

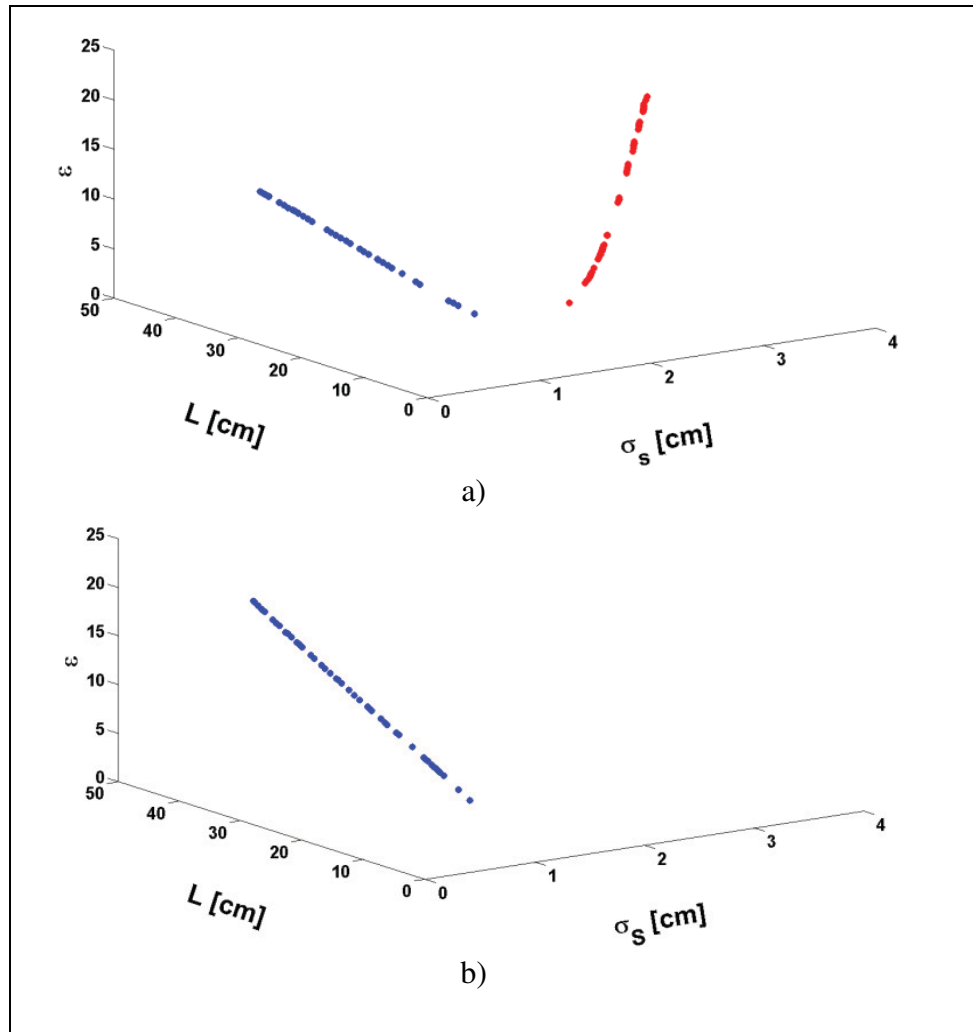


Figure 4.8 Courbe de possibilités pour a) un faible angle d'incidence (23°), et b) un fort angle d'incidence (43°).

Les mesures d'humidité du sol sont considérées plus fiables que les mesures de rugosité du sol. En effet, il est difficile de mesurer la rugosité du sol effectivement perçue par le signal radar (Bryant *et al.*, 2007). Ces mesures sont non seulement influencées par la longueur du profil (Oh et Hong, 2007; Davidson *et al.*, 2000), mais également par l'humidité du sol, puisque le signal radar pénètre plus ou moins la surface en fonction de l'humidité du sol. Par conséquent, les mesures de l'humidité du sol ont été converties en constantes diélectriques

avec l'équation de Brisco (1992) et sont utilisés pour retrouver les paramètres de rugosité (σ_s et L) de la courbe de possibilités, appelé les paramètres de rugosité optimaux (σ_{s_opt} et L_{opt}) du modèle IEM. Dans le cas où deux ensembles de valeurs sont possibles, les deux sont analysés (σ_{s_opt1} , σ_{s_opt2} , L_{opt1} et L_{opt2}). Pour une valeur ε donnée, σ_{s_OPT1} correspond à la valeur de σ_s sur portion de la courbe de possibilités où la longueur de corrélation est plus grande (bleu), alors que σ_{s_OPT2} est associé à des valeurs de longueur de corrélation plus petite (rouge).

Plusieurs auteurs ont déjà observé une relation entre σ_s et L (Baghdadi *et al.*, 2004; Zribi et Dechambre, 2002). Une relation entre ces deux paramètres a été utilisée par Baghdadi *et al.* (2004 et 2006) pour déterminer des paramètres optimaux de rugosité et ainsi inverser le modèle IEM. Plutôt que d'établir une relation entre σ_s et L pour chaque polarisation comme Baghdadi *et al.* (2004), une relation entre σ_s et L est établie à partir de la courbe de possibilités qui tient compte de deux polarisations (HH et VV). Trois types de relations ont été analysées (tableau 4.6), une relation de puissance comme celle utilisé par Baghdadi *et al.* (2004); une forme modifiée de cette relation (puissance modifiée) et une relation quadratique. Les trois relations ont un coefficient de détermination (R^2) supérieur à 0,99. Les paramètres de la relation (α_1 and β_1 ; α_2 , β_2 and γ_2 ; α_3 , β_3 and γ_3) varient pour chaque courbe de possibilités, puisque l'angle d'incidence et les paramètres de surface (humidité du sol et la rugosité) ne sont pas les mêmes.

Tableau 4.6 Relations empiriques entre les paramètres de rugosité analysées

	Équation	Paramètres	R^2 moyen
Puissance (Baghdadi <i>et al.</i>, 2004)	$L = \alpha_1 \sigma_s^{\beta_1}$	α_1 et β_1	0.9908
Puissance modifiée	$L = \alpha_2 \sigma_s^{\beta_2} + \gamma_2$	α_2 , β_2 et γ_2	0.9984
Quadratique	$\sigma_s = \alpha_3 * L^2 + \beta_3 * L + \gamma_3$	α_3 , β_3 et γ_3	0.9984

Les paramètres des relations (α_1 et β_1 ; α_2 , β_2 et γ_2 ; α_3 , β_3 et γ_3) sont analysés en fonction des valeurs σ_s et L optimaux déterminés à l'aide de la constante diélectrique.

Le paramètre γ_3 peut être considéré comme la valeur de σ_s lorsque la longueur de corrélation est fixée à zéro. Ce paramètre montre une relation linéaire avec σ_{s_opt1} (figure 4.9) pour les observations ayant plus de 50% de la diffusion provenant de la surface (sol nu). Cela signifie qu'une relation linéaire a été trouvée entre σ_{s_opt1} et σ_s si L est considérée comme nulle. Des simulations théoriques ont été réalisées pour analyser la relation entre γ_3 et σ_s . Les coefficients de rétrodiffusion ont été simulés avec le modèle IEM utilisant différentes valeurs de σ_s [entre 0,4 cm et 2,7 cm], L [entre 5 cm et 50 cm], de constante diélectrique [entre 4 et 25] et d'angle d'incidence [entre 20° et 45°]. Les courbes de possibilités puis les valeurs de γ_3 ont été calculés. Les relations entre γ_3 et les caractéristiques de surface (σ_s , L , ϵ) ainsi que l'angle d'incidence ont été analysés. Une analyse de variance a été réalisée avec Matlab (Matlab, 2009) pour déterminer lesquelles de ces caractéristiques influencent le paramètre γ_3 . Aucune corrélation significative ($p\text{-value} < 0,05$) n'a été observée entre le paramètre γ_3 et la constante diélectrique. Une corrélation significative a été trouvée entre γ_3 et σ_s . Le paramètre γ_3 augmente linéairement avec l'augmentation de σ_s pour des valeurs de γ_3 entre 0,2 et 1,5. Pour la campagne de terrain, 70% des observations ont été dans cette situation. L'équation 4.17 montre la relation entre σ_s et γ_3 sur la base des simulations théoriques avec le modèle IEM. Le paramètre γ_3 diminue aussi légèrement avec une augmentation de l'angle d'incidence (θ) selon l'équation 4.18, ainsi qu'avec l'augmentation de la longueur de corrélation (L) selon l'équation 4.19. Dans ces deux derniers cas (équation 4.18 et 4.19), la pente (taux de variation) est au moins deux ordres de grandeurs inférieure à l'ordonnée à l'origine. Pour l'équation 4.17, la pente est d'un ordre de grandeur supérieure à l'ordonnée à l'origine. Par conséquent, les variations de γ_3 selon σ_s sont plus fortes que celles selon la longueur de corrélation ou de l'angle d'incidence. Ainsi, l'influence de ces deux caractéristiques (L et θ) peuvent être négligés. De légères modifications entre la relation théorique et celle obtenue avec les observations (équation 4.20) peuvent être expliquées par la présence de la végétation, même faible, ou des sillons dans le champ, qui influencent sur le coefficient de rétrodiffusion.

$$\sigma_s = 1,04 * \gamma_3 + 0,16 \quad (4.17)$$

$$\gamma_3 = -0,0075 * \theta + 1,07 \quad (4.18)$$

$$\gamma_3 = -0,0066 * L + 0,98 \quad (4.19)$$

$$\sigma_s = 1,36 * \gamma_3 - 0,1242 \quad (4.20)$$

Un coefficient de détermination (R^2) de 0,89 est obtenu pour le calage et de 0,74 pour la validation pour les champs ayant un $RVI < 0,4$ ou $P_s/SPAN > 50\%$. Cependant, les résultats sont moins bons pour les champs avec une végétation moyenne ($0,4 < RVI < 0,6$ ou $30\% < P_s/SPAN < 50\%$), avec un $R^2 = 0,66$ pour le calage et $R^2 = 0,65$ pour la validation. De mauvais résultats ($R^2 < 0,5$) ont été obtenus pour les champs ayant une végétation dense ($RVI > 0,6$ ou $P_s/SPAN < 30\%$).

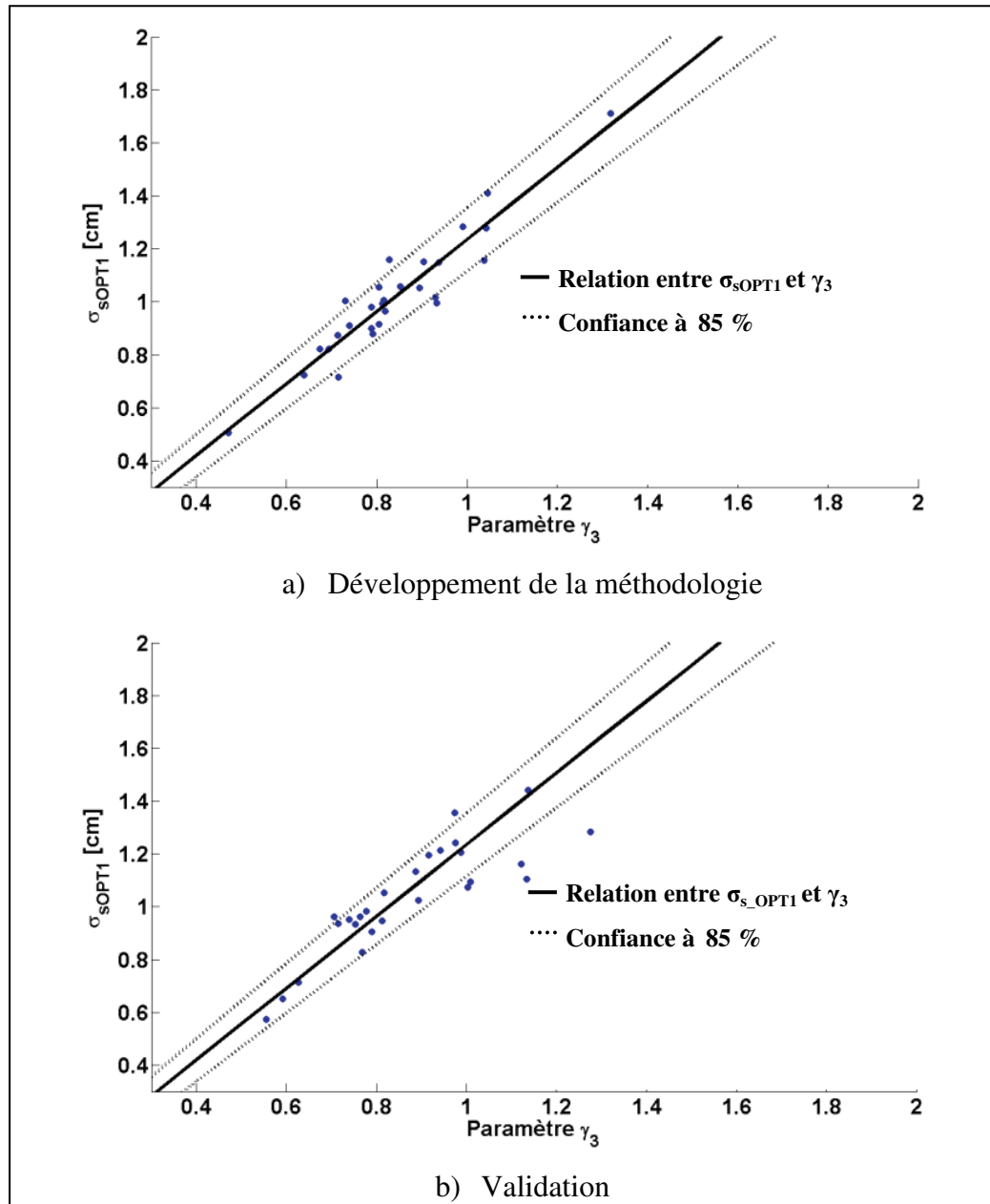
La relation entre γ_3 et σ_s a été refaite avec les coefficients de rétrodiffusion de surface (σ°_{SURF}) pour les images RADARSAT-2 plutôt que les coefficients de rétrodiffusion observés (σ°) (équation 4.21). Un coefficient de détermination (R^2) de 0,84 a été trouvé pour les champs ayant un $RVI < 0,4$ ou $P_s/SPAN > 50\%$ et un $R^2 = 0,81$ pour les champs avec $0,4 < RVI < 0,6$ ou $30\% < P_s/SPAN < 50\%$. Le coefficient de détermination pour la végétation dense est toujours inférieur à 0,5.

$$\sigma_s = 1,38 * \gamma_3 - 0,034 \quad (4.21)$$

La figure 4.10 montre la relation empirique faite avec les coefficients de rétrodiffusion de surface (noir) et celle faite avec les coefficients de rétrodiffusion (rouge). La pente de la relation empirique est relativement la même (1,36 et 1,38 pour σ° et σ°_{SURF} , respectivement). Par contre, l'ordonnée à l'origine change (-0,1242 et -0,034 pour σ° et σ°_{SURF} , respectivement).

L'incertitude sur la mesure d'humidité du sol provient de différentes sources (Satalino *et al.*, 2002), soit le bruit du capteur, l'incertitude sur le modèle IEM incluant l'incertitude sur la fonction d'autocorrélation choisie, l'incertitude sur la méthode d'inversion, ainsi que la

variabilité spatiale des coefficients de rétrodiffusion. À ces sources d'incertitudes, on peut ajouter la présence, même faible, de végétation.



$$\sigma_{s_OPT1} = 1,36 * \gamma_3 - 0,1242; R^2 \text{ (méthodologie)} = 0,89; R^2 \text{ (validation)} = 0,74$$

Figure 4.9 Relation empirique entre le paramètre σ_{s_OPT1} et γ_3 pour a) le développement de la méthodologie et b) la validation.

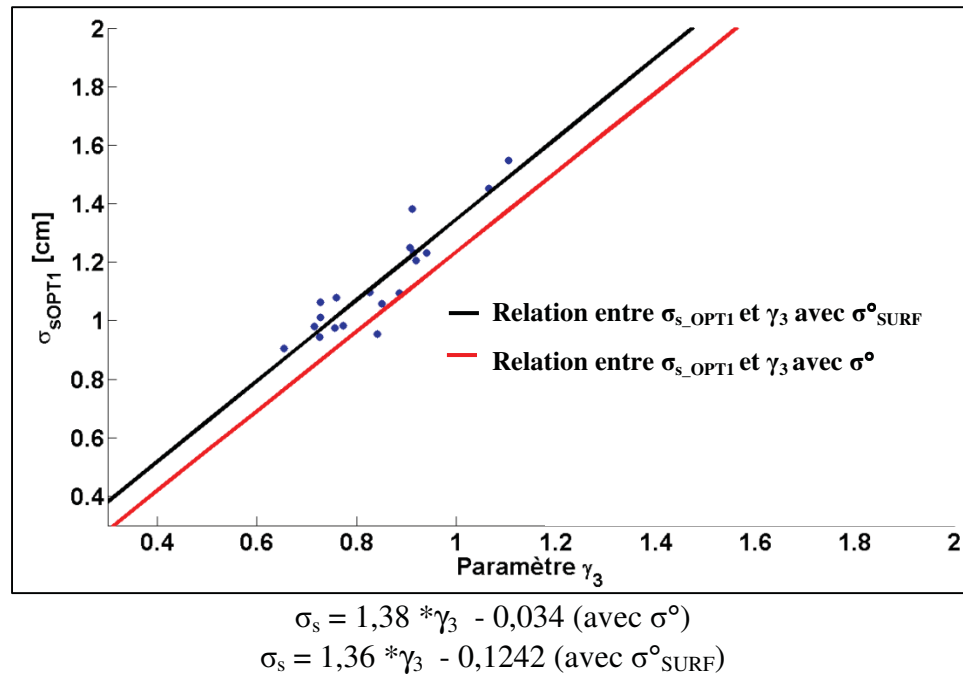


Figure 4.10 Comparaison de la relation empirique entre le paramètre σ_{s_OPT1} et γ_3 obtenue avec σ^o (rouge) et σ^o_{SURF} (noire).

L'incertitude liée à la variabilité spatiale peut être évaluée par une estimation de l'humidité du sol pour chaque pixel de la cellule ou du champ, puis en calculant l'écart-type. Toutefois, cette méthode peut nécessiter un temps de calcul important en fonction de la taille du champ ou de la cellule (par exemple 3 600 pixels maximum par cellule de 360m x 360m pour une image RADARSAT-2) et de la puissance de calcul disponible. Ainsi, l'incertitude liée à la variabilité spatiale des coefficients de rétrodiffusion a été obtenue en calculant 10 courbes de possibilités (plutôt que 3 600 au maximum), générée aléatoirement entre [$\sigma^o_{HH} - STD(\sigma^o_{HH})$] et [$\sigma^o_{HH} + STD(\sigma^o_{HH})$] ainsi qu'entre [$\sigma^o_{VV} - STD(\sigma^o_{VV})$] et [$\sigma^o_{HH} + STD(\sigma^o_{HH})$], où STD est l'écart-type des coefficients de rétrodiffusion dans le champ ou la cellule.

L'incertitude sur la méthode d'inversion est principalement reliée à l'incertitude de la relation empirique. Le coefficient de détermination de la relation empirique étant de 0,889, la confiance de cette relation est d'environ 85%. Ainsi, trois valeurs ont été inversées pour chaque courbe de possibilités, soit celle de la relation empirique et les deux droites de l'intervalle de confiance à 85 % (figure 4.9).

Le bruit du capteur a été considéré négligeable par rapport à la variabilité spatiale des coefficients de rétrodiffusion. De même, l'incertitude sur le modèle IEM a été considérée négligeable par rapport à l'incertitude de la méthode d'inversion.

Enfin, l'incertitude est également liée à la présence de végétation dans la cellule. Afin d'évaluer cette source d'erreur, l'humidité du sol estimée avec les coefficients de rétrodiffusion de surface ($\sigma^{\circ}_{\text{SURF}}$) est comparée à celle estimée en utilisant les coefficients de rétrodiffusion (σ°).

4.4 Résultats et discussion

4.4.1 Estimation de l'humidité du sol pour des sols nus et de faible végétation

Dans un premier temps, les coefficients de rétrodiffusion simulés ont été comparés aux coefficients de rétrodiffusion observés. Une bonne adéquation entre les σ° simulés avec le modèle et ceux fourni par le radar est nécessaire afin d'obtenir une bonne estimation de l'humidité du sol. Seuls les champs ayant un pourcentage de diffusion de surface supérieure à 50 %, ou un $\text{RVI}_{\text{HH}} < 0,4$ ou $\text{RVI}_{\text{VV}} < 0,45$ ont été utilisés. La racine carrée de la moyenne des erreurs quadratiques (RMSE), (équation 4.12) et le biais ($\sigma^{\circ} \text{ IEM} - \sigma^{\circ} \text{ observé}$) ont été utilisés pour évaluer la concordance entre les coefficients de rétrodiffusion simulés et observés.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\sigma^{\circ} \text{ IEM} - \sigma^{\circ} \text{ observé})^2} \quad (4.22)$$

Les coefficients de rétrodiffusion ont d'abord été simulés à l'aide des valeurs de rugosité et d'humidité du sol mesurées dans les champs (figure 4.11). Le tableau 4.7 présente les biais et RMSE obtenus. Dans le cas du satellite ENVISAT-ASAR, les $\sigma^{\circ} \text{ IEM}$ sont surestimés

d'environ 3 dB pour des angles d'incidence supérieures à 35°, et sous-estimés d'environ 1 dB pour des angles d'incidences inférieures à 35°, et ce autant en polarisation HH que VV. Des résultats similaires ont déjà été observés par Baghdadi *et al.* (2004). Toutefois, une surestimation des coefficients de rétrodiffusion simulés aux faibles angle d'incidence et une sous-estimation à fort angle d'incidence ont aussi été observés (Baghdadi *et al.*, 2006). Mattia *et al.* (1997) ont observé une surestimation générale du coefficient de rétrodiffusion simulé d'environ 3 dB. Pour les données provenant du satellite RADARSAT-2, le modèle IEM surestime les coefficients de rétrodiffusion d'environ 3 dB pour des angles d'incidence inférieurs à 35° et de 4.5 dB pour des angles d'incidence supérieurs à 35°. Le RMSE est de l'ordre de 4 à 5 dB. Les deux polarisations présentent la même tendance quoique la surestimation soit légèrement plus élevée en polarisation VV. La différence entre les résultats obtenus par les deux satellites peut s'expliquer par la différence entre les conditions au sol (rugosité, humidité, végétation) lors des acquisitions. Le satellite RADARSAT-2 n'étant opérationnel qu'à partir du mois de mai 2008, aucune acquisition n'a pu être réalisée avant. À partir du mois de mai, le sol a été labouré pour les semis. Une rugosité du sol plus lisse, mais avec la présence de sillons est alors observée. Boisvert *et al.* (1997) ont trouvé que le modèle fourni une meilleure corrélation pour des surfaces rugueuses, alors que Rakotoarivony *et al.* (1996) ainsi que Zibri *et al.* (1997) ont plutôt observé l'effet contraire. Dans notre situation, les valeurs de σ_s et L peuvent être influencées par la présence de sillons. D'une part, la présence d'un sillon risque d'augmenter la valeur de σ_s mesurée. D'autre part, la fonction d'autocorrélation choisie (exponentielle) ne tient pas compte de la présence d'un sillon. Une description de la rugosité du sol à deux échelles serait probablement nécessaire.

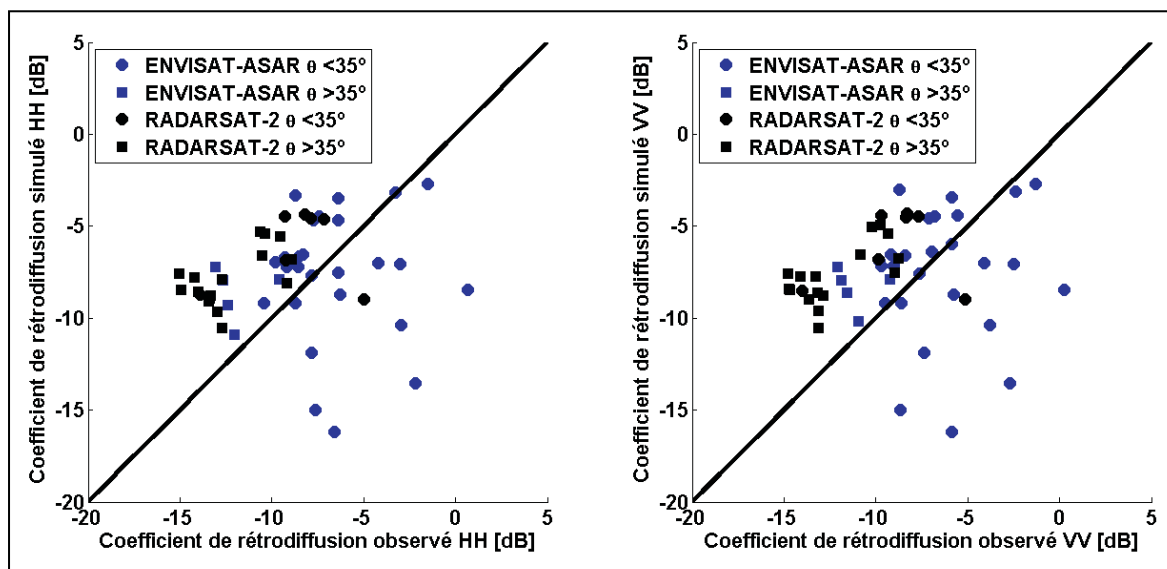


Figure 4.11 Comparaison des coefficients de rétrodiffusion simulés avec le modèle IEM (ϵ , σ_s et L mesuré sur le terrain) et observés par le radar en polarisation HH et VV pour les sols nus ou avec une faible végétation.

Tableau 4.7 Biais et RMSE, σ° simulés à l'aide des valeurs de rugosité et d'humidité du sol mesurées

Capteur	Angle d'incidence	Biais [dB]	RMSE [dB]	Biais [dB]	RMSE [dB]
		Polarisation HH		Polarisation VV	
Tous	Tous	1,37	4,47	1,37	10,06
ENVISAT-ASAR	< 35°	-1,19	4,61	-1,29	4,50
ENVISAT-ASAR	> 35°	3,32	3,75	2,78	3,17
RADARSAT-2	< 35°	2,58	3,84	3,03	4,20
RADARSAT-2	> 35°	4,42	4,69	4,54	4,79

L'écart général entre les coefficients de rétrodiffusion simulés et observés avec le radar peut provenir de l'incertitude sur le modèle lui-même ou d'une mauvaise estimation des paramètres de rugosité. Le modèle IEM a été validé par plusieurs auteurs pour une petite échelle en laboratoire (Macelloni *et al.*, 2000; Mancini *et al.*, 1999). Toutefois, plusieurs auteurs ont apporté des modifications au modèle afin de tenir compte, en outre, de la pénétration du signal dans le sol (Boisvert *et al.*, 1997), de l'effet de la végétation (Bindlish et Barros, 2001), ou pour mieux représenter la diffusion multiple (Hsieh et Fung, 1999; Chen *et al.*, 2000). Un modèle modifiant le coefficient de réflexion afin de tenir compte de la

rugosité de la surface a également été introduit (Wu *et al.*, 2001; Wu et Kun-Shan, 2004). Le modèle IEM standard reste tout de même le plus utilisé. Verhoest *et al.* (2008) proposent plutôt que les écarts entre les simulations et observations proviennent de la variabilité spatiale de l'humidité du sol et de la rugosité à l'intérieur d'un même champ qui ne sont pas pris en compte par le modèle. Dans cette recherche, l'écart-type moyen des mesures d'humidité du sol dans un même champ est de $0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Cette variabilité peut provenir de la rugosité du sol, des conditions climatiques ou de la variabilité spatiale des caractéristiques du sol (texture, composition). La variabilité des mesures de rugosité du sol est beaucoup plus importante (tableau 2.13 – 2.14). L'écart-type des mesures de σ_s varie entre 4 % et 30 % pour des mesures prises dans un même champ, dans les mêmes conditions climatiques. L'écart-type des mesures de L sont plus importantes et peuvent atteindre 60 %. Des résultats similaires ont été observés par Oh and Kay (1998). En effet, les mesures de longueur de corrélation sont affectées par la longueur du profil (Oh et Hong, 2007). La variabilité de la texture et composition du sol dans un même champ, les pratiques agricoles ainsi que les effets de battage de la pluie peuvent affecter autant les mesures de σ_s que de L . De plus, les aiguilles du profilomètre ont tendance à pénétrer plus ou moins le sol en fonction de son humidité, ce qui peut affecter la mesure de σ_s .

La relation empirique entre σ_s et γ_3 (équation 4.20) a pour objectif de tenir compte, à la fois, des imprécisions liées au modèle lui-même ainsi que de la mauvaise estimation des paramètres de rugosité du sol. Les paramètres de surface ont été déterminés (ϵ , σ_s et L) à partir des courbes de possibilités et de l'équation 4.20. Ces paramètres ont été utilisés pour simuler les coefficients de rétrodiffusion en polarisation HH et VV. La figure 4.12 montre les coefficients de rétrodiffusion simulés comparés aux coefficients de rétrodiffusion observés. Le tableau 4.8 présente les biais et RMSE obtenus. Avec l'utilisation de la relation empirique entre σ_s et γ_3 , les biais et RMSE obtenus entre le modèle IEM et les données radar ont fortement diminué. Le biais est maintenant inférieur à 1 dB et le RMSE inférieur à 2 dB quelque soit les configurations radar. Les biais et RMSE sont maintenant plus élevés pour le satellite ENVISAT-ASAR que RADARSAT-2.

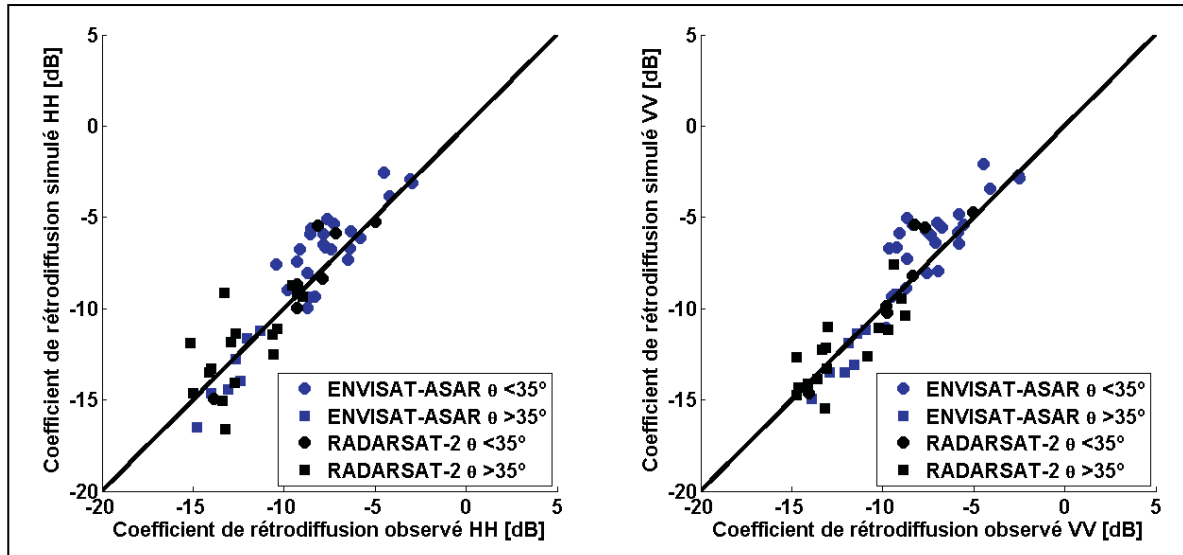


Figure 4.12 Comparaison des coefficients de rétrodiffusion simulés avec le modèle IEM (ϵ , σ_s et L obtenues à partir des courbes de possibilité et de la relation empirique) et observés, sol nu ou avec une faible végétation.

Tableau 4.8 Biais et RMSE, σ° simulés à l'aide des valeurs de rugosité et d'humidité du sol obtenues à partir des courbes de possibilité et de la relation empirique

Capteur	Angle d'incidence	Biais [dB]	RMSE [dB]	Biais [dB]	RMSE [dB]
		Polarisation HH		Polarisation VV	
Tous	Tous	0.69	1.16	0.62	1.40
ENVISAT-ASAR	< 35°	0.93	1.57	0.99	1.71
ENVISAT-ASAR	> 35°	-0.49	1.02	-0.58	0.84
RADARSAT-2	< 35°	0.28	1.27	0.65	1.44
RADARSAT-2	> 35°	0.15	1.82	-0.06	1.32

Enfin, l'estimation de l'humidité du sol ainsi que son incertitude ont été calculées pour les champs agricoles choisis pour le développement de la méthodologie ainsi que sa validation (figure 4.13). Un biais inférieur à $0,002 \text{ m}^3/\text{m}^3$ a été obtenu entre les valeurs d'humidité du sol estimées et celles observées dans les deux cas. Le RMES entre les valeurs d'humidité du sol estimées et celles observées est de $0,0364 \text{ m}^3/\text{m}^3$ lors du développement de la méthodologie et de $0,053 \text{ m}^3/\text{m}^3$ pour la validation. L'écart-type moyen des valeurs d'humidité du sol observées est de $0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$, alors que l'écart-type moyen des valeurs d'humidité du sol estimées est de $0,048 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Ainsi, l'incertitude déterminée sur les valeurs

d'humidité du sol est du même ordre de grandeur que celle observées dans les champs échantillonnés. Aucune tendance en fonction des configurations radar (angle d'incidence, capteur) n'a été observée.

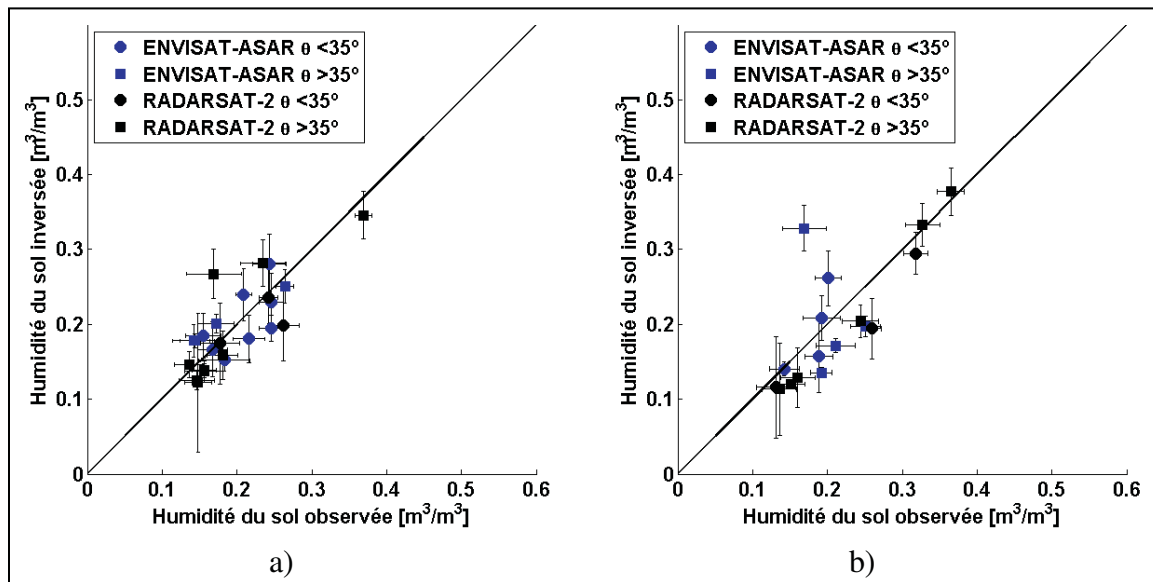


Figure 4.13 Estimation de l'humidité du sol pour les sols nus ou avec une faible végétation pour a) développement de la méthodologie et b) la validation.

La relation empirique entre σ_s et γ_3 permet donc une bonne estimation de l'humidité du sol pour les régions de sols nus et de faible végétation.

4.4.2 Effet de la végétation sur l'estimation de l'humidité du sol

L'analyse de l'effet de la végétation sur l'estimation de l'humidité du sol est faite à l'aide des données prises au printemps 2008. L'évolution du pourcentage de diffusion de surface ($P_s/SPAN$) (images RADARSAT-2) pour les différents types de champ, soit maïs, foin, soya et orge est d'abord analysée (figure 4.14). Pour les images ENVISAT-ASAR, l'évolution de RVI_{HH} est utilisée. Une comparaison entre les coefficients de rétrodiffusion de surface (σ_{SURF}^o) et les coefficients de rétrodiffusion observés (σ^o) est ensuite faite.

Pour les champs de foin, la diffusion de surface est toujours en dessous de 55 %. Il est ainsi impossible de déterminer l'humidité du sol des champs en pâturage sans corriger l'effet de la végétation, la majorité du signal provenant de la végétation. La diffusion de surface diminue avec l'augmentation de la hauteur de la végétation pour les champs d'orge, de soya et de maïs. Par contre, la diffusion de surface des champs d'orge est inférieure à 50 % dès une hauteur de 20 cm. La densité de la végétation des champs de foin et d'orge est similaire (figure 4.15a et 4.15b). La diffusion de surface du champ de soya est supérieure à 50 % pour cinq mesures sur six. La diffusion de surface diminue lorsque la végétation atteint 45 cm, puis augmente pour la dernière image, le 13 juillet. Il pleuvait lors de l'acquisition de cette image. Lorsqu'il y a précipitations au moment de l'acquisition, non seulement la constante diélectrique du sol et de la végétation est plus élevée, mais il peut également se former des flaques d'eau qui réfléchissent directement le signal, ce qui affecte la proportion du signal provenant de la diffusion de surface, de volume et de double réflexion. Pour les champs de soya, les rangs sont semés à 75 cm de distance, le sol est donc visible entre les rangées (figure 4.15c). Ainsi, un signal provenant du sol peut être capté tout au long de la saison.

La diffusion de surface des champs de maïs dont la hauteur est inférieure à 50 cm montre des pourcentages de diffusion de surface supérieurs à 50 % pour la majorité des mesures (14 sur 18). Les quatre mesures où le pourcentage de diffusion de surface est inférieur à 50 % et la hauteur du maïs est inférieure à 50 cm ont été prises avec un grand angle d'incidence (34°-40°). Les conditions du sol (rugosité, humidité) et de la végétation (humidité, orientation) peuvent également influencer la diffusion de surface. Pour des hauteurs de maïs supérieures à 50 cm, la diffusion de surface est toujours inférieure à 50 %. Tout comme le soya, le maïs est semé en rangées de 75 cm d'espacement (figure 4.15d). Jusqu'à 50 cm, le signal peut toujours atteindre le sol. Par la suite, le feuillage des plants de maïs étant grand, le signal atteint moins le sol (figure 4.15e). Lors de la campagne de mesure sur le terrain, les champs de maïs ont atteint la hauteur de 50 cm autour du 16 juin. Il est donc possible d'évaluer l'humidité du sol des champs de maïs jusqu'à la mi-juin.

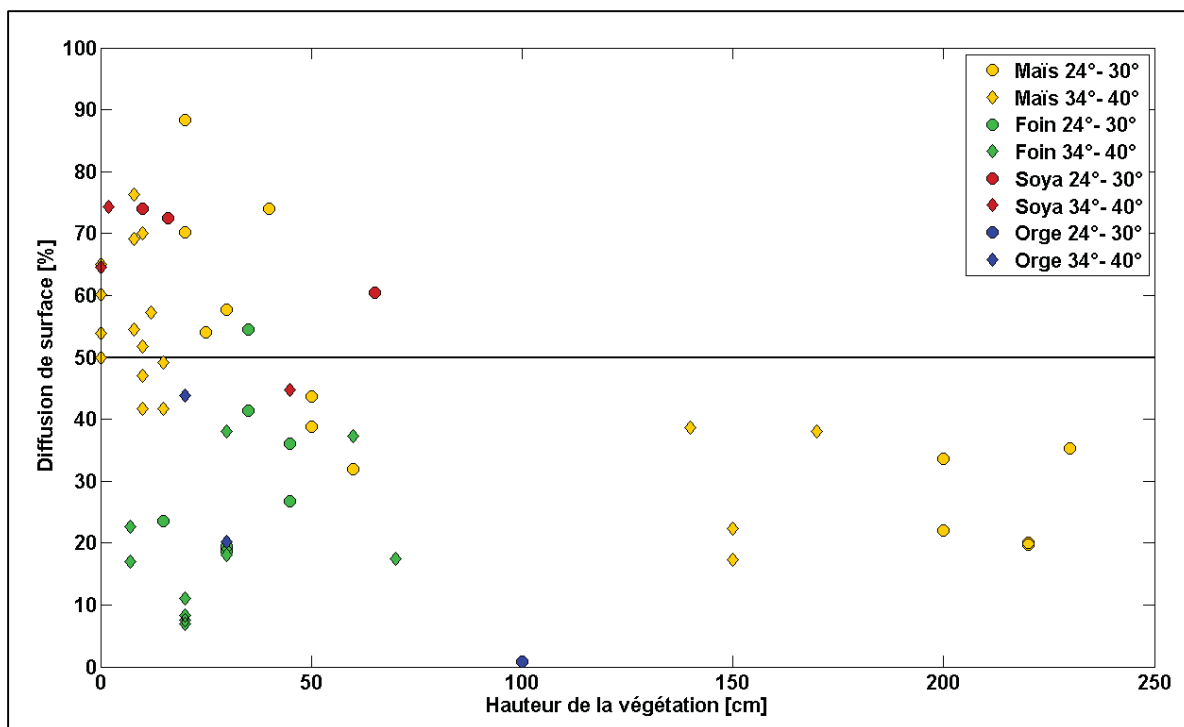


Figure 4.14 Évolution des pourcentages de diffusion de surface en fonction de la hauteur de la végétation pour les différents types de champ – RADARSAT-2.

Trois images ENVISAT-ASAR en polarisation HH / HV prisent le 22 avril, le 2 mai et 27 mai sont analysées (figure 4.16). On observe les mêmes tendances avec le RVI_{HH} qu'avec le pourcentage de diffusion de surface. Lorsque le $RVI_{HH} > 0,4$, le pourcentage de diffusion de surface est inférieure à 50 %. Les champs de foin présentent toujours un $RVI > 0,4$, ce qui confirme qu'il n'est pas possible d'estimer l'humidité du sol des pâturages sans correction de la végétation. Le champ de soya présente un $RVI < 0,4$. Tout comme pour le pourcentage de diffusion de surface, les valeurs de RVI_{HH} des champs de maïs se situent à proximité du seuil, soit entre 0,3 et 0,4. Enfin, plusieurs champs se trouvaient encore en labour durant cette période. Les champs en labour montrent un RVI_{HH} entre 0,3 et 0,5. Les champs en labour sont très rugueux, ce qui augmente la dépolarisation du signal, affectant ainsi le RVI. Des résidus de maïs dans certains champs peuvent aussi expliquer des valeurs de RVI_{HH} plus élevées.

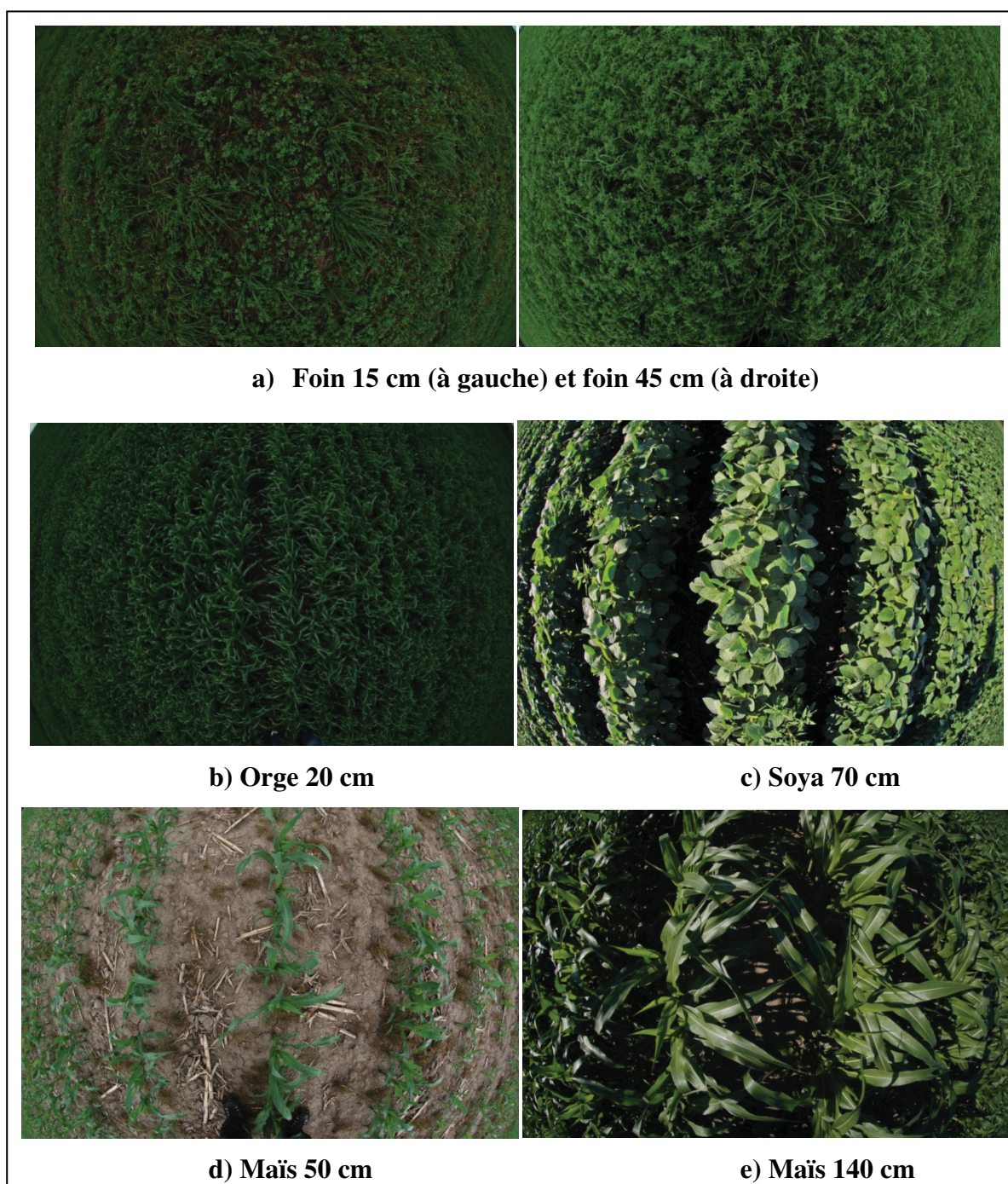


Figure 4.15 Exemple de photographies hémisphériques de la végétation pour chaque type de champ.

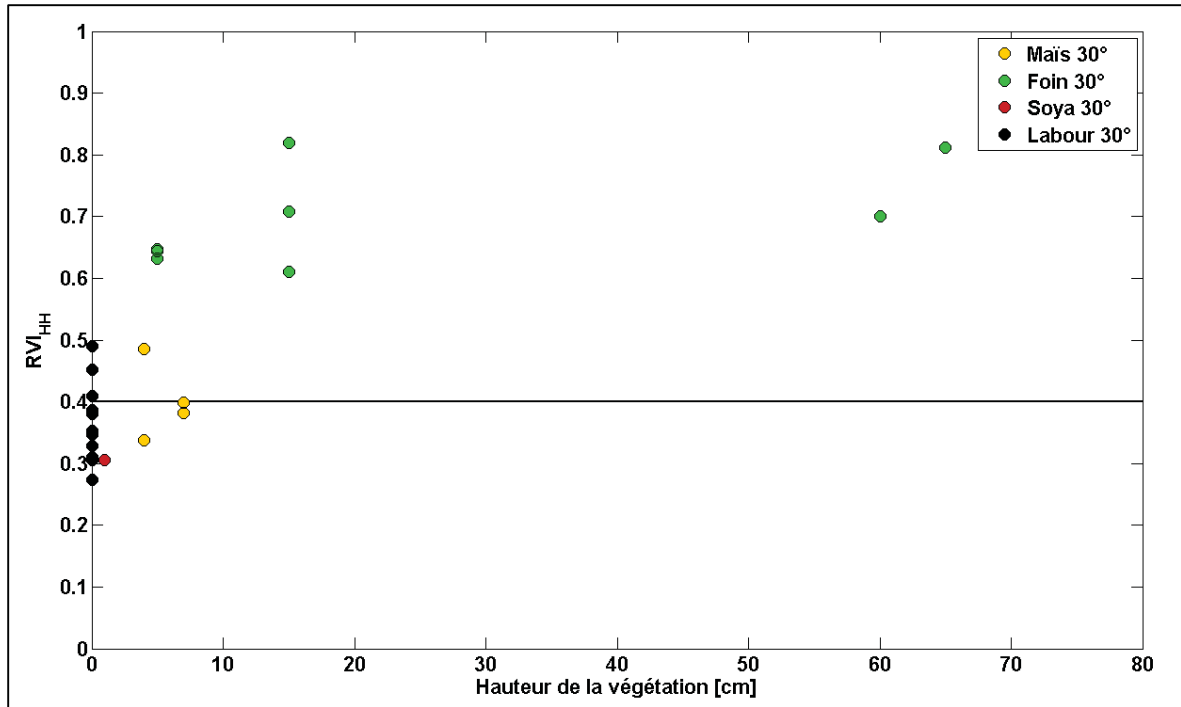


Figure 4.16 Évolution du RVI_{HH} en fonction de la hauteur de la végétation pour les différents types de champ – ENVISAT-ASAR.

Pour les images RADARSAT-2, il est possible de calculer le coefficient de rétrodiffusion de surface (σ°_{SURF}) à l'aide de la décomposition de Freeman-Durden. Les coefficients de rétrodiffusion de surface sont calculés pour chaque champ présentant un pourcentage de diffusion de surface supérieure à 50 %, soit 20 champs (figure 4.14). La figure 4.17 présente $\sigma^{\circ}_{VV} - \sigma^{\circ}_{SURF_VV}$ en fonction de $\sigma^{\circ}_{HH} - \sigma^{\circ}_{SURF_HH}$. L'écart entre σ° et σ°_{SURF} varie entre 0,5 et 2,5 dB. À fort angle d'incidence, l'écart en σ° et σ°_{SURF} est similaire pour les deux polarisations ou légèrement inférieure en polarisation VV. À faible angle d'incidence, l'écart est plus important en polarisation VV qu'en polarisation HH. La structure de la végétation peut expliquer ces observations.

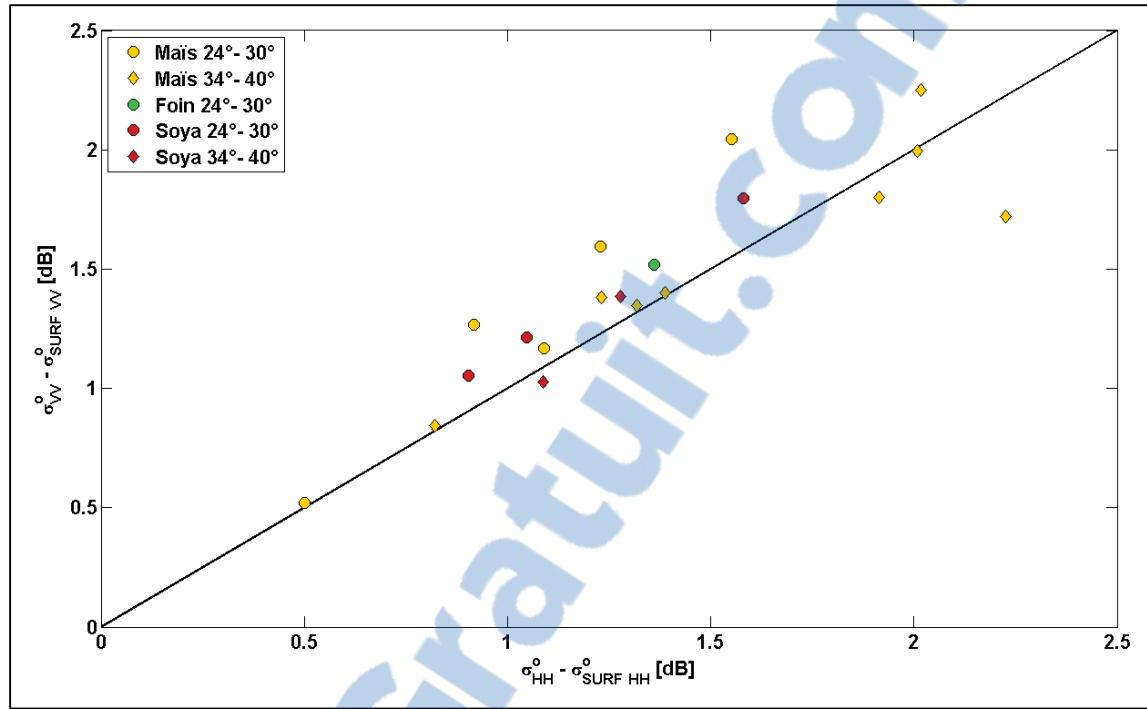


Figure 4.17 Écart entre σ^o et σ_{SURF}^o pour les polarisations HH et VV.

Enfin, l'humidité du sol est estimée en utilisant les coefficients de rétrodiffusion de surface ($\sigma_{SURF_HH}^o$ et $\sigma_{SURF_VV}^o$). La relation empirique utilisée est celle déterminée à l'aide des coefficients de rétrodiffusion de surface. L'humidité du sol est estimée pour les champs ayant plus de 50 % de diffusion provenant de la surface (20 observations), pour les champs ayant entre 30 et 50 % de diffusion provenant de la surface (17 observations) et pour les champs ayant moins de 30 % de la diffusion provenant de la surface (Figure 4.18). Dans ce derniers cas, il a été possible d'estimer l'humidité du sol pour seulement 12 observations sur 23. Pour les 11 autres observations, soit les surfaces de possibilités en polarisation HH et VV ne se croisaient pas, soit les valeurs d'humidité du sol étaient négatives ou supérieures à $1 \text{ m}^3 / \text{m}^3$.

Pour les 20 observations ayant une diffusion de surface supérieure à 50 %, un biais inférieur à $0,002 \text{ m}^3/\text{m}^3$ et un RMSE de $0,024 \text{ m}^3/\text{m}^3$ sont obtenus entre les valeurs d'humidité du sol estimées avec σ_{SURF}^o et celles observées. Pour ces mêmes observations, un biais inférieur à $0,002 \text{ m}^3/\text{m}^3$ et un RMSE de $0,036 \text{ m}^3/\text{m}^3$ sont obtenus entre les valeurs d'humidité du sol estimées avec σ^o et celles observées. L'écart-type moyen observé est de $0,042 \text{ m}^3/\text{m}^3$, l'écart-

type moyen estimé avec σ° est de $0,056 \text{ m}^3/\text{m}^3$ et l'écart-type moyen estimé avec $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$ est de $0,057 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Ainsi, des résultats similaires sont obtenus avec le coefficient de rétrodiffusion (σ°) et avec le coefficient de rétrodiffusion de surface ($\sigma^\circ_{\text{SURF}}$). Un RMSE plus faible est obtenu avec $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$ quoique les valeurs de RMSE obtenues dans les deux cas soient faibles. La relation empirique utilisant σ° permet donc de tenir compte de l'effet de la présence de faible végétation (diffusion de surface $> 50 \%$). Aussi, l'incertitude liée à la présence de faible végétation est incluse dans l'incertitude de la relation empirique.

Pour les 13 observations ayant une diffusion de surface entre 30 et 50 %, on observe une nette amélioration avec l'utilisation du coefficient de rétrodiffusion de surface. Le RMSE passe de $0,079 \text{ m}^3/\text{m}^3$ en utilisant σ° à $0,046 \text{ m}^3/\text{m}^3$ en utilisant $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$. Le biais est également diminué de $0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ avec σ° à $0,03 \text{ m}^3/\text{m}^3$ avec $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$. Ainsi l'utilisation du coefficient de rétrodiffusion de surface ($\sigma^\circ_{\text{SURF}}$) permet l'estimation de l'humidité du sol lorsque la diffusion provenant de la surface se situe entre 30 % et 50 % du signal rétrodiffusé.

Lorsque la diffusion de surface est inférieure à 30%, les résultats montrent, un $\text{RMSE} > 0,08 \text{ m}^3/\text{m}^3$ autant avec l'utilisation de σ° qu'avec $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$ (tableau 4.9).

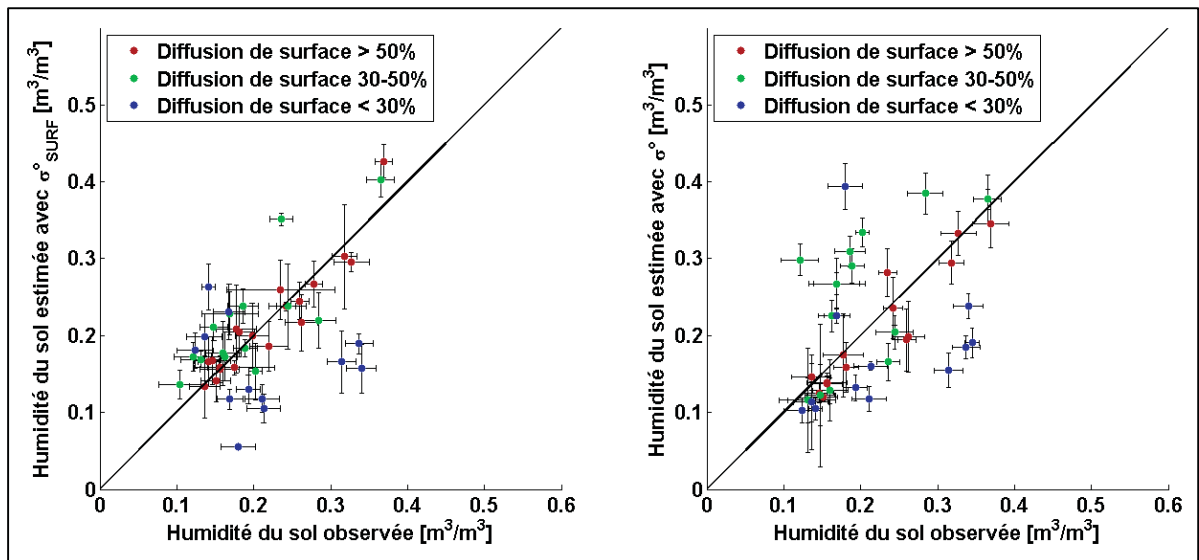


Figure 4.18 Estimation de l'humidité du sol pour tous les champs avec $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$ et σ° .

Tableau 4.9 Biais et RMSE, estimation de l'humidité du sol avec σ^o et σ^o_{SURF}

Diffusion provenant de la surface	Biais [m ³ /m ³]	RMSE [m ³ /m ³]	Biais [m ³ /m ³]	RMSE [m ³ /m ³]
	σ^o		σ^o_{SURF}	
> 50 %	1x10 ⁻³	0,036	3x10 ⁻⁴	0,024
30 – 50 %	0,06	0,079	0,03	0,046
< 30 %	-0,03	0,081	-0,05	0,080

4.4.3 Incertitude sur l'humidité du sol

L'incertitude calculée pour chaque cellule de chaque image est comparée aux valeurs d'humidité du sol (figure 4.19). L'incertitude varie entre 0,001 m³/m³ et 0,18 m³/m³. L'incertitude maximum est observée autour d'une humidité du sol de 0,35 m³/m³. Baghdadi et Zribi (2006) ont observé que le signal radar est moins sensible à l'humidité du sol pour de forte valeurs d'humidité du sol. On retrouve peu d'observation supérieure à 0,35 m³/m³, ce qui peut expliquer que l'incertitude sur l'humidité du sol semble plus faible pour des humidités du sol supérieures à 0,35 m³/m³. Finalement, les mêmes tendances sont observées peu importe la configuration radar (angle d'incidence, capteur).

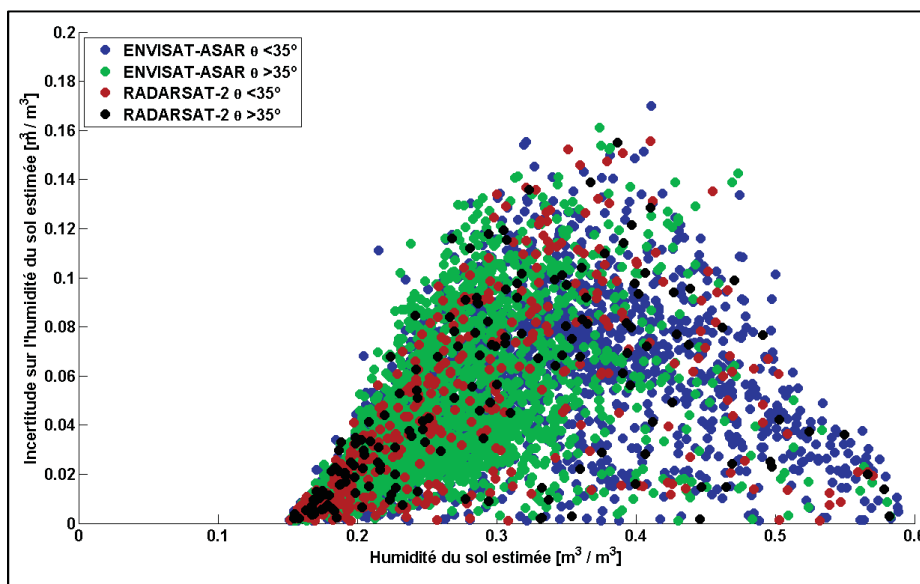


Figure 4.19 Variation de l'incertitude en fonction de l'humidité du sol.



4.5 Conclusion

Une approche permettant d'estimer l'humidité du sol en surface pour des sols nus ou de faible végétation est proposée. Le modèle IEM utilisant deux polarisations (HH et VV) est utilisé pour simuler les coefficients de rétrodiffusion en fonction des caractéristiques du sol (humidité, rugosité) et des caractéristiques du capteur (fréquence, angle d'incidence). Les valeurs de coefficient de rétrodiffusion simulées avec le modèle IEM et les observations d'humidité et de rugosité du sol sont surestimées par rapport à celles observées avec le radar. Cette surestimation peut être causée par une mauvaise caractérisation de la rugosité. Une relation empirique caractérisant la rugosité est donc développée.

En utilisant les deux polarisations HH et VV, une courbe de possibilités (fonction de ϵ , σ_s et L) est déterminée. Une relation quadratique entre σ_s et L est établie. Connaissant les valeurs des constantes diélectriques, les paramètres de rugosité optimaux sont retrouvés à partir de la courbe de possibilités. Le paramètre γ_3 de la relation quadratique entre σ_s et L montre une relation linéaire avec le paramètre de rugosité optimale σ_{s_opt1} . L'analyse théorique montre également une bonne corrélation reliant γ_3 à σ_s , pour des valeurs de γ_3 entre 0,2 et 1,5. Une faible dépendance de γ_3 à longueur de corrélation et à l'angle d'incidence est aussi trouvé, mais peut être négligé par rapport à la dépendance de γ_3 à σ_s . Les différences entre les relations théorique et expérimentale entre γ_3 et σ_s peuvent être expliquées par la présence de végétation (même faible) ou de sillons dans le champ. La relation devrait donc être répétée pour différents types de terrain agricole afin d'évaluer l'impact de l'orientation des sillons et du type de culture sur la relation empirique.

Le paramètre γ_3 est ensuite utilisé pour retrouver σ_s , permettant de recouper la courbe de possibilités. Une combinaison de ϵ , σ_s et L est donc trouvée. La constante diélectrique est ensuite convertie en humidité du sol à l'aide de l'équation de Brisco. Les coefficients de rétrodiffusion obtenus avec cette approche présentent un biais inférieur à 1 dB par rapport à ceux observés avec le radar pour les sols nus ou de faible végétation ($P_s/SPAN > 50\%$ ou $RVI_{HH} < 0,4$).

Les coefficients de rétrodiffusion de surface en polarisation HH et VV sont calculés à l'aide de la décomposition de Freeman-Durden afin de corriger pour la présence de végétation. La relation empirique entre γ_3 et σ_s est refaite à l'aide des coefficients de rétrodiffusion de surface. L'humidité du sol calculée avec les coefficients de rétrodiffusion de surface présente une légère amélioration (RMSE de $0,036 \text{ m}^3/\text{m}^3$ avec σ° et de $0,024 \text{ m}^3/\text{m}^3$ avec $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$) lorsque la diffusion provenant de la surface est supérieure à 50 %. La relation entre γ_3 et σ_s permet donc de tenir compte de l'effet d'un faible couvert végétal. Lorsque la diffusion provenant de la surface se situe entre 30 % et 50 %, l'utilisation des coefficients de rétrodiffusion de surface permet une amélioration de l'estimation de l'humidité du sol (RMSE de $0,079 \text{ m}^3/\text{m}^3$ avec σ° et de $0,046 \text{ m}^3/\text{m}^3$ avec $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$). Lorsque la diffusion provenant de la surface est inférieure à 30 %, le RMSE entre les estimations de l'humidité du sol et les observations est toujours supérieur à $0,08 \text{ m}^3/\text{m}^3$ que ce soit avec σ° ou $\sigma^\circ_{\text{SURF}}$.

L'incertitude sur l'humidité du sol obtenue sur l'ensemble des images varient entre $0,001 \text{ m}^3/\text{m}^3$ et $0,18 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Le maximum d'incertitude est observé autour d'une humidité du sol en surface de $0,35 \text{ m}^3/\text{m}^3$. L'incertitude est la même quelque soit la configuration radar.

L'approche montre de bons résultats pour les deux satellites ENVISAT-ASAR et RADARSAT-2, elle est donc indépendante du capteur. Par contre, cette approche est semi-empirique et elle devra être validée sur d'autres zones d'études. Il serait également intéressant de vérifier dans des recherches futures si l'utilisation des coefficients de rétrodiffusion de surface plutôt que les coefficients de rétrodiffusion totaux améliore l'estimation de l'humidité du sol avec d'autres approches développées par le passé (Dubois *et al.*, 1995 ; Mattia *et al.*, 2006 ; Baghdadi et Zribi, 2006).

CHAPITRE 5

ASSIMILATION DES DONNÉES HYDROLOGIQUES

L'assimilation des données permet non seulement de combiner l'information contenue dans un modèle et celle contenue dans des observations afin d'effectuer des prévisions, mais elle permet aussi de diagnostiquer certains problèmes provenant du modèle ou des observations. Ce chapitre présente l'ensemble des résultats et discussions d'assimilation, soit l'assimilation des observations de débits, l'assimilation des observations d'humidité du sol (stations hydrométéorologique et radar) ainsi que l'assimilation combinée d'observations de débits et d'humidité du sol. La notation ainsi que les notions de base d'assimilation de données nécessaires à la compréhension des résultats sont d'abord exposées. Cette description sommaire des principes de base de l'assimilation de donnée se retrouve dans plusieurs livres de référence sur le sujet (Daley, 1991; Bennett, 1992; Kalnay, 2003; Rodgers, 2000; Lewis *et al.*, 2006) et le lecteur est référé à ces ouvrages pour le détail des équations. Le schéma d'assimilation de données du modèle CATHY ainsi que du protocole expérimental sont également décrit.

5.1 Concepts de base en assimilation de données

5.1.1 Notation

La notation utilisée dans cette thèse est celle de Ide *et al.* (1997). Le vecteur décrivant l'état du système est appelé *vecteur d'état* $\mathbf{x}$, de taille n . Les composantes de ce vecteur représentent donc des variables d'état. Pour un modèle hydrologique, ces variables peuvent être le débit, l'humidité du sol ou la charge, par exemple. On note $\mathbf{x}^t$ l'état *vrai* (true) du système au moment de l'analyse. Cet état vrai ne peut pas être connu. On dénote $\mathbf{x}^b$ l'état d'*ébauche* (background) du système, soit l'état du système avant l'analyse. Enfin, $\mathbf{x}^a$ représente l'état du système après l'analyse. L'analyse consiste à trouver la correction $\mathbf{d}_b^a$ (incrément d'analyse) tel que : $\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^b + \mathbf{d}_b^a$ est le plus près possible de $\mathbf{x}^t$.

Lors de l'analyse, les observations utilisées sont regroupées dans le *vecteur d'observation* $\mathbf{y}$, de taille m . Ces observations peuvent être le débit en différents endroits dans le bassin versant, l'humidité du sol à différentes profondeurs provenant des stations hydrométéorologiques ou l'humidité du sol en surface estimée à partir d'images radar. Les observations doivent être reliées au vecteur d'état afin de pouvoir les comparer. L'*opérateur observation* $\mathbf{H}$, de taille $m \times n$, permet d'associer les valeurs $\mathbf{H}\mathbf{x}$, qui sont les valeurs que prendraient les observations en absence d'erreurs sur les observations, et le vecteur d'état. Par exemple, l'opérateur observation peut être une interpolation spatiale permettant de représenter les observations selon la discrétisation du modèle. On appelle *innovation* l'écart entre les observations et le vecteur d'état d'ébauche : $\mathbf{d}_b^o = \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b$ et *résidu d'analyse* l'écart entre les observations et le vecteur d'état d'analyse : $\mathbf{d}_a^o = \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^a$. De la même manière, on définit l'*incrément d'analyse* $\mathbf{d}_b^a = \mathbf{H}\mathbf{x}^a - \mathbf{H}\mathbf{x}^b$.

L'erreur associée à l'ébauche est définie par $\boldsymbol{\epsilon}^b = \mathbf{x}^b - \mathbf{x}^t$. On suppose l'erreur $\boldsymbol{\epsilon}^b$ sans biais, soit $\langle \boldsymbol{\epsilon}^b \rangle = 0$. On définit la matrice de covariance d'erreur de prévision $\mathbf{B} = \langle \boldsymbol{\epsilon}^b \boldsymbol{\epsilon}^{bT} \rangle$, de taille $n \times n$, supposée définie positive. De la même manière, l'erreur associée à l'analyse est définie par $\boldsymbol{\epsilon}^a = \mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t$. La matrice de covariance d'erreur d'analyse est définie par $\mathbf{P}^a = \langle \boldsymbol{\epsilon}^a \boldsymbol{\epsilon}^{aT} \rangle$, de taille $n \times n$.

L'erreur sur les observations est définie par $\boldsymbol{\epsilon}^o = \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^t$. L'erreur sur les observations contient l'erreur de mesure ($\boldsymbol{\epsilon}^m$) et l'erreur de représentativité ($\boldsymbol{\epsilon}^r$). L'erreur de mesure est l'erreur associée directement à la prise de mesure, souvent à l'instrumentation. L'erreur de représentativité est liée à l'erreur introduite par l'opérateur d'observation $\mathbf{H}$. Elle peut être liée à la différence de discrétisation spatiale et temporelle entre les observations et le modèle ou aux imprécisions dans les équations utilisées pour relier les observations au vecteur d'état. On définit la matrice de covariance d'erreur d'observation $\mathbf{R} = \langle \boldsymbol{\epsilon}^o \boldsymbol{\epsilon}^{oT} \rangle$, de taille $m \times m$, supposée définie positive. On émet l'hypothèse que l'erreur $\boldsymbol{\epsilon}^o$ est non-biaisée, soit $\langle \boldsymbol{\epsilon}^o \rangle = 0$. En général, on suppose $\mathbf{R}$ diagonale, c'est-à-dire que les observations sont indépendantes les unes des autres. On suppose également que $\boldsymbol{\epsilon}^b$ et $\boldsymbol{\epsilon}^o$ ne sont pas corrélées, soit $\langle \boldsymbol{\epsilon}^b \boldsymbol{\epsilon}^{oT} \rangle = 0$.

En pratique, il y a souvent présence d'un biais significatif entre la prévision du modèle et les observations ($\langle \mathbf{d}_b^0 \rangle \neq 0$). L'hypothèse d'une erreur de prévision et d'observation (comportant l'erreur sur l'opérateur observation) non-biaisée n'est alors pas respectée ($\langle \boldsymbol{\epsilon}^b \rangle \neq 0$ et $\langle \boldsymbol{\epsilon}^o \rangle \neq 0$). Dans cette situation, l'assimilation n'est pas optimale, même si elle semble réduire le biais entre l'analyse et l'observation ($\langle \mathbf{d}_a^0 \rangle$). Il est important de vérifier la présence de biais lors de l'assimilation en analysant les innovations, mais il reste souvent difficile d'identifier si le biais provient du modèle ou de l'observation.

5.1.2 Interpolation statistique

L'objectif de l'assimilation de données est de déterminer l'état du système après analyse $\mathbf{x}^a$ permettant de minimiser l'erreur d'analyse $\boldsymbol{\epsilon}^a$. En d'autres termes, l'assimilation cherche à s'approcher le plus près possible de l'état vrai ($\mathbf{x}^t$) du système (par exemple le vrai débit en rivière et non le débit observé), l'état vrai du système se trouvant normalement dans le voisinage de la prévision du modèle ($\mathbf{x}^b$) et des observations ($\mathbf{y}$). On définit l'analyse $\mathbf{x}^a$ par l'équation 5.1.

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^b + \mathbf{K} (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b) \quad (5.1)$$

où $\mathbf{K}$ est la matrice gain de dimension $n \times m$ et $\mathbf{H}$ est un opérateur linéaire.

On cherche la valeur de $\mathbf{K}$ qui minimise la variance d'erreur d'analyse. On peut réécrire l'erreur d'analyse comme suit :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\epsilon}^a &= (\mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t) = \mathbf{x}^b + \mathbf{K} (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}^b) - \mathbf{x}^t \\ &= \mathbf{x}^b - \mathbf{x}^t + \mathbf{K} (\mathbf{y} - \mathbf{y}^t + \mathbf{y}^t - \mathbf{H}(\mathbf{x}^t + \boldsymbol{\epsilon}^b)) \\ &= \boldsymbol{\epsilon}^b + \mathbf{K} (\boldsymbol{\epsilon}^m + \mathbf{y}^t - \mathbf{H}\mathbf{x}^t - \mathbf{H}\boldsymbol{\epsilon}^b) \end{aligned}$$

En général, $\mathbf{y}^t = \mathbf{H}\mathbf{x}^t + \boldsymbol{\epsilon}^r$, donc :

$$(\mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t) = \boldsymbol{\varepsilon}^b + \mathbf{K} (\boldsymbol{\varepsilon}^m + \boldsymbol{\varepsilon}^r - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b) = \boldsymbol{\varepsilon}^b + \mathbf{K} (\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b)$$

La variance d'erreur d'analyse est alors :

$$\begin{aligned} J(\mathbf{K}) &= \boldsymbol{\varepsilon}^{aT} \boldsymbol{\varepsilon}^a = (\mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t)^T (\mathbf{x}^a - \mathbf{x}^t) = (\boldsymbol{\varepsilon}^b + \mathbf{K}(\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b))^T (\boldsymbol{\varepsilon}^b + \mathbf{K}(\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b)) \\ &= \boldsymbol{\varepsilon}^{bT} \boldsymbol{\varepsilon}^b + (\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b)^T \mathbf{K}^T \mathbf{K} (\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b) + \boldsymbol{\varepsilon}^{bT} \mathbf{K} (\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b) + (\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b)^T \mathbf{K}^T \boldsymbol{\varepsilon}^b \end{aligned}$$

À l'optimalité, soit lorsque $J(\mathbf{K})$ est minimal, on retrouve :

$$\frac{\partial J(\mathbf{K})}{\partial \mathbf{K}} = 2\mathbf{K}(\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b) + (\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b)^T + \boldsymbol{\varepsilon}^b (\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b)^T + \boldsymbol{\varepsilon}^b (\boldsymbol{\varepsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\varepsilon}^b)^T = 0$$

En supposant $\langle \boldsymbol{\varepsilon}^b \boldsymbol{\varepsilon}^{oT} \rangle = 0$, et en remplaçant $\mathbf{B} = \langle \boldsymbol{\varepsilon}^b \boldsymbol{\varepsilon}^{bT} \rangle$ et $\mathbf{R} = \langle \boldsymbol{\varepsilon}^o \boldsymbol{\varepsilon}^{oT} \rangle$, on obtient :

$$\frac{\partial J(\mathbf{K})}{\partial \mathbf{K}} = 2\mathbf{K}(\mathbf{R} + \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T) - 2\mathbf{B}\mathbf{H}^T = 0$$

On trouve donc l'équation 5.2 à l'optimalité.

$$\mathbf{K} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{R} + \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T)^{-1} \quad (5.2)$$

Il est alors possible de déterminer la matrice de covariance d'erreur d'analyse $\mathbf{P}^a$ à l'optimalité.

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^a &= \langle \boldsymbol{\varepsilon}^a \boldsymbol{\varepsilon}^{aT} \rangle = \langle ((\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\boldsymbol{\varepsilon}^b + \mathbf{K}\boldsymbol{\varepsilon}^o) ((\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\boldsymbol{\varepsilon}^b + \mathbf{K}\boldsymbol{\varepsilon}^o)^T \rangle \\ \mathbf{P}^a &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H}) \langle \boldsymbol{\varepsilon}^b \boldsymbol{\varepsilon}^{bT} \rangle (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})^T + \mathbf{K} \langle \boldsymbol{\varepsilon}^o \boldsymbol{\varepsilon}^{oT} \rangle \mathbf{K}^T + (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H}) \langle \boldsymbol{\varepsilon}^b \boldsymbol{\varepsilon}^{oT} \rangle \mathbf{K}^T + \mathbf{K} \langle \boldsymbol{\varepsilon}^o \boldsymbol{\varepsilon}^{bT} \rangle (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})^T \end{aligned}$$

En supposant $\langle \boldsymbol{\varepsilon}^b \boldsymbol{\varepsilon}^{oT} \rangle = 0$, $\langle \boldsymbol{\varepsilon}^o \boldsymbol{\varepsilon}^{bT} \rangle = 0$, on obtient :

$$\mathbf{P}^a = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H}) \mathbf{B} (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})^T + \mathbf{K} \mathbf{R} \mathbf{K}^T = \mathbf{B} - \mathbf{B}\mathbf{H}^T \mathbf{K}^T - \mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{B} + \mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T \mathbf{K}^T + \mathbf{K} \mathbf{R} \mathbf{K}^T$$

$$\mathbf{P}^a = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{B} - \mathbf{B}\mathbf{H}^T\mathbf{K}^T + \mathbf{K}(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})\mathbf{K}^T$$

À l'optimalité, $\mathbf{K} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{R} + \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T)^{-1}$, donc :

$$\begin{aligned}\mathbf{P}^a &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{B} - \mathbf{B}\mathbf{H}^T\mathbf{K}^T + \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})\mathbf{K}^T \\ \mathbf{P}^a &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{B}\end{aligned}\quad (5.3)$$

Le tableau 5.1 résume la dimensionnalité du problème.

Tableau 5.1 Dimensionnalité de l'assimilation de données
Adapté de Bouttier et Cloutier (1999)

		Dimension	
Nombre d'observations	m		
Nombre d'état du modèle	n		
Vecteur d'état	$\mathbf{x}^a$ et $\mathbf{x}^b$	$n \times 1$	
Vecteur d'observation	$\mathbf{y}$	$m \times 1$	
Équivalent modèle de l'observation	$\mathbf{H}[\mathbf{x}^b]$	$m \times 1$	
Opérateur observation	$\mathbf{H}$	$m \times n$	
Matrice de gain	$\mathbf{K}$	$n \times m$	
Covariance d'erreur de prévision	$\mathbf{B}$	$n \times n$	
Covariance d'erreur d'observation	$\mathbf{R}$	$m \times m$	
Covariance d'erreur d'analyse	$\mathbf{P}^a$	$n \times n$	
Erreur de prévision dans l'espace des observations	$\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T$	$m \times m$	

$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^b + \mathbf{K} (\mathbf{y} - \mathbf{H} [\mathbf{x}^b])$
 $\mathbf{K} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}$
 $\mathbf{P}^a = (\mathbf{I} - \mathbf{K} \mathbf{H}) \mathbf{B}$

5.1.3 Assimilation séquentielle et filtre d'ensemble de Kalman

L'interpolation statistique donne les bases de l'assimilation de données. Par contre, il n'y a pas de contrainte temporelle dans l'interpolation statistique. Le filtre de Kalman (Kalman, 1960) est un algorithme récursif (figure 5.1) permettant d'assimiler des données de manière séquentielle. À chaque fois qu'une observation (y) est disponible, le vecteur d'état de prévision du modèle (x^b) est actualisé en tenant compte des erreurs sur les observations et le modèle afin d'obtenir le vecteur d'état d'analyse (x^a).

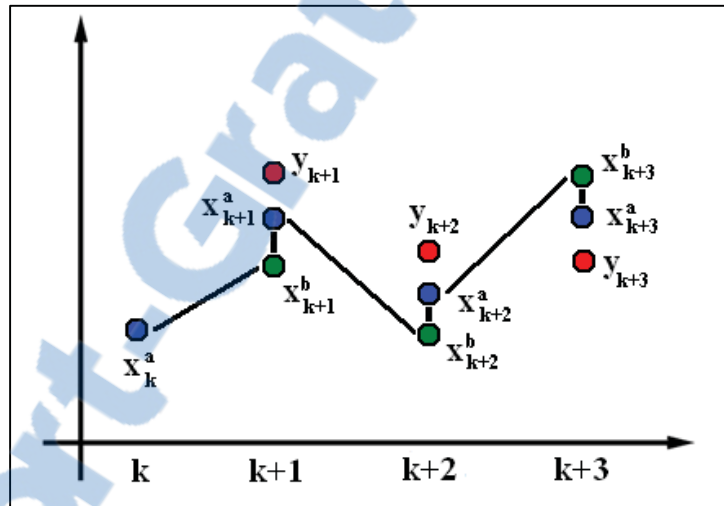


Figure 5.1 Processus d'assimilation séquentielle par filtre de Kalman.

On note alors le vecteur d'état de prévision à l'instant t_k , x_k^b . De même, le vecteur observation devient y_k et le vecteur d'état après analyse, x_k^a . On obtient donc les équations 5.4 et 5.5.

$$x_{k+1}^t = M_{k+1}[x_k^t] + \omega_k \quad (5.4)$$

$$y_k = H_k[x_k^t] + \varepsilon_k^o \quad (5.5)$$

M_{k+1} est la matrice de transfert qui détermine l'évolution du système de l'instant t_k à l'instant t_{k+1} . En plus de l'erreur de prévision (ε^b), l'assimilation doit tenir compte de l'erreur

commise lors du passage de l'instant t_k à l'instant t_{k+1} . Ainsi, l'erreur associée à la matrice de transfert $\mathbf{M}_k$ est $\boldsymbol{\omega}_k$. L'erreur est supposée non-biaisée ($\langle \boldsymbol{\omega}_k \rangle = 0$) et non corrélée dans le temps ($\langle \boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\omega}_{k+1}^T \rangle = 0$). On définit alors la matrice de covariance d'erreur associée à la matrice de transfert $\mathbf{Q}_k = \langle \boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\omega}_k^T \rangle$, de taille $n \times n$.

Lors de l'analyse, on suppose connue les matrices de covariance d'erreur $\mathbf{B}_k$ associée à $\mathbf{x}_k^b$ et $\mathbf{R}_k$ associée à $\mathbf{y}_k$. L'analyse $\mathbf{x}_k^a$ est donc décrite par l'équation 5.6

$$\mathbf{x}_k^a = \mathbf{x}_k^b + \mathbf{K}_k(\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k[\mathbf{x}_k^b]) \quad (5.6)$$

où $\mathbf{K}_k$ est appelé gain de Kalman (équation 5.7)

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{B}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{B}_k \mathbf{H}_k^T)^{-1} \quad (5.7)$$

À l'optimalité, on retrouve l'équation 5.8.

$$\mathbf{P}_k^a = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{B}_k \quad (5.8)$$

Lors de la prévision, on émet une prédiction sur l'état du système à l'instant t_{k+1} .

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1}^b &= \mathbf{M}_{k+1}[\mathbf{x}_k^a] \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^b &= \mathbf{x}_{k+1}^b - \mathbf{x}_{k+1}^t = \mathbf{M}_{k+1}[\mathbf{x}_k^a - \mathbf{x}_k^t] - (\mathbf{x}_{k+1}^t - \mathbf{M}_{k+1}[\mathbf{x}_k^t]) \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^b &= \mathbf{M}_{k+1}[\boldsymbol{\varepsilon}_k^a] - \boldsymbol{\omega}_k \end{aligned}$$

On peut alors déduire la matrice de covariance d'erreur de prévision à l'instant t_{k+1} .

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_{k+1} &= \langle \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^b \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^{bT} \rangle \\ \mathbf{B}_{k+1} &= \langle (\mathbf{M}_{k+1}[\boldsymbol{\varepsilon}_k^a] - \boldsymbol{\omega}_k) (\mathbf{M}_{k+1}[\boldsymbol{\varepsilon}_k^a] - \boldsymbol{\omega}_k)^T \rangle \\ \mathbf{B}_{k+1} &= \mathbf{M}_{k+1} \langle \boldsymbol{\varepsilon}_k^a \boldsymbol{\varepsilon}_k^{aT} \rangle \mathbf{M}_{k+1}^T \langle \boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\omega}_k^T \rangle \\ \mathbf{B}_{k+1} &= \mathbf{M}_{k+1} \mathbf{P}_k^a \mathbf{M}_{k+1}^T + \mathbf{Q}_k \end{aligned} \quad (5.9)$$

Le filtre de Kalman suppose la matrice de transfert linéaire, ce qui n'est pas le cas pour la majorité des modèles géophysiques. De plus, dans le cas où la dimension du vecteur d'état est grande, comme pour les modèles géophysiques, la mise en œuvre numérique du filtre de Kalman peut être impossible due à la taille des matrices de covariance et de gain de Kalman. Le filtre d'ensemble de Kalman a été introduit au début des années 1990 (Evensen, 1994; Evensen, 2007) afin de résoudre ces problèmes. Le filtre de Kalman est en approximation du filtre de Kalman dans le cas de système non-linéaire gaussien. Plutôt que de propager la matrice de covariance de prévision (équation 5.9), les erreurs sont représentées statistiquement par un nuage de points propagés par le modèle (figure 5.2). L'étape d'analyse est ensuite celle d'un filtre de Kalman standard.

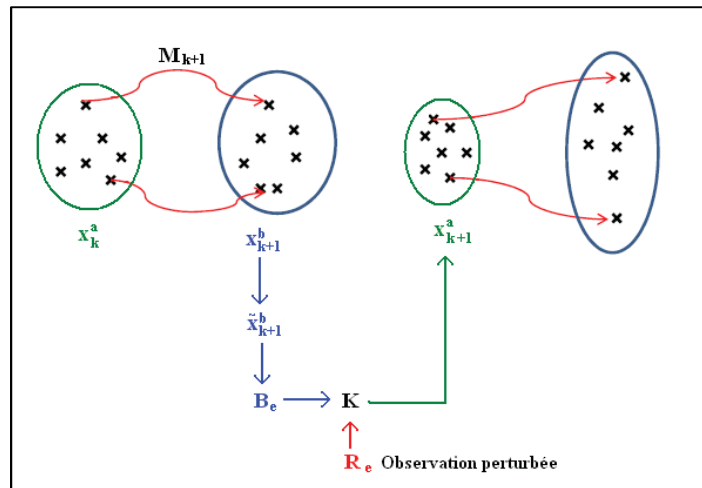


Figure 5.2 Filtre d'ensemble de Kalman.

Le vecteur d'état d'ébauche devient alors une matrice $n \times N$, où N est le nombre de membres de l'ensemble. La moyenne d'ensemble est alors décrite par l'équation 5.10.

$$\bar{\mathbf{x}}^b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i^b \quad (5.10)$$

On définit alors la matrice de perturbation d'ensemble $\mathbf{x}'^b = \mathbf{x}_i^b - \bar{\mathbf{x}}^b$. La matrice de covariance d'erreur de prévision est alors définie par l'équation 5.11.

$$\mathbf{B}_e = \frac{1}{N-1} \mathbf{x}^b \mathbf{x}^{bT} \quad (5.11)$$

Le vecteur de perturbation des observations pour chaque membre i de l'ensemble, de taille $m \times N$, est défini par $\mathbf{y}_i = \mathbf{y} + \boldsymbol{\varepsilon}_i^o$. La matrice de covariance d'erreur d'observation est alors définie par l'équation 5.12.

$$\begin{aligned} \mathbf{E} &= [\boldsymbol{\varepsilon}_1^o, \boldsymbol{\varepsilon}_2^o, \boldsymbol{\varepsilon}_3^o, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}_N^o] \\ \mathbf{R}_e &= \frac{1}{N-1} \mathbf{E} \mathbf{E}^T \end{aligned} \quad (5.12)$$

Le filtre d'ensemble de Kalman a été utilisé par Reichle *et al.* (2002) pour l'assimilation de données synthétiques d'humidité du sol dans un schéma de surface. Deux points importants ont été soulevés dans cette recherche, soit l'impact du nombre de membre de l'ensemble ainsi que l'impact d'une distribution des erreurs non-gaussienne. Les auteurs concluent qu'avec un filtre d'ensemble standard utilisant une méthode d'échantillonnage de Monte Carlo, le nombre d'ensemble nécessaire afin de bien représenter la variance du modèle est de 500 membres. Aussi, les auteurs concluent qu'une distribution des erreurs non-gaussienne conduit à une assimilation non optimale.

5.1.4 Outils de diagnostique après assimilation

Il existe plusieurs outils de diagnostique permettant, d'une part de vérifier l'optimalité de l'assimilation, et d'autre part d'en évaluer la performance. Certains de ces outils permettent également de valider les statistiques d'erreur ($\mathbf{B}$ et $\mathbf{R}$) de l'assimilation.

L'analyse des innovations ($\mathbf{d}_b^o$) est essentielle afin de s'assurer de l'optimalité de l'assimilation. Lorsque la moyenne des innovations n'est pas proche de zéro, il y a présence d'un biais entre le modèle et les observations et l'assimilation ne peut pas être optimale. En pratique, la moyenne des innovations est comparée à la variance ou l'écart-type (Std) de celles-ci. Lorsque la moyenne des innovations est du même ordre de grandeur que l'écart-

type des innovations, le système est considéré avec biais. Un histogramme des innovations permet également de détecter la présence de biais. La figure 5.3 présente deux histogrammes générés théoriquement afin de représenter une situation sans biais (figure 5.3a) et une situation avec biais (figure 5.3b). La distribution de cet histogramme devrait être approximativement gaussienne avec une moyenne près de zéro.

Un résidu d'analyse ($\mathbf{d}_a^o$) plus faible que l'innovation ($\mathbf{d}_b^o$) indique que de l'information a été extraite des observations. Le biais entre le modèle et l'observation assimilée est alors réduit après l'assimilation. Une moyenne des résidus d'analyse nulle n'est cependant pas nécessaire à l'optimalité. Par exemple, une erreur sur les observations trop faible pourrait avoir pour effet de réduire de manière exagérée le résidu d'analyse (coller le modèle sur l'observation), ce qui pourrait détériorer la prévision à court terme subséquente, et ainsi augmenter l'innovation suivante.

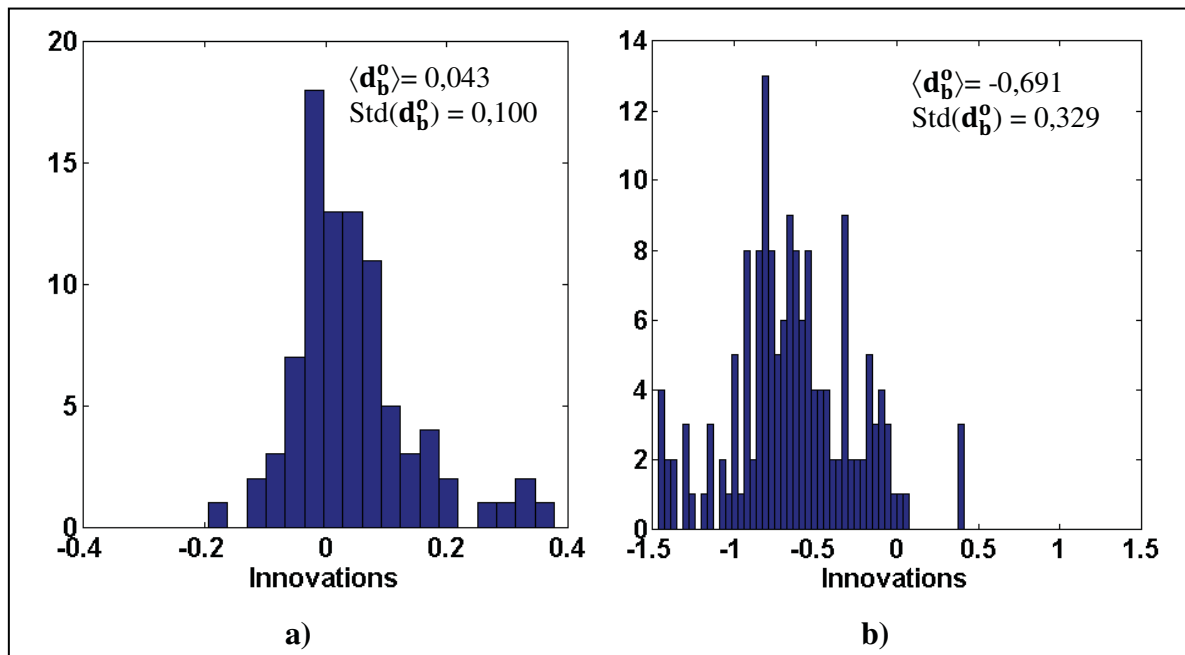


Figure 5.3 Exemple d'histogramme théorique des innovations pour a) une assimilation sans biais et b) une assimilation avec biais.

L'estimation des statistiques d'erreur est un point crucial en assimilation de données (Reichle, 2008). Une mauvaise estimation des matrices $\mathbf{R}$ et $\mathbf{B}$ conduit à une assimilation qui n'est pas optimale. Une estimation adéquate de ces matrices peut s'avérer difficile. Des vérifications après assimilation peuvent être faites afin de vérifier l'optimalité de l'assimilation et ainsi valider l'estimation des statistiques d'erreur (Anderson *et al.*, 2000; Desroziers *et al.*, 2005). À partir de la définition des innovations, il est possible de déterminer un autre critère de validité :

$$\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b] = \mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^t] + \mathbf{H}[\mathbf{x}^t] - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b] \approx \boldsymbol{\epsilon}^o - \mathbf{H}\boldsymbol{\epsilon}^b$$

Ainsi, la matrice de covariance des innovations est :

$$\langle (\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b])(\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b])^T \rangle = \langle \boldsymbol{\epsilon}^o \boldsymbol{\epsilon}^{oT} \rangle + \mathbf{H} \langle \boldsymbol{\epsilon}^b \boldsymbol{\epsilon}^{bT} \rangle \mathbf{H}^T$$

En supposant que $\boldsymbol{\epsilon}^o$ et $\boldsymbol{\epsilon}^b$ ne sont pas corrélées, on trouve l'équation 5.13.

$$\langle (\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b])(\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b])^T \rangle = \langle \mathbf{d}_b^o \mathbf{d}_b^{oT} \rangle = \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R} \quad (5.13)$$

Il s'agit d'un résultat classique qui offre un contrôle global sur les matrices de covariances $\mathbf{R}$ et $\mathbf{B}$. Selon la même approche, Desroziers *et al.* (2005) ont dérivé d'autres équations (équations 5.15 et 5.16) qui permettent de vérifier l'optimalité de l'assimilation des données :

$$\langle (\mathbf{H}[\mathbf{x}^a] - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b])(\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b])^T \rangle = \langle \mathbf{d}_b^a \mathbf{d}_b^{oT} \rangle = \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T \quad (5.14)$$

$$\langle (\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^a])(\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b])^T \rangle = \langle \mathbf{d}_a^o \mathbf{d}_b^{oT} \rangle = \mathbf{R} \quad (5.15)$$

Les matrices $\mathbf{R}$ et $\mathbf{B}$ sont les matrices de covariance d'erreur (observation et de prévision) *a priori* du système d'assimilation, puisqu'elles sont définies avant l'assimilation. Après l'assimilation, l'erreur de prévision $\langle \mathbf{d}_b^a \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$ et d'observation $\langle \mathbf{d}_a^o \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$ *a posteriori* peuvent

être calculées à partir de l'innovation ($\mathbf{d}_b^o$), du résidu d'analyse ($\mathbf{d}_a^o$) et de l'incrément d'analyse ($\mathbf{d}_b^a$).

Le tableau 5.2 résume la nomenclature des différents critères de validité utilisé dans cette recherche.

Tableau 5.2 Nomenclature des différents critères de validité

Moyenne des innovations	$\langle \mathbf{d}_b^o \rangle$
Moyenne du résidu d'analyse	$\langle \mathbf{d}_a^o \rangle$
Erreur de prévision a priori	B
Erreur observation a priori	R
Erreur de prévision a posteriori	$\langle \mathbf{d}_b^a \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$
Erreur observation a posteriori	$\langle \mathbf{d}_a^o \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$

Après l'assimilation, il est intéressant d'évaluer le contenu en information de chaque observation. Il est ainsi possible de déterminer quelles observations ont eu plus d'impact lors de l'assimilation. Le degré de liberté (*Degree of Freedom for signal*), DFS, est un diagnostic permettant de calculer ce contenu en information (Rodgers, 2000). Lupu *et al.* (Soumis) ont proposé un DFS calculé à partir des statistiques *a posteriori* (équation 5.16) en absence de biais.

$$\mathbf{DFS} = \langle (\mathbf{H}[\mathbf{x}^b] - \mathbf{H}[\mathbf{x}^a])^T \tilde{\mathbf{R}}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^a]) \rangle \quad (5.16)$$

$$\text{où } \tilde{\mathbf{R}} = \langle (\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^a])(\mathbf{y} - \mathbf{H}[\mathbf{x}^b])^T \rangle$$

Le plus grand nombre de degrés de liberté possible est déterminé par la taille du vecteur d'état, ou du vecteur d'observation s'il est plus petit. Le DFS est donc souvent exprimé en pourcentage par rapport au nombre d'observations assimilées. Un contenu riche en information se traduit alors par un DFS qui tend vers 100%.

5.2 Assimilation de données dans CATHY

Un filtre d'ensemble de Kalman permettant d'assimiler les débits, l'humidité du sol et la charge est déjà implanté dans le modèle CATHY (Camporese *et al.*, 2009), mais deux modifications importante y ont été apportées. Le vecteur d'état (équation 5.17) est exprimé à l'aide de la charge ψ pour chaque nœud de la zone non saturée et saturée, des débits entrant et sortant pour chaque cellule de surface. Les débits entrant et sortant sont utilisés car ils interviennent tous les deux dans l'équation de Muskingum-Cunge (équation 3.4).

$$\mathbf{x}_i^b = \{\psi_1 \dots \psi_{N_{\text{nœud}}}, Q_1^{\text{in}} \dots Q_{N_{\text{CEL}}}^{\text{in}}, Q_1^{\text{out}} \dots Q_{N_{\text{CEL}}}^{\text{out}}\}_i \quad (5.17)$$

$i = 1, \dots, N$

où N est le nombre de membres de l'ensemble, $N_{\text{nœud}}$ est le nombre de nœud, et N_{CEL} est le nombre de cellule de surface. Le calcul des matrices de covariance et de gain de Kalman, implanté dans CATHY suit l'algorithme des racines carrées (square root) décrit par Evensen (2004). Cet algorithme est optimisé pour les cas où le nombre d'observations assimilés, est inférieur ou supérieur au nombre de membres d'ensemble.

Le filtre d'ensemble de Kalman utilise la variance des membres de l'ensemble pour calculer la matrice de covariance de prévision. L'ensemble est produit aléatoirement par la perturbation des différents paramètres du modèle et des conditions atmosphériques. Ces perturbations permettent de tenir compte de l'erreur sur les entrées du modèle ainsi que de l'erreur du modèle lui-même (paramètres et structure du modèle). Afin de représenter les statistiques d'erreur de chaque paramètre, leur valeur moyenne est perturbée à l'aide d'une fonction de densité de probabilité. La conductivité hydraulique à saturation, le coefficient d'emmagasinement, la porosité, les paramètres de van Genuchten, le paramètre d'évapotranspiration ainsi que les paramètres de rugosité des rigoles et canaux sont perturbés au début de la simulation à l'aide d'une distribution log-normale (de moyenne unitaire et d'écart-type choisi en fonction de degré d'incertitude du paramètre), afin d'éviter d'obtenir des valeurs négatives pour les paramètres. Les conditions atmosphériques (température

minimale et maximale, et précipitation) sont perturbées à chaque pas de temps avec une distribution log-normale. Une distribution log-normale est utilisée pour perturber les températures afin de s'assurer que la température maximale est toujours supérieure à la température minimale. Burgers *et al.* (1998) ont montré que la perturbation des observations est nécessaire dans la mise en œuvre du filtre d'ensemble de Kalman afin d'obtenir une matrice de covariance d'erreur d'analyse adéquate.

La première modification concerne le vecteur d'état. Originellement, l'ensemble de chacun de ces paramètres, des conditions atmosphériques ou des observations est obtenu en multipliant la valeur moyenne du paramètre (ou conditions atmosphériques ou observation) par la fonction de densité de distribution. Or, la théorie de l'interpolation statistique implique une erreur additive autant sur la prévision que sur l'observation (équation 5.2). Afin d'obtenir une perturbation additive, le logarithme des observations et du vecteur d'état est utilisé. L'erreur devient alors additive. Un logarithme négatif étant impossible, le vecteur d'état est modifié. La valeur minimale que peut atteindre la charge est PMIN. Ainsi, on ajoute PMIN (en valeur absolue) aux valeurs de charge.

La deuxième modification est l'utilisation d'un Latin Hypercube Sampling (LHS) plutôt qu'une méthode Monte Carlo pour la perturbation des paramètres. La méthode de Monte Carlo requiert un grand nombre de membres d'ensemble pour bien représenter la matrice de covariance d'erreur de prévision (Evensen, 2007). La méthode du LHS est utilisée pour diminuer le nombre de membres d'ensemble (McKay *et al.*, 1979; Iman et Conover, 1980). Le LHS est une méthode d'échantillonnage aléatoire stratifiée. La distribution de probabilité de chaque paramètre (p) est divisée en S intervalles équiprobables (occurrence de $1/S$). Une valeur est choisie aléatoirement dans chaque intervalle. La méthode LHS a déjà été utilisée pour des analyses de sensibilité en hydrologie (Sieber et Uhlenbrook, 2005; Christiaens et Feyen, 2002). Ces études ont démontré que le LHS permet de réduire le nombre de membres d'ensemble par rapport à la méthode de Monte Carlo. Le nombre d'intervalles nécessaires pour bien représenter l'incertitude des modèles hydrologiques varie dans la littérature entre deux (Iman et Helton, 1985) et dix (Sieber et Uhlenbrook, 2005) fois le nombre de

paramètres (p) du modèle que l'on veut représenter. Christiaens and Feyen (2002) ont utilisés cinq fois le nombre de paramètres pour une analyse de sensibilité des paramètres de sol du modèle MIKE-SHE, un modèle similaire à CATHY. Aussi, le nombre de paramètres à perturber peut être réduit en n'utilisant que ceux auxquels le modèle est sensible.

5.3 Protocole expérimental

Les données d'observations disponibles permettent de faire différentes expériences d'assimilation. Cinq périodes ont été sélectionnées. Ces périodes sont choisies entre le 1^{er} avril et le 1^{er} novembre afin d'exclure la période de l'année où il y a présence de fonte du couvert de neige car aucune perturbation n'est faite sur les paramètres du modèle de neige. Le tableau 5.3 présente les périodes choisies ainsi que les données qui sont disponibles pour chaque période. Ainsi, des expériences d'assimilation des observations de débits à l'exutoire (AD exutoire), des observations de débits en amont (AD 30921, AD 30920 et AD 30923) et des observations de tous les débits (AD tous les débits) sont d'abord réalisées. Des expériences d'assimilation d'observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques à 15 cm (AD m_v 15), 45 cm (AD m_v 45) et 90 cm (AD m_v 90), ainsi que des assimilation d'observations d'humidité du sol estimées à l'aide des images radar (AD Radar) sont ensuite faites. Enfin, des expériences d'assimilation combinant des observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol sont effectuées (AD Débit et m_v 15, AD Débit et m_v 45, AD Débit et m_v Radar). Ces expériences sont comparées à celles sans assimilation (Sans AD).

Tableau 5.3 Périodes d'assimilation de données et données disponibles pour chaque période

Période	Débit à l'exutoire	Débits en amont	Humidité du sol Mésonet	Humidité du sol Radar
20 avril – 20 juillet 2005 (2005P)	X		15cm (4 stations) 45cm (6 stations) 90cm (6 stations)	X (2 images)
5 août – 5 novembre 2005 (2005A)	X	X	15cm (3 stations) 45cm (5 stations) 90cm (5 stations)	
5 mai – 5 août 2007 (2007P)	X	X	45cm (1 station) 90cm (1 station)	
5 août – 5 novembre 2007 (2007A)	X	X		X (2 images)
15 avril – 27 août (2008P)	X	X		X (9 images)

5.3.1 Estimation des statistiques d'erreur

Les statistiques d'erreur doivent être déterminées, autant pour les observations que pour le modèle hydrologique. L'erreur est définie comme étant la différence entre la valeur observée ou simulée et la valeur exacte. Comme la valeur exacte n'est pas connue, l'erreur commise est difficilement quantifiable. L'incertitude sur l'observation ou la simulation permet d'établir l'erreur maximale possiblement commise. L'incertitude peut alors être utilisée comme écart-type lors de la perturbation des observations ou des paramètres du modèle à l'aide de la distribution log-normale par exemple.

Il peut être difficile d'évaluer l'incertitude de certains paramètres. Les critères de validation (équation 5.13 à 5.15) calculés après l'assimilation permettent de valider les statistiques d'erreur du modèle et des observations. Un calage des différents écart-type sur les paramètres du modèle, conditions atmosphériques et observations est alors possible. Ainsi, plusieurs simulations avec assimilation sont réalisées avec différentes valeurs d'écart-type pour les paramètres, conditions atmosphériques et observations. La moyenne des innovations, ainsi que les critères de validation (équation 5.13-5.15) sont optimisés en faisant varier les écart-

types. Dans certains cas, une approximation peut d'abord être faite à l'aide des connaissances de l'utilisateur. Des valeurs limites peuvent également être connues.

L'incertitude sur les observations de débits (DSOBS) comprend l'incertitude sur la mesure, fournie par le CEHQ (Chapitre 2) à l'aide de l'analyse des courbes de tarage, ainsi que l'incertitude liée à l'opérateur observation appelé erreur de représentativité. La mesure de débit est prise à un endroit ponctuel alors que le modèle CATHY discrétise le bassin versant en cellules de 360 m x 360 m. L'incertitude sur les observations de débit (incluant l'erreur de représentativité) est alors plus grande que celle fournie par le CEHQ.

L'incertitude de mesure sur les observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques n'est pas fournie et est difficile à quantifier. Il en est de même pour l'erreur de représentativité. L'incertitude sur les observations d'humidité du sol estimée à l'aide de la télédétection radar est évaluée pour chaque observation. L'incertitude alors évaluée (Chapitre 4) inclut autant l'incertitude liée à la mesure que celle liée à l'opérateur observation. Par contre, les valeurs d'incertitudes estimées doivent être validées.

L'incertitude des paramètres et conditions atmosphériques du modèle sont également difficile à évaluer. Dans un premier temps, l'analyse de sensibilité (Chapitre 3) permet d'établir les paramètres les plus sensibles du modèle CATHY. Les paramètres ayant la plus grande influence sur les simulations de débits et d'humidité du sol sont les conditions atmosphériques ainsi que le paramètre d'évapotranspiration. L'incertitude sur les conditions atmosphériques provient de l'erreur de mesure (erreur de l'instrument de mesure) mais surtout de la variabilité des conditions atmosphériques à l'intérieur même du bassin versant. Les conditions atmosphériques sont évaluées à l'aide d'une interpolation par inverse des distances au carrée, réalisée sur les données atmosphériques provenant des 11 stations à proximité du bassin versant. L'incertitude des conditions atmosphériques est donc liée à la variabilité des conditions atmosphériques à l'intérieur du bassin versant. Cette variabilité est évaluée en calculant l'écart-type des conditions atmosphériques interpolées dans le bassin versant de la rivière des Anglais sur la période 1996-2008. Pour chaque jour, l'écart-type est exprimé en pourcentage de la valeur moyenne sur le bassin versant. L'écart-type sur les

précipitations (DSPREC) est en moyenne 31% de la valeur moyenne des précipitations. Cette incertitude représente la variabilité des précipitations dans le bassin versant. La variabilité des températures est beaucoup plus faible, soit de 15 % pour les températures minimales et 5 % pour les températures maximales. L'incertitude sur les températures (DSTEMP) est la même pour les températures maximales et minimales dans le schéma d'assimilation du modèle CATHY.

L'incertitude sur le paramètre d'évapotranspiration (DSETP) est difficile à évaluer et est donc ajustée par essai et erreur. En plus des conditions atmosphériques et du paramètre d'évapotranspiration, le modèle s'est montré sensible au paramètre de rugosité des rigoles et canaux (DSGEO), aux paramètres de van Genuchten (DSRETC), à la conductivité hydraulique à saturation (DSKS) ainsi qu'à la porosité (DSPOR). L'ordre de grandeur de l'incertitude des paramètres de sol (van Genuchten et porosité) peut être trouvé dans la littérature (Christiaens et Feyen, 2002). Tout comme l'incertitude sur l'évapotranspiration, l'incertitude sur le paramètre de rugosité des rigoles et canaux est difficile à évaluer. Des limites inférieures et supérieures sont connues pour ce paramètre, ce qui limite l'ajustement par essai et erreur.

Le tableau 5.4 présente la première estimation des statistiques d'erreur du modèle et des observations. Ces statistiques sont ajustées par essais et erreurs afin d'obtenir les meilleurs critères de validation possibles (équations 5.13-5.15).

Tableau 5.4 Première estimation des statistiques d'erreur du modèle [%]

DSRETC	DSKS	DSSTOR	DSPOROS	DSETP	DSTEMP	DSPREC	DSGEO
10	25	10	25	10	10	31	10

Une hypothèse du filtre d'ensemble de Kalman est que l'erreur sur les observations et la prévision suit une distribution gaussienne de moyenne nulle. Afin de vérifier cette hypothèse, un test de Student est calculé sur l'ensemble des erreurs d'observation et de prévision lors

des assimilations. Selon ce test statistique, autant l'erreur sur les observations que sur la prévision suivent une distribution gaussienne de moyenne nulle.

5.3.2 Nombre de membres de l'ensemble

Le nombre de membres d'ensemble est un paramètre important à déterminer afin de bien représenter l'erreur de prévision. D'une part, un ensemble trop petit risque de mal décrire l'erreur de prévision, et d'autre part, un ensemble trop grand prendra beaucoup de temps de calcul. Afin d'évaluer le nombre de membres d'ensemble nécessaire, la variance de l'ensemble, qui correspond à l'erreur du modèle (équation 5.11), en fonction du nombre de membres d'ensemble et de la méthode d'échantillonnage (Monte Carlo ou LHS) est analysée. Des simulations avec 6, 18, 30, 60 et 120 membres sont effectuées sur une période de 240 jours (avril à novembre 2007). Il a été impossible de faire des simulations avec plus de 120 membres d'ensemble étant donné les capacités informatiques et la grandeur du vecteur d'état. Chaque simulation est répétée 48 fois en utilisant des nombres aléatoires différents. Pour chacune de ces 48 simulations, la variance de l'ensemble du débit à l'exutoire ainsi que l'humidité du sol moyenne en surface est calculée. Les écarts-types de la variance (exprimé en pourcentage de la variance moyenne de 48 simulations) sont présentés en fonction de la taille de l'ensemble dans le tableau 5.5.

Tableau 5.5 Écart-type de la variance [%] du débit à l'exutoire et de l'humidité du sol moyenne en surface en fonction de la taille de l'ensemble

Taille	Débit à l'exutoire		Humidité du sol moyenne en surface	
6	2.3	14,7	5,1	24,6
18	1.2	6.2	2,7	11,3
30	1.3	4.1	2,8	10,2
60	1.1	2.9	2,2	7,1
120	0.9	2.5	1,9	5,5

Avec la méthode de Monte Carlo, plus la taille de l'ensemble augmente, plus l'écart-type de la variance diminue. Toutefois, l'écart-type de la variance diminue à un rythme plus lent que la taille de l'ensemble augmente. Avec la méthode du LSH, on remarque que déjà à 18

membres d'ensemble, on diminue l'écart-type de la variance de l'ensemble. Ainsi, la même expérience répétée avec différents nombres aléatoires tend à donner la même variance, donc la même erreur sur le modèle. Suite à ce résultat et afin d'avoir un temps de calcul raisonnable, la méthode LHS avec 18 membres d'ensemble est choisie.

5.4 Résultats et discussion

Les résultats et discussions sont présentés en trois sections. Une analyse de l'assimilation des observations de débits (à l'exutoire et en amont) est d'abord faite. Ensuite, les résultats et discussion de l'assimilation des observations d'humidité du sol, autant provenant des stations hydrométéorologique que de la télédétection radar, sont présentés. Enfin, l'assimilation combinée d'observations de débits et d'humidité du sol est analysée. Pour chaque section, la discussion porte d'abord sur l'analyse de l'assimilation en tant que tel, et ce à l'aide des différents diagnostics. Des conclusions sur l'optimalité, ainsi qu'un diagnostic du modèle sont alors faites. Puis l'impact de l'assimilation autant sur les simulations de débits que d'humidité du sol est discuté.

5.4.1 Assimilation des observations de débits

L'assimilation des observations de débits à l'exutoire a d'abord été réalisée pour les 5 périodes. Plusieurs assimilations ont été réalisées afin d'optimiser les critères de validation (équation 5.13 à 5.15) autant du modèle que des observations. Les écart-type des paramètres du modèle et conditions atmosphériques ainsi que des observations obtenus sont légèrement différents de ceux estimés au départ (tableau 5.6). L'incertitude sur les observations de débit à l'exutoire obtenue (15%) est supérieure à l'incertitude provenant des courbes de tarage (10%). L'incertitude obtenue après l'assimilation comprend l'erreur sur la mesure ainsi que l'erreur de représentativité entre le modèle et les observations. L'erreur de représentativité inclut autant l'erreur liée à la discrétisation spatiale que temporelle du modèle. Il est donc normal d'obtenir une incertitude supérieure à l'incertitude sur la mesure (courbe de tarage). L'incertitude sur les différents paramètres du modèle est inférieure à celle estimée au départ,

de même que l'incertitude sur les températures. L'incertitude sur les précipitations reste la même. Ainsi l'incertitude sur les précipitations correspond bien à la variabilité spatiale de celles-ci à l'intérieur du bassin versant. Comme attendu d'après les résultats de l'analyse de sensibilité, ce sont l'incertitude sur les précipitations et sur le paramètre d'évapotranspiration qui ont eu le plus d'impact sur l'optimisation des critères de validité, puisque le modèle est plus sensible à ces paramètres.

Tableau 5.6 Écarts-type des paramètres du modèle et conditions atmosphérique optimisés après l'assimilation des observations de débit à l'exutoire

Écart-type	DSRETC	DSKS	DSSTOR	DSPOROS	DSETP	DSTEMP	DSPREC	DSGEO
Départ	10	25	10	25	10	10	31	10
Optimisé	5	20	5	20	5	5	30	10

L'analyse des innovations obtenues pour chaque période d'assimilation (calcul de la moyenne, écart-type et histogramme), montrent qu'il n'y a pas de biais entre la prévision du modèle et les observations de débits à l'exutoire lors de l'assimilation. La figure 5.4 présente un exemple de l'évolution temporelle de l'innovation et du résidu d'analyse au cours d'une assimilation en comparaison avec les flux atmosphériques. L'innovation est plus importante lorsqu'il y a des précipitations. Des variations (de positive à négative ou vice versa) importantes de l'innovation lors de précipitations (par exemple autour du 15 mai 2007), indiquent qu'il y a un décalage temporel entre l'observation et la simulation du modèle. Par exemple, autour du 15 mai 2007, le modèle réagit trop lentement à la précipitation par rapport à l'observation, par conséquent, l'innovation est positive puis négative. Les flux atmosphériques ne sont connus que de manière journalière, et sont supposés constants durant toute la journée. Ainsi, une forte précipitation le matin, par exemple, sera plutôt reproduite comme une pluie plus faible mais constante toute la journée. Cette situation explique le décalage parfois observé entre les observations et la simulation du modèle. L'assimilation des observations de débit à l'exutoire diminue l'écart entre l'observation et le modèle particulièrement lors des événements pluvieux où l'innovation est très grande. Ainsi, l'assimilation permet de corriger ce décalage temporel entre les observations et le modèle

provenant des flux atmosphériques. La variance du résidu d'analyse est donc beaucoup plus faible que celle des innovations, ce qui indique de que l'information est extraite des observations lors de l'assimilation.

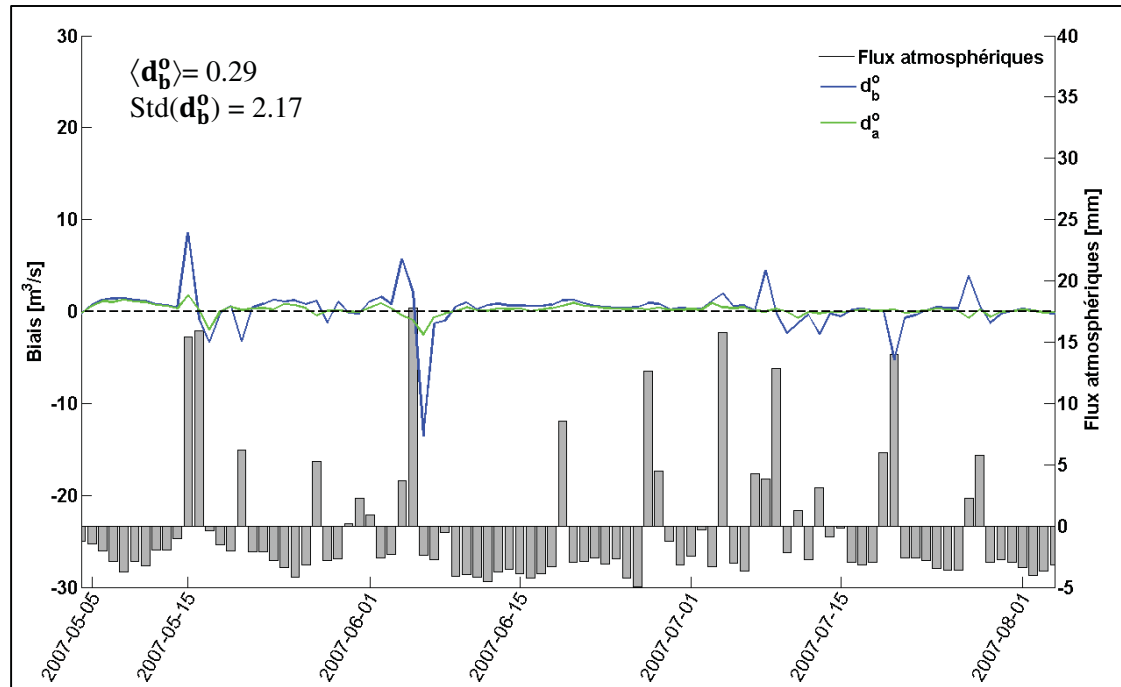


Figure 5.4 Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) au cours de l'assimilation des observations de débit à l'exutoire, période 2007P.

Les innovations ne présentant pas de biais, il est possible de calculer les critères de validation (tableau 5.7). D'abord, le ratio $\langle d_b^o d_b^{oT} \rangle / \mathbf{R} + \mathbf{H} \mathbf{B} \mathbf{H}^T$ varie entre 0,81 et 0,99. L'assimilation est donc pratiquement optimale. Un ratio inférieur à 1 représente une situation où les erreurs modèle et observation a priori ($\mathbf{R} + \mathbf{H} \mathbf{B} \mathbf{H}^T$) sont surestimées. Il est préférable de surestimer les erreurs de prévision et d'observation que de les sous-estimer. Dans le cas où une seule observation est assimilée, $\mathbf{R} = (\epsilon^o)^2 \approx \text{DSOBS}^2$ (puisque que l'observation est perturbée aléatoirement à l'aide d'une distribution log-normale et un nombre de membre fini). L'erreur observation à priori, $\mathbf{R}$, est donc la même pour toutes les assimilations puisqu'elle est définie par l'utilisateur avant l'assimilation.

L'erreur observation a postérieure $\langle \mathbf{d}_a^o \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$ (calculé après l'assimilation) est plus grande que l'erreur observations a priori ($\mathbf{R}$) pour les périodes 2005A et 2008P alors qu'elle est plus faible pour la période 2007P par rapport à l'erreur observation a priori. D'une part, l'erreur observation a postérieure semble plus élevée pour les périodes automnales que printanières. Ainsi, l'incertitude sur l'observation de débit à l'exutoire devrait être plus élevée à l'automne qu'au printemps. D'autre part, elle semble plus élevée lorsque le débit moyen est plus élevé. Ainsi, l'incertitude (en pourcentage) sur les observations de débit devrait être plus élevée pour un débit plus élevé. Il faut rappeler que l'erreur observation comprend autant l'erreur sur la mesure que l'erreur de représentativité (spatiale et temporelle). Il est possible que l'erreur de représentativité soit plus importante à l'automne qu'au printemps ainsi que lors de forts débits.

Pour toute les périodes, l'erreur de prévision a priori ($\mathbf{HBH}^T$) est légèrement plus élevée par rapport à l'erreur de prévision a postérieure $\langle \mathbf{d}_b^a \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$. L'incertitude sur les différents paramètres et conditions atmosphériques devrait donc être légèrement plus faible.

Tableau 5.7 Critères de validation des statistiques d'erreur, assimilation des observations de débit à l'exutoire

Débit moyen observé [m^3/s]	$\mathbf{HBH}^T + \mathbf{R}$	$\langle \mathbf{d}_b^o \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$	$\mathbf{HBH}^T$	$\langle \mathbf{d}_b^a \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$	$\mathbf{R}$	$\langle \mathbf{d}_a^o \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$
2005P (20 avril – 20 juillet)						
8,84	0,126	0,117	0,097	0,088	0,029	0,029
2005A (5 août – 5 novembre)						
8,41	0,082	0,081	0,053	0,041	0,029	0,040
2007P (5 mai – 5 août)						
4,94	0,073	0,059	0,046	0,040	0,028	0,018
2007A (5 août – 5 novembre)						
4,05	0,116	0,099	0,088	0,073	0,028	0,026
2008P (15 avril – 27 août)						
12,96	0,075	0,068	0,046	0,037	0,028	0,031

L'assimilation des observations de chaque débit en amont est ensuite faite en conservant les mêmes incertitudes sur le modèle que lors de l'assimilation des observations de débit à l'exutoire. Plusieurs assimilations sont réalisées en variant l'incertitude sur l'observation afin d'obtenir les meilleurs critères de validation. L'objectif de cette démarche est d'évaluer l'incertitude sur chacun des débits en amont dans le but d'assimiler l'ensemble des débits (exutoire et en amont) par la suite. Ainsi, les incertitudes sur les paramètres du modèle et conditions atmosphériques ne sont pas modifiées.

L'incertitude sur les débits obtenue (15% pour les débits 30920 et 30921 et 25% pour le débit 30923) est supérieure à l'incertitude sur les courbes de tarage (5% pour les débits 30920 et 30921 et 10% pour les débits 30923 et à l'exutoire), puisque l'incertitude comprend également l'erreur de représentativité, tel que mentionné plus haut.

Il n'y a pas de biais observé entre la prévision du modèle et les observations de débits en amont. Pour les débits 30921 et 30920, des décalages temporels entre les débits observés et simulés sont observés comme lors de l'assimilation des observations de débit à l'exutoire (figure 5.5 et 5.6). Ces décalages sont corrigés par l'assimilation. La moyenne et la variance du résidu d'analyse sont plus faibles que celles des innovations. Ainsi, de l'information est extraite des observations lors de l'assimilation.

L'analyse temporelle de l'innovation et du résidu d'analyse lors de l'assimilation des observations du débit 30923 (figure 5.7) permet de constater une innovation élevée lors de quelques événements pluvieux (5 juin 2007 par exemple). Comme la station de débit mesure un faible débit en zone agricole, il est possible que le drainage des champs durant ces quelques événements pluvieux induise l'écart observé entre la prévision du modèle et l'observation. De plus, l'assimilation des observations du débit 30923 a peu d'impact sur la simulation, l'innovation et le résidu d'analyse étant très similaires.

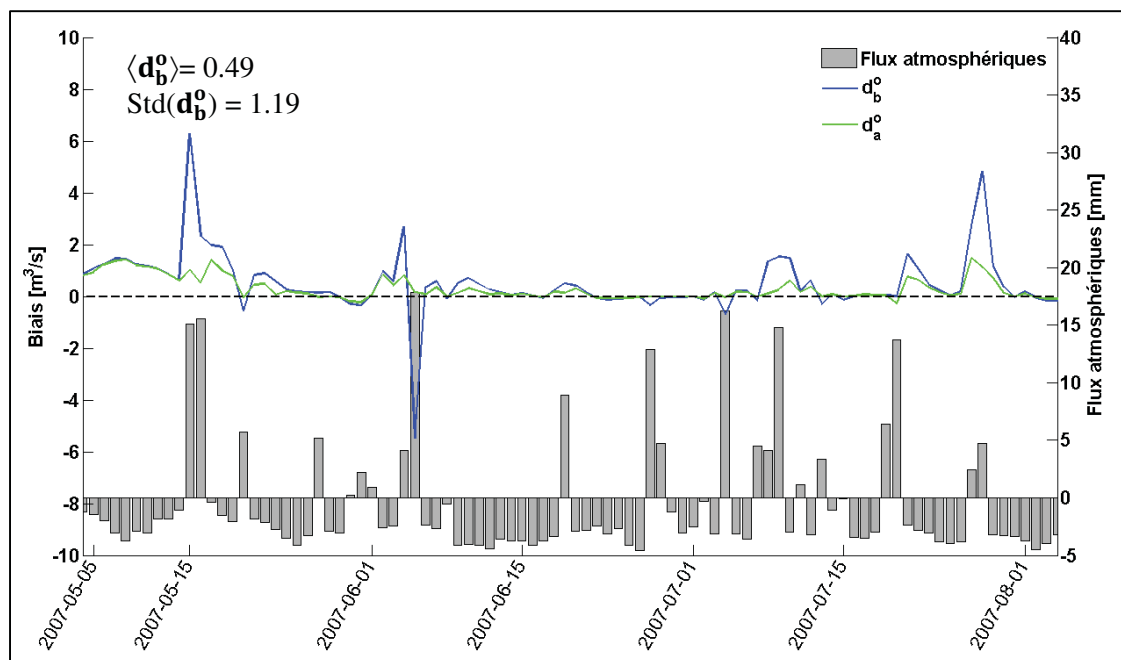


Figure 5.5 Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) au cours de l'assimilation des observations du débit 30921, période 2007P.

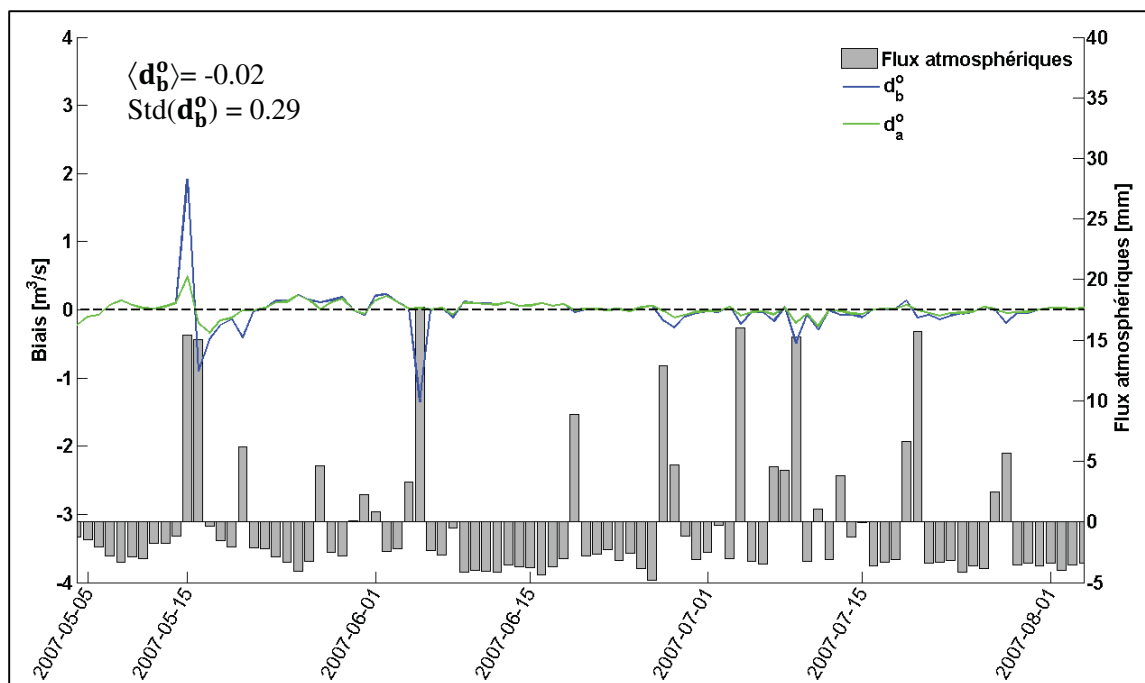


Figure 5.6 Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) au cours de l'assimilation des observations du débit 30920, 2007P.

L'analyse des critères de validation (tableau 5.8) montre d'ailleurs que l'erreur de prévision a priori est plus faible que l'erreur de prévision a posteriori pour ce débit (30923), ce qui n'est pas le cas pour les deux autres débits en amont. De plus, l'erreur de prévision est beaucoup plus faible (d'un ordre de grandeur) que l'erreur observation. Ainsi, la prévision est considérée plus fiable que l'observation lors de l'assimilation, et peu d'information est extraite de l'observation. Les processus physiques régissant l'écoulement de l'eau en surface pour de faibles débits sont difficiles à modéliser, les caractéristiques des rigoles pouvant difficilement être mesurées. Par conséquent, l'erreur de prévision pour ce faible débit est probablement mal évaluée.

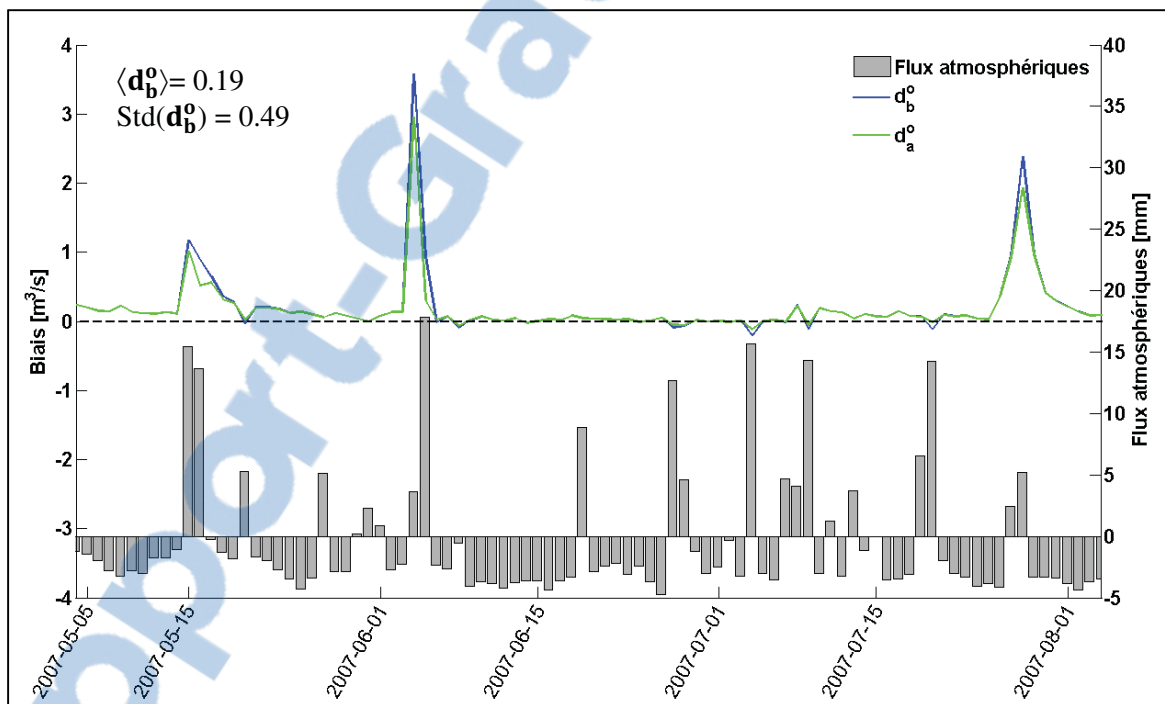


Figure 5.7 Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) au cours de l'assimilation des observations du débit 30923, 2007P.

Tableau 5.8 Critères de validation des statistiques d'erreur : assimilation des observations de débits en amont

	$\text{HBH}^T + \text{R}$	$\langle \text{d}_b^o \text{d}_b^{oT} \rangle$	HBH^T	$\langle \text{d}_b^a \text{d}_b^{oT} \rangle$	R	$\langle \text{d}_a^o \text{d}_b^{oT} \rangle$
2005A (5 août – 5 novembre)						
AD 30921	0,058	0,058	0,032	0,031	0,028	0,027
AD 30920	0,039	0,032	0,011	0,009	0,028	0,023
AD 30923	0,084	0,076	0,005	0,009	0,077	0,077
2007P (5 mai – 5 août)						
AD 30921	0,072	0,070	0,046	0,045	0,028	0,025
AD 30920	0,042	0,031	0,014	0,012	0,028	0,029
AD 30923	0,083	0,067	0,007	0,014	0,077	0,063
2007A (5 août – 5 novembre)						
AD 30921	0,061	0,045	0,033	0,021	0,028	0,024
AD 30920	0,040	0,034	0,012	0,008	0,028	0,026
AD 30923	0,080	0,077	0,004	0,012	0,077	0,070
2008P (15 avril – 27 août)						
AD 30921	0,072	0,066	0,043	0,040	0,028	0,026
AD 30920	0,042	0,029	0,014	0,008	0,028	0,021
AD 30923	0,086	0,077	0,006	0,011	0,077	0,072

Tout en conservant les mêmes incertitudes sur les paramètres du modèle et conditions atmosphériques ainsi que sur les observations, les observations de tous les débits (exutoire et en amont) sont assimilées.

En général, l'analyse des innovations montrent qu'il n'y a pas de biais entre les prévisions du modèle et les observations. Seule la période 2007A présente un biais entre la prévision du modèle et le débit observé 30920. À noter que le critère de Nash sans assimilation pour ce débit à la période 2007A est de -1,94. Ainsi, la simulation sans assimilation ne représente pas bien le débit observé. Soit le modèle ne simule pas bien une situation particulière qui s'est produite durant cette période, soit l'observation est erronée durant cette période.

Lors de l'assimilation des observations de tous les débits, l'effet de décalage entre la simulation et l'observation est moins bien corrigé que lors de l'assimilation des observations d'un seul débit (figure 5.8 à 5.11). D'une part, lorsque les 4 débits montrent une innovation

négative (15 mai 2007), la correction semble amplifiée et le résidu d'analyse est alors positif pour trois des quatre débits. D'autre part, lorsque des informations contradictoires sont entrées, par exemple, une innovation positive pour le débit à l'exutoire et 30923 et une innovation négative pour les deux autres débits (5 juin 2007), le résidu d'analyse ne change pratiquement pas par rapport à l'innovation.

Aussi, l'innovation présente plus de variations lors de l'assimilation des observations de tous les débits. Ainsi, l'assimilation des observations de tous les débits tend à détériorer la simulation. En effet, dans certaines situations, l'assimilation des observations de tous les débits au temps t , provoque un écart plus grand entre la prévision du modèle et l'observation au temps $t+1$.

Enfin, tout comme lors de l'assimilation des observations du débit 30923, l'assimilation des observations de tous les débits semble avoir peu d'impact sur le débit 30923, l'innovation et le résidu d'analyse étant similaire.

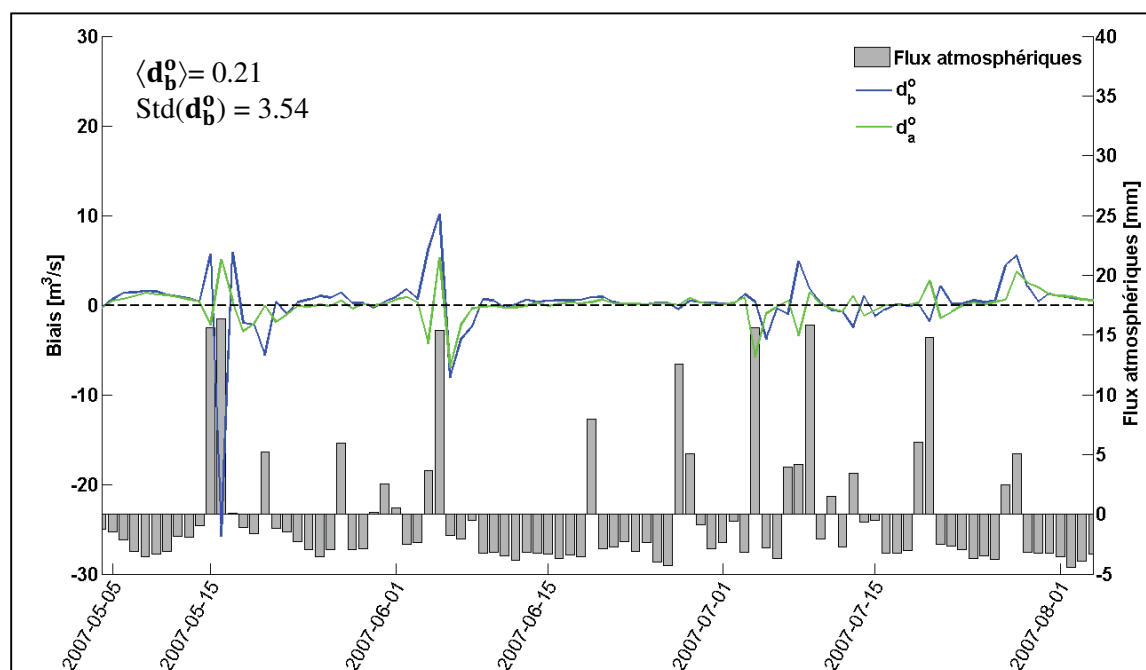


Figure 5.8 Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) pour le débit à l'exutoire au cours de l'assimilation des observations de tous les débits, période 2007P.

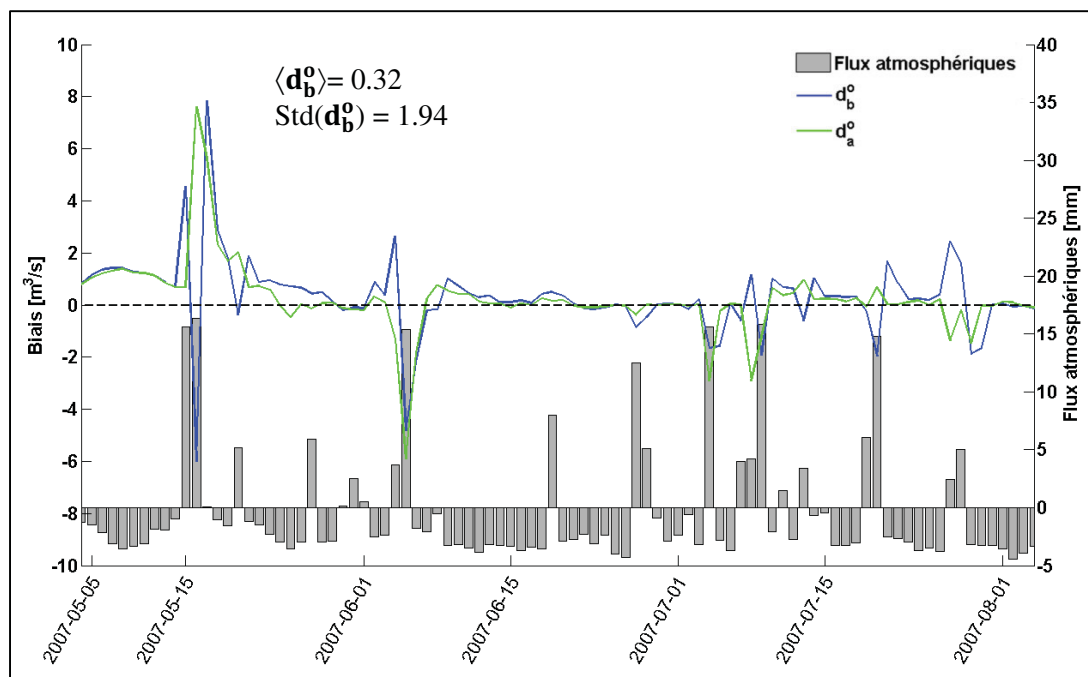


Figure 5.9 Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) pour le débit 30921 au cours de l'assimilation des observations de tous les débits, période 2007P.

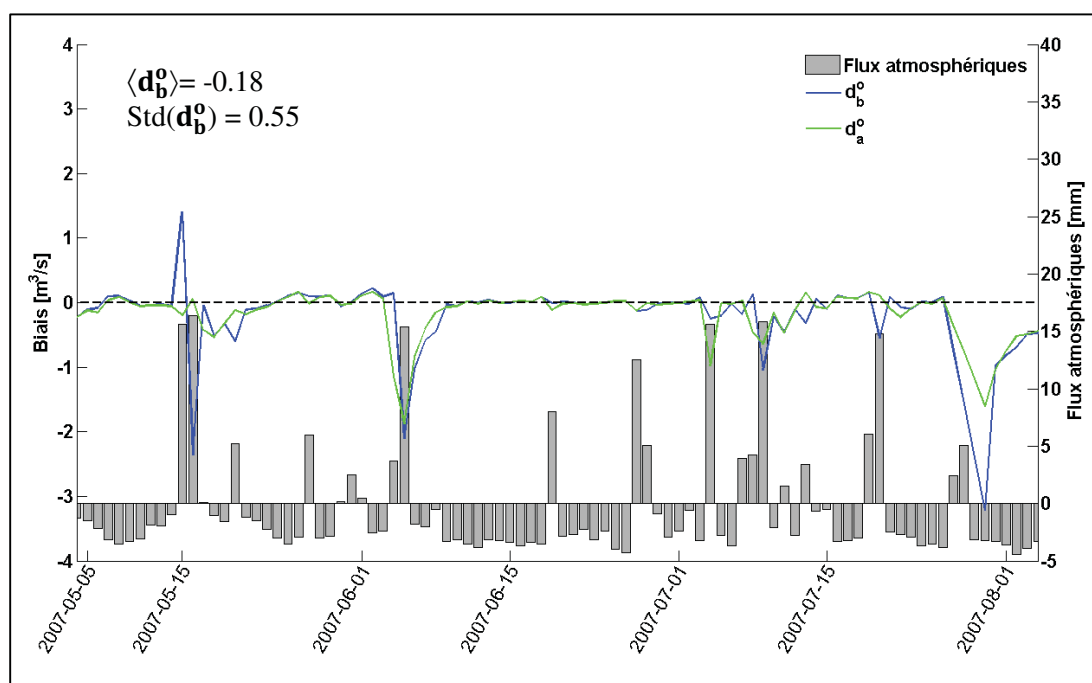


Figure 5.10 Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) pour le débit 30920 au cours de l'assimilation des observations de tous les débits, période 2007P.

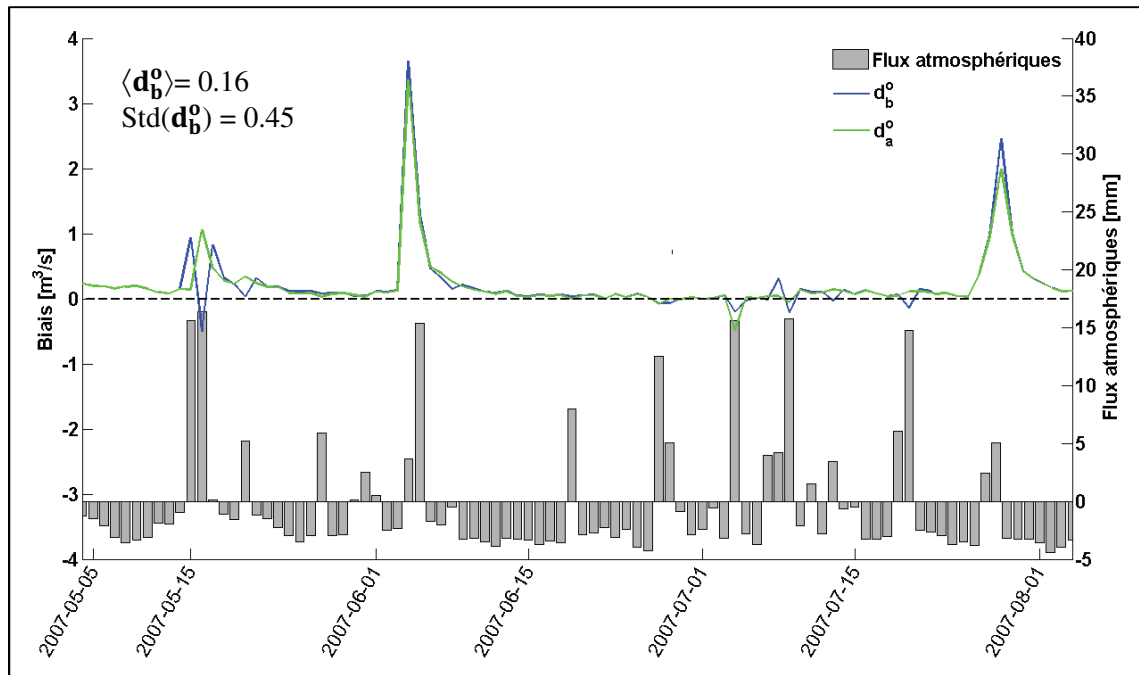


Figure 5.11 Évolution de l'innovation (bleu) et du résidu d'analyse (vert) pour le débit 30923 au cours de l'assimilation des observations de tous les débits, 2007P.

Afin d'évaluer le contenu en information de chaque débit lors de l'assimilation des observations de tous les débits, le DFS a posteriori (équation 5.17) exprimé par rapport au nombre d'observations assimilées est calculé (figure 5.12).

Dans l'ensemble, le DFS suit l'ordre décroissant des débits. Le contenu en information des tous les débits est supérieur pour les périodes printanières (2007P et 2008P) que les périodes automnales (2005A et 2007A). L'analyse des critères de validité (tableau 5.9) révèle d'ailleurs une erreur de prévision a priori et a posteriori plus faible pour les périodes automnale que printanière. Ainsi, le modèle est considéré plus fiable à l'automne qu'au printemps, et moins d'information est extraite de l'observation. Une plus faible évapotranspiration durant cette période pourrait expliquer une erreur de prévision plus faible.

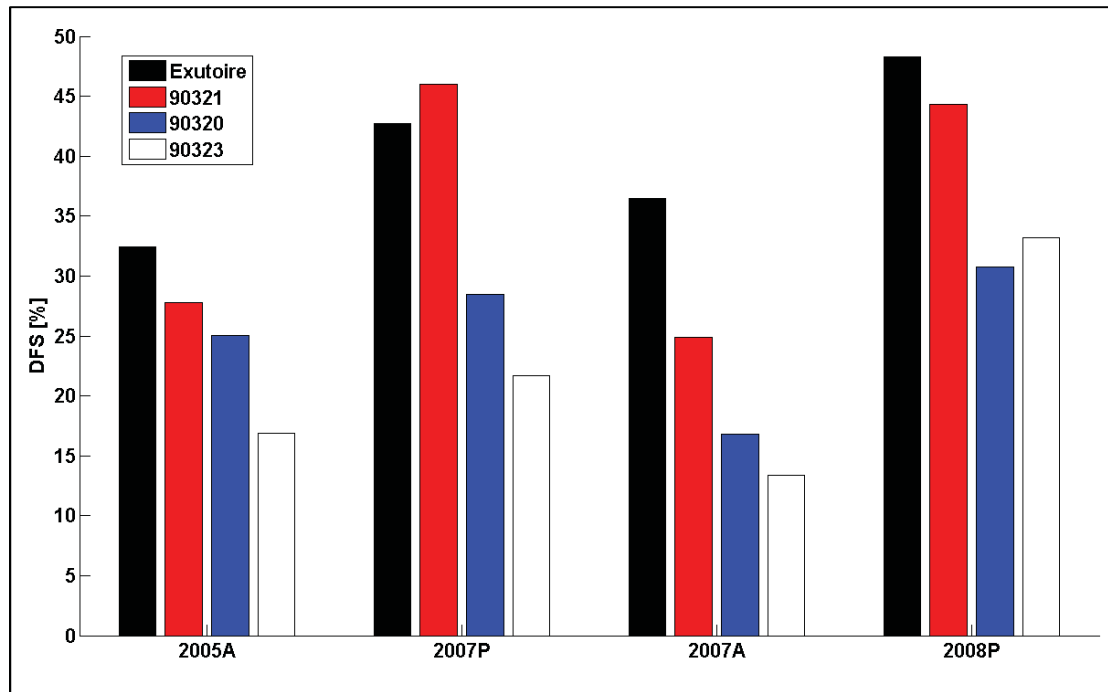


Figure 5.12 DFS a posteriori pour les quatre observations de débit assimilées pour chaque période : assimilation des observations de tous les débits.

L'assimilation des observations des débits affecte la répartition de l'eau dans le bassin. D'une part, le flux atmosphérique actuel peut varier, puisque les précipitations et l'évapotranspiration sont perturbées dans le processus d'assimilation. D'autre part, l'eau peut s'écouler plus ou moins rapidement en fonction des caractéristiques du sol qui sont perturbées, modifiant ainsi le débit et l'humidité du sol. Le flux atmosphérique total, la somme du débit à l'exutoire ainsi que la moyenne de la saturation en eau des quatre premières couches des sols (de la surface à 90 cm) durant toute la simulation sont présentées dans le tableau 5.10 pour chaque assimilation. Étant donnée la structure du modèle, il n'est pas possible de séparer les précipitations de l'évapotranspiration.

Pour toutes les simulations, sauf pour l'assimilation des observations du débit 30920 à la période 2007A, la quantité d'eau contenue dans les quatre premières couches de sol augmente (tableau 5.10 et figure 5.13b). À noter que le débit 30920 de la période 2007A présente un critère de Nash inférieur à zéro pour la simulation sans assimilation (tableau

5.11). La simulation sans assimilation ne représente donc pas bien l'observation 30920 à la période 2007A.

Tableau 5.9 Critères de validation des statistiques d'erreur : assimilation des observations de tous les débits

	HBH^T+R	$\langle d_b^o d_b^{oT} \rangle$	HBH^T	$\langle d_b^a d_b^{oT} \rangle$	R	$\langle d_a^o d_b^{oT} \rangle$
2005A (5 août – 5 novembre)						
AD exutoire	0,082	0,072	0,054	0,045	0,028	0,027
AD 30921	0,050	0,045	0,022	0,019	0,028	0,026
AD 30920	0,033	0,029	0,005	0,004	0,028	0,025
AD 30923	0,079	0,061	0,003	0,002	0,076	0,059
2007P (5 mai – 5 août)						
AD exutoire	0,123	0,118	0,095	0,090	0,028	0,028
AD 30921	0,116	0,099	0,088	0,074	0,028	0,025
AD 30920	0,084	0,048	0,056	0,022	0,028	0,026
AD 30923	0,093	0,081	0,017	0,012	0,076	0,069
2007A (5 août – 5 novembre)						
AD exutoire	0,080	0,078	0,052	0,050	0,028	0,028
AD 30921	0,057	0,052	0,029	0,024	0,028	0,028
AD 30920	0,037	0,037	0,009	0,008	0,028	0,029
AD 30923	0,079	0,072	0,003	0,002	0,076	0,070
2008P (15 avril – 27 août)						
AD exutoire	0,095	0,073	0,067	0,046	0,028	0,027
AD 30921	0,081	0,081	0,053	0,051	0,028	0,030
AD 30920	0,046	0,035	0,018	0,017	0,028	0,028
AD 30923	0,088	0,084	0,012	0,008	0,076	0,076

En général, lorsque le débit observé est plus faible que le débit simulé, l'assimilation tend à diminuer le flux atmosphérique (figure 5.13a et 5.13c). L'inverse se produit lorsque le débit observé est plus élevé que le débit simulé. Ainsi, afin de faire varier le débit, d'une part, l'assimilation augmente l'humidité du sol, et d'autre part elle modifie les flux atmosphériques. Ce résultat n'est pas surprenant, dans la mesure où le modèle est beaucoup plus sensible aux conditions atmosphériques qu'aux autres paramètres (Chapitre 3). Aussi, lors du calage, d'excellents critères de Nash étaient obtenus plus facilement lorsque les paramètres utilisés saturaient l'humidité du sol du bassin versant.

Tableau 5.10 Répartition de l'eau dans le bassin versant : assimilation des observations de débit

	Flux atmosphérique total [mm]	Somme du débit à l'exutoire [m³/s * jours]	Moyenne de la saturation en eau des quatre premières couches [%]
2005P (20 avril – 20 juillet)			
Sans AD	132	770	94,8
AD Exutoire	150	919	95,3
2005A (5 août – 5 novembre)			
Sans AD	188	922	92,8
AD exutoire	191	949	94,0
AD 30921	198	1328	93,5
AD 30920	190	1191	93,3
AD 30923	189	1047	92,8
AD Tous les débits	191	959	93,8
2007P (5 mai – 5 août)			
Sans AD	81	445	99,0
AD Exutoire	86	465	99,9
AD 30921	84	461	99,8
AD 30920	67	260	99,3
AD 30923	84	467	99,7
AD Tous les débits	92	473	99,0
2007A (5 août – 5 novembre)			
Sans AD	128	516	95,4
AD Exutoire	120	409	96,3
AD 30921	126	460	96,4
AD 30920	91	138	93,2
AD 30923	134	616	95,9
AD Tous les débits	123	428	96,2
2008P (15 avril – 27 août)			
Sans AD	290	2280	98,6
AD Exutoire	269	1934	99,0
AD 30921	283	2034	99,2
AD 30920	251	1750	98,6
AD 30923	267	1885	98,8
AD Tous les débits	280	2081	98,8

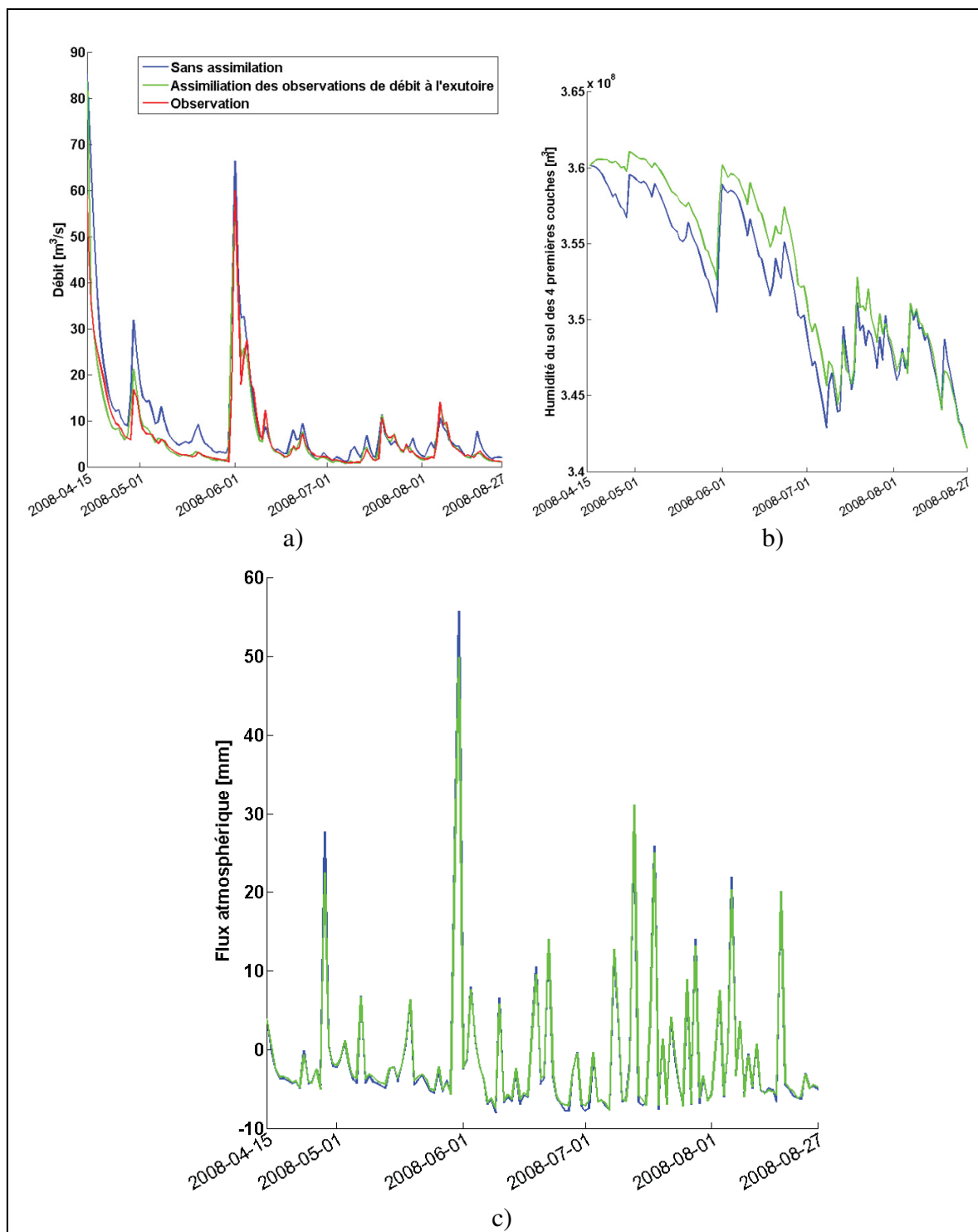


Figure 5.13 Évolution temporelle du a) débit à l'exutoire, b) de l'humidité du sol des 4 premières couches et c) et des flux atmosphériques, période 2008P.

L'assimilation des observations de débits à l'exutoire améliore non seulement le critère de Nash (tableau 5.11) des simulations de débit à l'exutoire par rapport à la simulation sans assimilation, mais également les critères de Nash des simulations des débits en amont. Ces résultats sont contraires à ceux obtenus par Clark *et al.* (2008) qui ont observé une détérioration des simulations de débits en amont lors de l'assimilation des observations de débit à l'exutoire. La structure du vecteur d'état (équation 5.17) utilisée dans cette recherche permet à l'assimilation des observations de débit à l'exutoire d'avoir un impact sur les simulations de débits en amont. En effet, le vecteur d'état contient à la fois le débit sortant (Q^{out}) de la cellule, et le débit entrant (Q^{in}), puisque ces deux informations sont nécessaires à l'équation de Muskingum-Cunge employée par CATHY pour simuler l'écoulement de l'eau en surface. En modifiant le débit entrant dans la cellule, l'assimilation des observations de débit à l'exutoire a un impact sur les débits en amont de la rivière, ce qui explique l'amélioration des simulations de débits en amont.

Les critères de Nash obtenus lors des simulations sans assimilation sont supérieurs pour les débits à l'exutoire par rapport à ceux obtenus pour les débits en amont. Ainsi, le modèle représente mieux les débits à l'exutoire que les débits en amont. L'assimilation des observations de débits en amont améliore le critère de Nash du débit en amont assimilé (en gris dans le tableau 5.11). Pour la période 2008P, où les critères de Nash des débits en amont sont du même ordre de grandeur que celui à l'exutoire, l'assimilation des observations de débits en amont améliore également le critère des Nash du débit à l'exutoire. Par contre, pour les situations où le critère de Nash du débit en amont assimilé est faible par rapport à celui à l'exutoire, l'assimilation des observations du débit en amont détériore le critère de Nash du débit à l'exutoire. L'assimilation des observations du débit 30920 de la période 2007A illustre bien cette situation. Le faible critère de Nash indique que le modèle ne représente pas bien les processus physiques à cet endroit du bassin versant pour cette période ou que l'observation est erronée. L'assimilation des observations de ce débit détériore alors les simulations des autres débits. Cette observation porte à croire que la qualité du calage a un impact non négligeable sur les résultats de l'assimilation et qu'un calage différent aurait pu donner des résultats différents. L'impact du calage du modèle hydrologique dans le processus

d'assimilation devrait faire l'objet de recherches futures. Aussi, les conditions atmosphériques utilisées ne sont pas spatialisées. Dans le modèle, les conditions atmosphériques (précipitations, températures maximum et minimum) sont lues à chaque pas de temps et la spatialisation des conditions atmosphériques augmente considérablement le temps de calcul. Il a donc été choisi d'utiliser la moyenne des conditions atmosphériques sur l'ensemble du bassin. Il serait intéressant de vérifier dans une recherche ultérieure si la spatialisation des conditions atmosphériques modifie les résultats de l'assimilation. Il serait alors possible que l'assimilation des débits en amont améliore les simulations de débits en aval.

L'assimilation des observations de tous les débits en même temps améliore les critères de Nash pour les périodes 2005A, 2007P et 2008P. Les critères de Nash sont par contre plus faibles que lors de l'assimilation seule des observations du débit à l'exutoire. En effet, le décalage temporel de l'innovation observé (figures 5.8-5.11) est moins bien corrigé lors de l'assimilation des observations de tous les débits que lors de l'assimilation uniquement des observations du débit à l'exutoire. Durant ces événements pluvieux, il arrive que deux débits contiennent une information contradictoire. Le résidu d'analyse est alors similaire à l'innovation et peu d'information est extraite des observations. L'assimilation des observations de tous les débits à la période 2007A diminue le critère de Nash du débit à l'exutoire, mais améliore ceux des débits en amont. À la période 2007A, l'assimilation des observations du débit 30920 qui a un critère de Nash négatif détériore la simulation puisque ce débit simulé n'est pas représentatif du débit observé.

Tableau 5.11 Critère de Nash sur les observations de débits : assimilation des observations de débit

	Exutoire	30921	30920	30923
2005P (20 avril – 20 juillet)				
Sans AD	0,888			
AD Exutoire	0,901			
2005A (5 août – 5 novembre)				
Sans AD	0,909	0,490	0,427	0,581
AD exutoire	0,955	0,558	0,516	0,613
AD 30921	0,781	0,749	0,775	0,810
AD 30920	0,839	0,787	0,725	0,811
AD 30923	0,898	0,699	0,683	0,763
AD Tous les débits	0,940	0,554	0,481	0,597
2007P (5 mai – 5 août)				
Sans AD	0,719	0,466	0,428	0,067
AD Exutoire	0,940	0,541	0,652	0,384
AD 30921	0,706	0,789	0,716	0,296
AD 30920	0,413	0,322	0,827	0,043
AD 30923	0,676	0,400	0,452	0,413
AD Tous les débits	0,769	0,474	0,436	0,235
2007A (5 août – 5 novembre)				
Sans AD	0,824	0,713	-1,945	0,339
AD Exutoire	0,936	0,797	-0,908	0,414
AD 30921	0,818	0,823	-1,444	0,398
AD 30920	0,335	0,316	0,787	-0,095
AD 30923	0,239	0,599	-1,985	0,624
AD Tous les débits	0,734	0,765	-0,765	0,366
2008P (15 avril – 27 août)				
Sans AD	0,823	0,810	0,899	0,760
AD Exutoire	0,871	0,822	0,874	0,745
AD 30921	0,854	0,845	0,918	0,767
AD 30920	0,847	0,843	0,854	0,735
AD 30923	0,860	0,850	0,894	0,764
AD Tous les débits	0,852	0,818	0,881	0,756

En général, l'assimilation des observations de débits augmente l'humidité du sol, comme présenté dans l'analyse de la répartition de l'eau dans le bassin (tableau 5.10). Les biais entre

les simulations d'humidité du sol et les observations des stations hydrométéorologiques à 15 cm (tableau 5.12) augmentent donc lors de l'assimilation des observations de débits sauf lors de l'assimilation des observations du débit 30923, où les biais diminuent pour trois des quatre stations. À 45 cm de profondeur (tableau 5.13), peu de variations sont observées pour les périodes au printemps (2005P et 2007P), où le sol est saturé en début de simulation. Pour la simulation d'automne (2005A), les mêmes tendances sont observées à 45 cm qu'à 15 cm. Enfin, peu de variations sont observées sur les simulations d'humidité du sol à 90 cm.

Afin d'évaluer l'impact de l'assimilation sur la distribution spatiale (horizontale et verticale) de l'humidité du sol, l'écart entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation est calculé pour chaque cellule du bassin versant. La moyenne de l'écart (par exemple : Sans AD – AD exutoire) sur toute la période est calculée. La figure 5.14 présente cet écart pour l'assimilation des observations du débit à l'exutoire de la période 2007P pour chacune des 4 premières couches de sol.

Tableau 5.12 Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 15 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations lors de l'assimilation des observations de débit

Stations	L'artifice	St-Chrysostome	Ste-Clothilde	Howick	Russeltown
2005P (20 avril – 20 juillet)					
Sans AD	0,267	0,215	0,135	0,269	0,356
AD Exutoire	0,299	0,239	0,219	0,278	0,390
2005A (5 août – 5 novembre)					
Sans AD		0,101	0,118	0,133	0,312
AD exutoire		0,171	0,170	0,188	0,354
AD 30921		0,118	0,197	0,143	0,334
AD 30920		0,104	0,186	0,145	0,315
AD 30923		0,079	0,166	0,109	0,287
AD Tous les débits		0,169	0,169	0,192	0,351

Tableau 5.13 Biais (simulation – observation) entre les observations d’humidité du sol à 45 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations lors de l’assimilation des observations de débit

Stations	L’artifice	St-Chrysostome	Ste-Clothilde	Howick	Russeltown
2005P (20 avril – 20 juillet)					
Sans AD	0,084	0,173	-0,045	0,086	0,245
AD Exutoire	0,085	0,175	0,108	0,087	0,245
2005A (5 août – 5 novembre)					
Sans AD		0,059	-0,025	0,095	0,225
AD exutoire		0,096	0,065	0,133	0,250
AD 30921		0,065	0,070	0,098	0,226
AD 30920		0,062	0,065	0,099	0,225
AD 30923		0,048	0,053	0,086	0,217
AD Tous les débits		0,089	0,065	0,124	0,242
2007P (5 mai – 5 août)					
Sans AD				0,276	
AD Exutoire				0,277	
AD 30921				0,275	
AD 30920				0,276	
AD 30923				0,275	
AD 30923				0,276	
AD Tous les débits				0,276	

La variabilité spatiale de l’humidité du sol est similaire pour les différentes assimilations et périodes. Les variations observées dans la zone organique à 90 cm sont dues à la discrétisation verticale du bassin. La zone organique se terminant à 90 cm de profondeur, la porosité change à la frontière de cette couche, passant de 0,9 à $0,5 \text{ m}^3/\text{m}^3$. L’incertitude sur la porosité étant de 20%, on observe des variations de $\pm 20\%$. Cet effet est également observé, avec une moins grande importance à la frontière horizontale entre la zone organique et les autres zones à toutes les profondeurs. En général, une augmentation de $0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ est observée pour la zone organique à 90 cm. Globalement, l’humidité du sol à 45 cm change très peu. Tout comme l’humidité du sol à toutes les profondeurs de la zone 3 (figure 3.2), où se situe la colline de Covey Hill. Cette zone est caractérisée par une nappe libre. L’humidité du sol en surface et à 15 cm augmente en moyenne de $0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ pour les zones 1 et 2 du bassin versant, soit celles où la nappe est confinée ou semi-confinée et le sol non-organique.

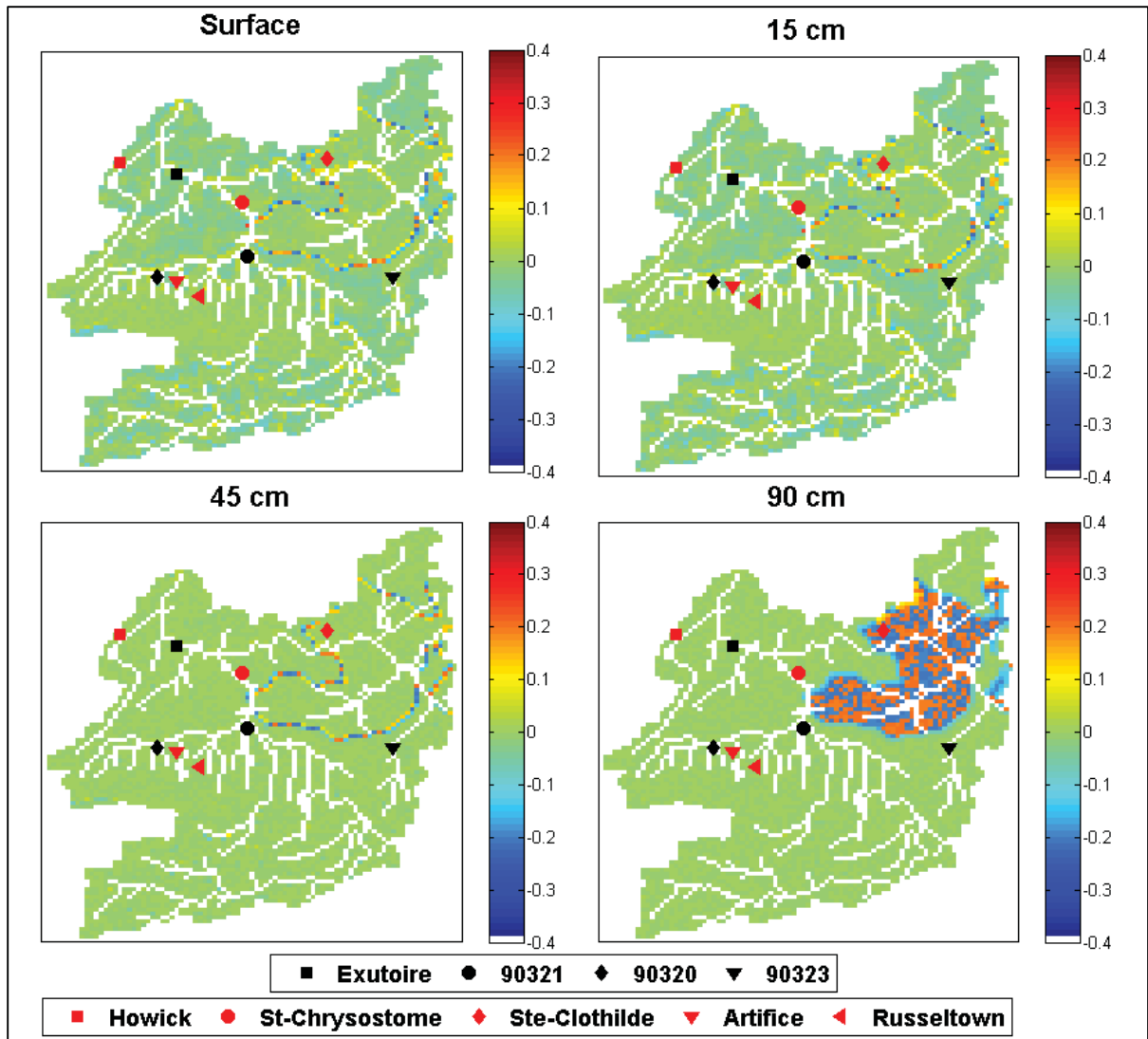


Figure 5.14 Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations du débit à l'exutoire de la période 2007P pour chacune des quatre premières couches de sol.

5.4.2 Assimilation des observations d'humidité du sol

L'assimilation des observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques a été réalisée sur les trois périodes où des données sont disponibles, soit 2005P, 2005A et 2007P. Des observations d'humidité du sol provenant d'images radar sont également disponibles pour trois périodes, soit 2005P, 2007A et 2008P. Une seule

période (2005P) permet l'assimilation, à la fois, d'observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques et des images radar.

L'assimilation des d'observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques ainsi que des images radar a d'abord été effectuée en utilisant les statistiques d'erreur du modèle obtenues lors de l'assimilation des observations de débit. Dans plusieurs situations, la simulation n'a pas convergé après une assimilation et elle s'est arrêtée. Cette situation s'est présentée particulièrement souvent lorsqu'il y avait des précipitations lors de l'assimilation. Lorsqu'il y a précipitations, le modèle augmente rapidement l'humidité du sol allant jusqu'à saturer l'humidité du sol en surface et à 15 cm, alors que les valeurs d'humidité du sol observées ne sont pas saturées. Ce problème peut provenir d'une mauvaise caractérisation de l'humidité du sol par le modèle, où d'une mauvaise représentativité temporelle et/ou spatiale de l'humidité du sol entre le modèle et les observations. L'humidité du sol a donc été assimilée uniquement pour les journées sans précipitations afin d'obtenir des simulations qui convergent. Malgré cela, il subsiste des situations où le modèle ne converge pas après assimilation des observations d'humidité du sol, l'assimilation modifiant très rapidement les valeurs de hauteur de charge. Le vecteur d'état se retrouve alors dans une situation fortement non linéaire, et le modèle ne converge plus. Un contrôle de qualité sur les observations permettant l'assimilation uniquement lorsque l'écart entre l'observation et le modèle n'est pas trop grand pourra être implanté dans une recherche future.

L'analyse des innovations $\langle d_b^o \rangle$ obtenue lors de l'assimilation révèle la présence d'un biais entre les prévisions du modèle et les observations d'humidité du sol en surface (radar) et à 15 cm. Plusieurs assimilations ont donc été faites en modifiant les incertitudes sur les paramètres du modèle et sur les observations. L'ensemble des assimilations présente un biais entre les prévisions du modèle et ces observations. Lorsqu'il y a présence d'un biais, l'assimilation ne peut pas être optimale. Dans un premier temps, il faut déterminer si ce biais provient du modèle ou des observations. Si le biais provient du modèle, la meilleure approche est de tenter de corriger ce biais à l'aide d'une meilleure description des processus physiques par

exemple. Si le biais provient de l'observation, il peut provenir de l'instrument de mesure (par exemple un problème avec la station hydrométéorologique). Dans le cas des observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar, le biais peut également provenir du modèle reliant la rétrodiffusion radar à l'humidité du sol en surface. Dans le cas où il s'avère impossible d'éliminer le biais, des auteurs ont proposé différentes approches, soit pour débiaser la prévision ou l'observation (Reichle *et al.*, 2004; Crow *et al.*, 2005; Reichle et Koster, 2004), soit pour tenir compte du biais dans le processus d'assimilation (Auligné *et al.*, 2007; Dee, 2005; De Lannoy *et al.*, 2007; Keppenne *et al.*, 2005). Mais ces approches sont à implanter en deuxième recours, après avoir tenté de corriger le modèle ou les observations afin d'éliminer ce biais et pourront faire l'objet de recherches futures.

Les critères de validation, ainsi que le DFS ne sont valides que lorsqu'il n'y a pas de biais entre la prévision du modèle et les observations. Ainsi, ces critères ne peuvent être calculés lorsque la moyenne des innovations est élevée. Il est donc impossible de trouver des statistiques d'erreur optimales. Il a donc été choisi d'utiliser les mêmes incertitudes sur le modèle que lors de l'assimilation des observations de débits afin d'une part, de comparer les simulations et d'autre part, d'assimilation à la fois les observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol (section 5.4.3). Une incertitude (écart-type) sur les observations des stations hydrométéorologiques de 35 % présente les plus faibles valeurs de moyenne des innovations et est donc utilisée. L'incertitude sur les observations radar est calculée à partir des images radar (chapitre 4).

Les figures 5.15, 5.16 et 5.17 présentent les innovations pour les assimilations d'observation d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques à 15 cm, 45 cm et 90 cm respectivement. Les innovations de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 cm présentent un biais entre les prévisions et les observations. Ce biais ne se retrouve pas lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm. L'histogramme des innovations de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm montrent deux pics. Ainsi, même si les valeurs de moyennes et d'écart-type des innovations sont du même ordre de grandeur, l'assimilation ne peut être considérée sans biais.

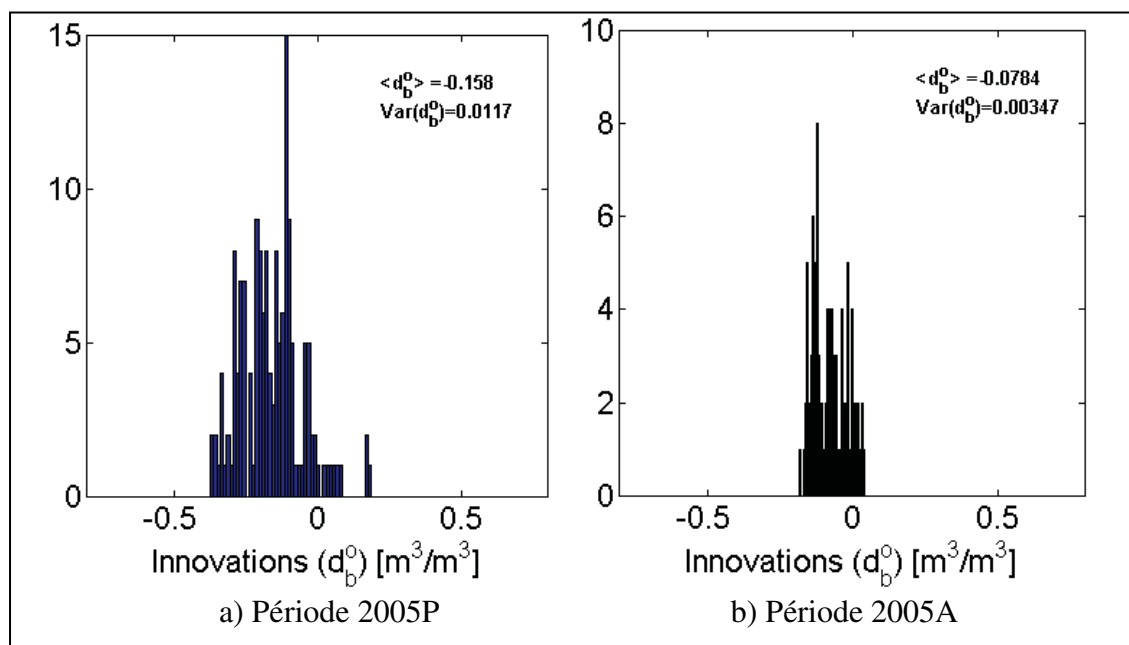


Figure 5.15 Histogramme des innovations lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 cm pour a) la période 2005P et b) la période 2005A.

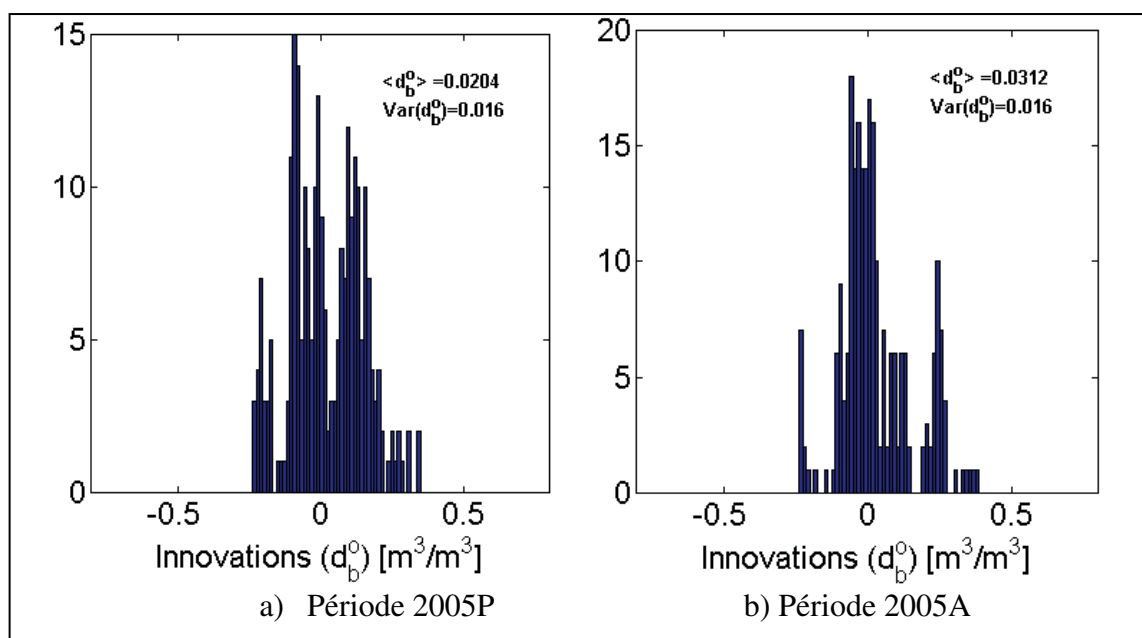


Figure 5.16 Histogramme des innovations lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm pour a) la période 2005P et b) la période 2005A.

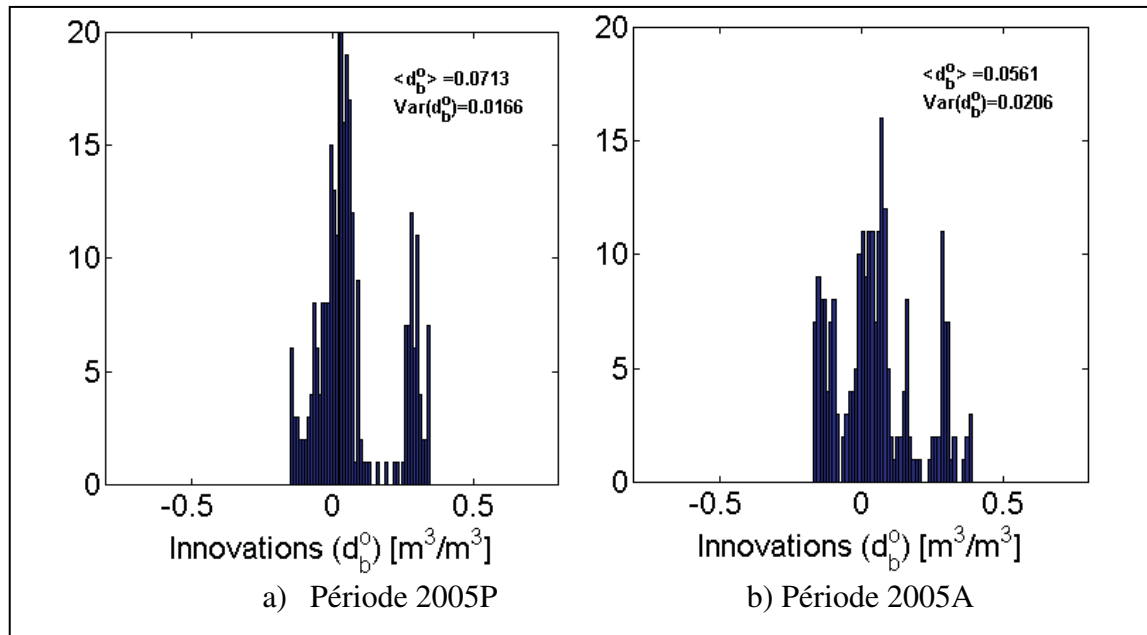


Figure 5.17 Histogrammes des innovations lors de l’assimilation des observations d’humidité du sol à 90 cm pour a) la période 2005P et b) la période 2005A.

Les innovations lors de l’assimilation des observations d’humidité du sol en surface estimées à partir d’images radar révèlent la présence d’un biais pour toutes les périodes. Des exemples d’histogrammes des innovations sont présentés à la figure 5.18.

Ainsi, un biais existe entre les prévisions du modèle et les observations, autant pour les observations d’humidité du sol à 15 cm provenant des stations hydrométéorologiques que l’humidité du sol en surface provenant des images radar. Puisque deux observations de sources différentes présentent une humidité du sol plus faible que celle simulée par le modèle, il est probable que ce soit le modèle qui représente mal l’humidité du sol dans les deux premières couches de sol. Comme discuté au chapitre 3, une mauvaise représentation des paramètres de van Genuchten, qui ne sont pas spatialisés, peut entraîner une mauvaise caractérisation du sol. Une spatialisation de ces paramètres sera nécessaire pour de futures recherches afin de s’assurer d’une bonne représentation des caractéristiques du sol.

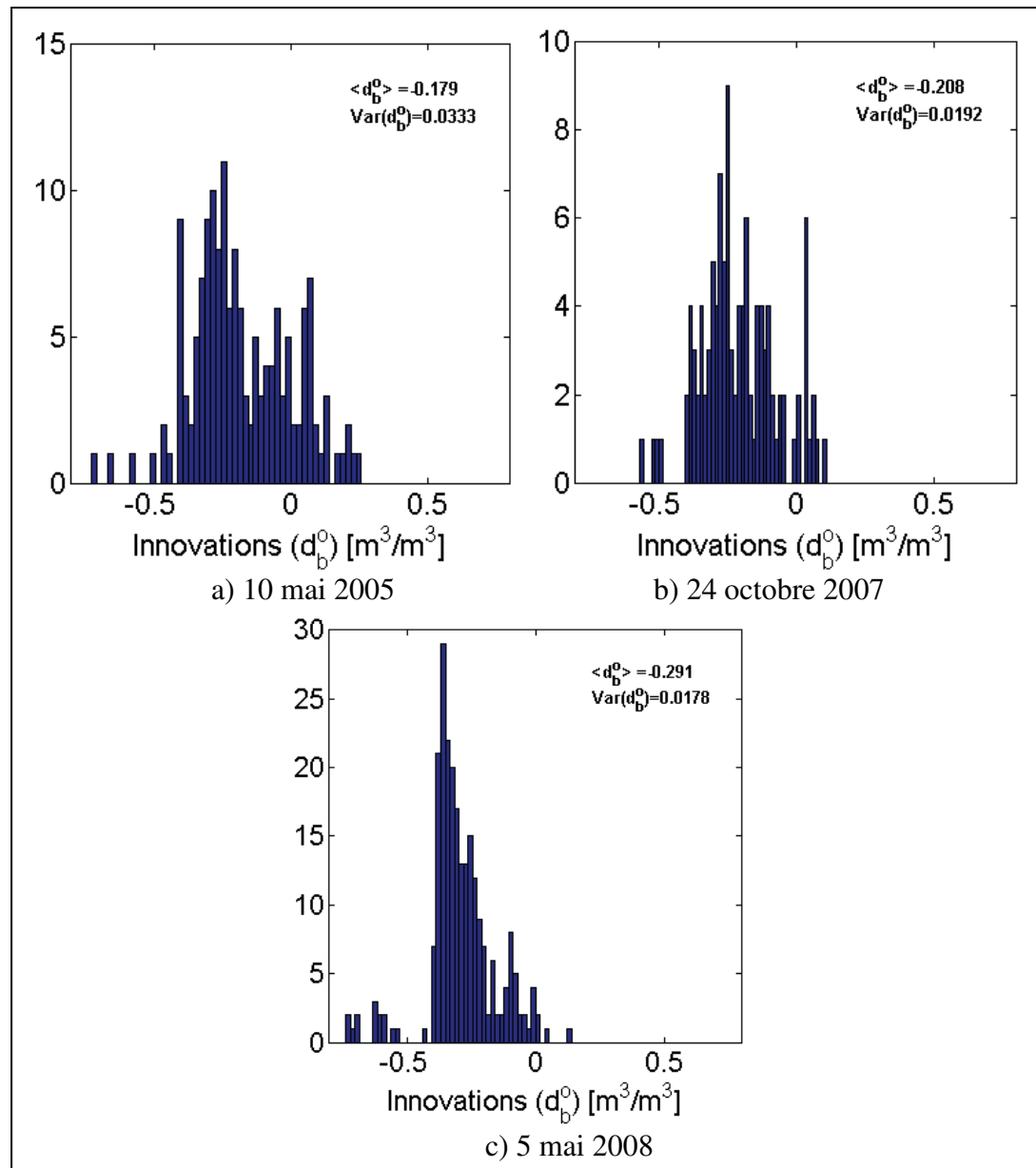


Figure 5.18 Histogrammes des innovations lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar du a) 10 mai 2005, b) 24 octobre 2007 et c) 5 mai 2008.

Aussi, les observations d'humidité du sol sont prises dans la partie agricole du bassin versant où la majorité des champs sont drainés. Le drainage a un impact sur l'humidité du sol près de la surface. Des observations prises dans la partie forestière permettraient de déterminer si le modèle représente bien l'humidité du sol dans cette partie du bassin. Une modélisation de l'effet du drainage des champs agricoles permettrait aussi une meilleure simulation de

l'humidité du sol près de la surface dans les champs agricoles. Il faut également rappeler que les précipitations sont moyennées sur un pas de temps journalier dans le modèle. Ainsi, une forte précipitation, mais courte sera représentée comme une faible précipitation constante tout au long de la journée. Il y a alors plus d'infiltration dans le sol et moins de ruissellement. L'utilisation de données de précipitations avec un pas de temps plus court sera à tester dans de futures recherches. Enfin, le bassin versant étant très plat dans la partie nord du bassin, l'humidité du sol est plus complexe à modéliser que pour un bassin versant où la pente serait plus prononcée. Pour un bassin versant ayant une forte pente, l'écoulement de l'eau est alors plus influencé par la pente et l'impact des caractéristiques du sol est moindre. Ainsi, le modèle pourrait possiblement bien représenter l'humidité du sol près de la surface sur un autre bassin versant, puisque les mécanismes physiques en jeu ne seraient pas les mêmes.

Il est également possible que le biais provienne de la représentativité entre les observations et le modèle. D'une part, le modèle simule l'humidité du sol sur une cellule de 360 m x 360 m. Hors, les observations d'humidité du sol à différentes profondeurs provenant des stations hydrométéorologiques sont ponctuelles. Il est également possible que la calibration des sondes ne soit pas adéquate. Une vérification devrait donc être faite. D'autre part, le biais peut également provenir de la méthodologie utilisée pour estimer l'humidité du sol en surface à l'aide de la télédétection radar. La méthodologie semi-empirique se base sur une campagne de mesure sur le terrain qui n'inclue pas toutes les conditions d'humidité du sol et de propriétés du sol présentes sur le bassin lors des assimilations.

L'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm ne présentant pas de biais, les critères de validation ainsi que le DFS peuvent être calculés. Les critères de validation (tableau 5.14) montrent que l'erreur de prévision a priori du modèle ($\mathbf{HBH}^T$) est légèrement plus faible que l'erreur de prévision a posteriori du modèle $\langle \mathbf{d}_b^a \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$ lors de l'assimilation d'observations d'humidité du sol à 45 cm. Une plus grande incertitude sur les caractéristiques du sol est probablement nécessaire.

Tableau 5.14 Critères de validation des statistiques d'erreur :
assimilation de toutes les observations d'humidité du sol à 45 cm

$\mathbf{HBH^T+R}$	$\langle \mathbf{d_b^o d_b^{oT}} \rangle$	$\mathbf{HBH^T}$	$\langle \mathbf{d_b^a d_b^{oT}} \rangle$	$\mathbf{R}$	$\langle \mathbf{d_a^o d_b^{oT}} \rangle$
2005P (20 avril – 20 juillet)					
0,180	0,198	0,039	0,063	0,141	0,135
2005A (5 août – 5 novembre)					
0,183	0,219	0,042	0,079	0,141	0,140

Le DFS est calculé pour chaque station hydrométéorologique afin de voir si une station a plus d'impact sur l'assimilation qu'une autre (figure 5.19). Le contenu en information des observations d'humidité du sol à 45 cm de la station St-Chrysostome, situé au milieu du bassin versant, est plus important. Un DFS négatif indique une information contradictoire entre les observations. Ainsi, le contenu en information des observations de la station Ste-Clothilde, situé près de la zone de sol organique est contraire aux autres stations. Les variations brusques de porosité entre les deux zones peuvent avoir un impact sur les assimilations et rendent difficile d'extraire de l'information des observations de la station Ste-Clothilde. L'assimilation d'observations de saturation en eau plutôt que l'humidité du sol directement sera à évaluer dans de futures recherches et pourrait éviter ce genre de situation. Aussi, très peu d'information est extraite des observations à la station Russeltown. Enfin, le contenu en information des observations à la période 2005A est plus élevé qu'à la période 2005P.

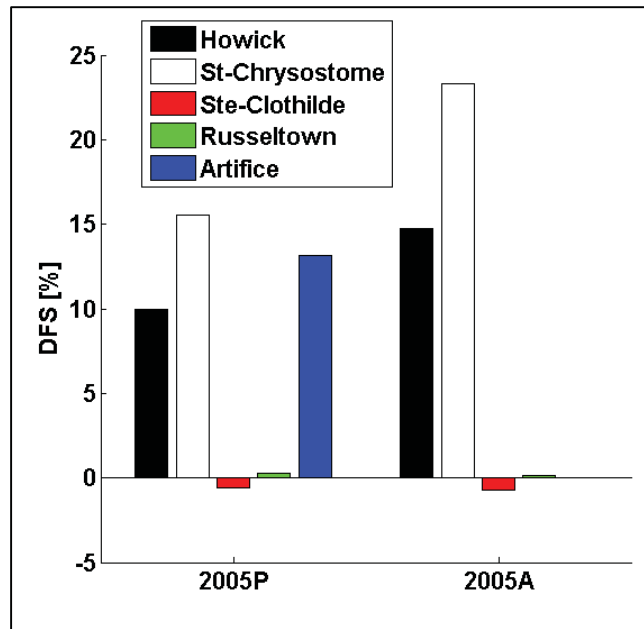


Figure 5.19 DFS lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm.

L'incrément d'analyse ($\mathbf{d}_b^a$) de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm est toujours très faible pour toutes les observations. Ainsi, l'assimilation a très peu d'impact sur la simulation puisque $\mathbf{H}[\mathbf{x}^a] \approx \mathbf{H}[\mathbf{x}^b]$. Les critères de validation (tableau 5.15) de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm montrent que les erreurs a priori ($\mathbf{R}$ et $\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T$) sont plus faibles que les erreurs a posteriori ($\langle \mathbf{d}_b^o \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$ et $\langle \mathbf{d}_b^a \mathbf{d}_b^{oT} \rangle$). L'impact de l'incertitude sur les conditions atmosphériques (C_{ETP} et précipitations) est faible à 90 cm. L'incertitude sur les caractéristiques du sol joue un plus grand rôle à cette profondeur. Par contre, une trop grande incertitude sur les paramètres de van Genuchten tend à faire diverger les simulations du modèle. Une meilleure caractérisation du sol, particulièrement des paramètres de van Genuchten est nécessaire pour l'assimilation optimale d'observations d'humidité du sol à 90 cm.



Tableau 5.15 Critères de validation des statistiques d'erreur :
assimilation de toutes les observations d'humidité du sol à 90 cm

$\text{HBH}^T + \text{R}$	$\langle \text{d}_b^o \text{d}_b^{oT} \rangle$	HBH^T	$\langle \text{d}_b^a \text{d}_b^{oT} \rangle$	R	$\langle \text{d}_a^o \text{d}_b^{oT} \rangle$
2005P (20 avril – 20 juillet)					
0,188	0,369	0,049	0,099	0,139	0,270
2005A (5 août – 5 novembre)					
0,190	0,416	0,051	0,121	0,139	0,295

L'assimilation des observations d'humidité du sol en surface (radar), à 15 cm et 45 cm (stations hydrométéorologiques) entraîne une diminution de la saturation en eau des quatre premières couches pour toutes les périodes puisque le modèle surestime l'humidité du sol (tableau 5.16). Le débit à l'exutoire diminue également, tout comme le flux atmosphérique. Ainsi, l'assimilation tend à diminuer les flux atmosphériques plutôt que les débits en rivière puisque le modèle est plus sensible aux conditions atmosphériques qu'aux paramètres de sol et de rugosité des rigoles et rivières. L'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm ne modifie presque pas les flux atmosphériques, le modèle étant moins sensible aux conditions atmosphériques à cette profondeur. Une augmentation de la somme de l'humidité du sol des 4 premières couches ainsi qu'une diminution de la somme du débit à l'exutoire est alors observée pour l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm. Aussi, pour la période 2005P, l'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface distribuées spatialement à deux moments durant la période (2 images disponibles) a moins d'impact sur la saturation en eau des 4 premières couches de sol que l'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 cm provenant de 5 stations hydrométéorologiques de manière continue dans le temps.

Tableau 5.16 Répartition de l'eau dans le bassin versant : assimilation des observations d'humidité du sol

	Flux atmosphérique total [mm]	Somme du débit à l'exutoire [m³/s]	Moyenne de la saturation en eau des quatre premières couches [%]
2005P (20 avril – 20 juillet)			
Sans AD	132	770	94,8
AD m_v 15	109	503	92,9
AD m_v 45	110	454	92,7
AD m_v 90	130	689	94,9
AD Radar	120	523	94,1
AD Radar et m_v 15	108	482	93,8
AD Radar et m_v 45	115	556	94,4
2005A (5 août – 5 novembre)			
Sans AD	192	922	92,8
AD m_v 15	166	683	92,4
AD m_v 45	164	739	92,2
AD m_v 90	193	883	93,7
AD Toutes les profondeurs	185	862	93,0
2007P (5 mai – 5 août)			
Sans AD	81	445	99,0
AD m_v 45	69	212	97,4
AD m_v 90	76	282	99,5
2007A (5 août – 5 novembre)			
Sans AD	122	516	95,4
AD Radar	109	406	95,0
2008P (15 avril – 27 août)			
Sans AD	290	2280	98,6
AD Radar	256	1665	94,4

Les biais entre les simulations du modèle et les observations permettent d'évaluer l'impact de chaque assimilation sur l'humidité du sol des différentes couches (tableau 5.17 et 5.18).

Tableau 5.17 Biais (simulation – observation) entre les observations d’humidité du sol à 15 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations avec assimilation des observations d’humidité du sol

Stations	L’artifice	St-Chrysostome	Ste-Clothilde	Howick	Russeltown
2005P (20 avril – 20 juillet)					
Sans AD	0,267	0,215	0,135	0,269	0,356
AD m_v 15	0,152	0,076	0,173	0,256	0,328
AD m_v 45	0,171	0,013	0,170	0,191	0,292
AD m_v 90	0,258	0,189	0,195	0,284	0,352
AD Radar	0,224	0,157	0,161	0,285	0,325
AD Radar et m_v 15	0,215	0,142	0,158	0,274	0,332
AD Radar et m_v 45	0,229	0,164	0,176	0,276	0,334
2005A (5 août – 5 novembre)					
Sans AD		0,101	0,118	0,133	0,312
AD m_v 15		0,074	0,152	0,088	0,277
AD m_v 45		0,035	0,147	0,092	0,232
AD m_v 90		0,147	0,172	0,134	0,343
AD Toutes les profondeurs		0,091	0,164	0,108	0,328

La station Ste-Clothilde semble réagir différemment des autres stations. En effet, alors que les biais entre les simulations du modèle et les observations à 15 cm diminuent lors de l’assimilation des observations d’humidité du sol pour les autres stations, il augmente pour la station Ste-Clothilde. D’ailleurs, le DFS de cette station lors de l’assimilation des observations d’humidité du sol à 45 cm est négatif (figure 5.19), donc le contenu en information est contraire aux autres stations. Cette station est située à la frontière de la zone organique et semble affectée par le changement important de porosité entre les deux zones. L’assimilation des observations d’humidité du sol à 45 cm diminue de manière plus importante le biais entre les simulations du modèle et les observations autant à 15 cm qu’à 45 cm que n’importe quelle autre assimilation. Rappelons que les innovations de l’humidité du sol à 45 cm ne présentent pas de biais, et que l’assimilation est pratiquement optimale. Aussi, l’assimilation des observations d’humidité du sol d’une seule station hydrométéorologique (Howick) à la période 2007P diminue le biais à cette station. En général, l’assimilation des observations d’humidité du sol à 15 cm améliore également les biais obtenus. L’impact de cette assimilation est plus important pour les simulations d’humidité du sol à 15 cm qu’à 45

cm. Aussi, l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm a très peu d'impact sur les simulations d'humidité du sol, et ce même à 90 cm. Il est probable que l'erreur de prévision à 90 cm soit trop faible, et que très peu d'information ne soit extraite des observations.

Tableau 5.18 Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 45 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations avec assimilation des observations d'humidité du sol

Stations	L'artifice	St-Chrysostome	Ste-Clothilde	Howick	Russeltown
2005P (20 avril – 20 juillet)					
Sans AD	0,084	0,173	-0,045	0,086	0,245
AD m_v 15	0,023	0,052	0,009	0,082	0,229
AD m_v 45	0,011	0,104	0,005	0,046	0,164
AD m_v 90	0,083	0,169	-0,053	0,089	0,242
AD Radar	0,077	0,156	-0,022	0,089	0,233
AD Radar et m_v 15	0,071	0,108	-0,023	0,088	0,228
AD Radar et m_v 45	0,079	0,161	0,018	0,089	0,236
2005A (5 août – 5 novembre)					
Sans AD		0,059	-0,025	0,095	0,225
AD m_v 15		0,040	0,027	0,060	0,207
AD m_v 45		-0,015	0,016	0,048	0,156
AD m_v 90		0,079	0,072	0,089	0,239
AD Toutes les profondeurs		0,041	0,050	0,068	0,236
2007P (5 mai – 5 août)					
Sans AD				0,276	
AD m_v 45				0,216	
AD m_v 90				0,276	

L'assimilation des observations d'humidité du sol en surface (spatialisées) provenant des deux images radar diminue également les biais entre les simulations et les observations à 15 et 45 cm, mais dans une moindre mesure que lors de l'assimilation continue dans le temps des observations d'humidité du sol à 15 ou 45 cm provenant des cinq stations hydrométéorologiques (ponctuelles). Il n'est, par contre, pas possible de déterminer si l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface (spatialisées) provenant des neuf images radar à la période 2008P diminue davantage le biais que l'assimilation d'observations

d'humidité du sol à 15 et 45 cm (ponctuelles mais continu temporellement) puisque les stations hydrométéorologiques n'étaient plus en fonction en 2008.

En combinant des observations d'humidité du sol en surface (radar) et d'humidité du sol à 15 cm (stations hydrométéorologiques), les biais sont améliorés par rapport à l'assimilation seule d'observations radar, mais détériorés par rapport à l'assimilation seule d'humidité du sol à 15 cm. La combinaison des observations d'humidité du sol en surface (radar) et d'humidité du sol à 45 cm (stations hydrométéorologiques) n'améliore pas non plus les biais. Rappelons que seulement deux images ont été assimilées, soit les 10 et 16 mai 2005. Ainsi, il est possible que l'information extraite des deux types d'observations d'humidité du sol (surface-radar et profondeur-station) soit contraire. L'étude du DFS lorsque le biais sera corrigé permettra d'analyser l'information extraite de ces deux sources d'observations et pourra faire l'objet de recherches futures.

La figure 5.20 présente des exemples d'évolution de l'humidité du sol pour les quatre premières couches de sol lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques. Ainsi, l'assimilation d'observations d'humidité du sol à différentes profondeurs a un impact sur les simulations de l'humidité du sol en surface. Alors que l'assimilation d'observations d'humidité du sol à 15 et 45 cm diminue l'humidité du sol en surface (figure 5.20a et 5.20b), l'assimilation d'observations d'humidité du sol à 90 cm augmente l'humidité du sol en surface (figure 5.20c). L'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 cm et 45 cm diminue les flux atmosphériques et a ainsi un impact sur les simulations d'humidité du sol en surface, alors que l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm a très peu d'impact sur les flux atmosphériques (tableau 5.16). Par contre, l'assimilation d'observations d'humidité du sol à différentes profondeurs n'a pas d'impact sur les simulations d'humidité du sol à 90 cm. D'une part, l'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 cm ou 45 cm affecte principalement les flux atmosphériques. Ainsi, l'impact est important en surface et négligeable à 90 cm de profondeur. D'autre part, très peu d'information est extraite lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm, les simulations changent donc peu.

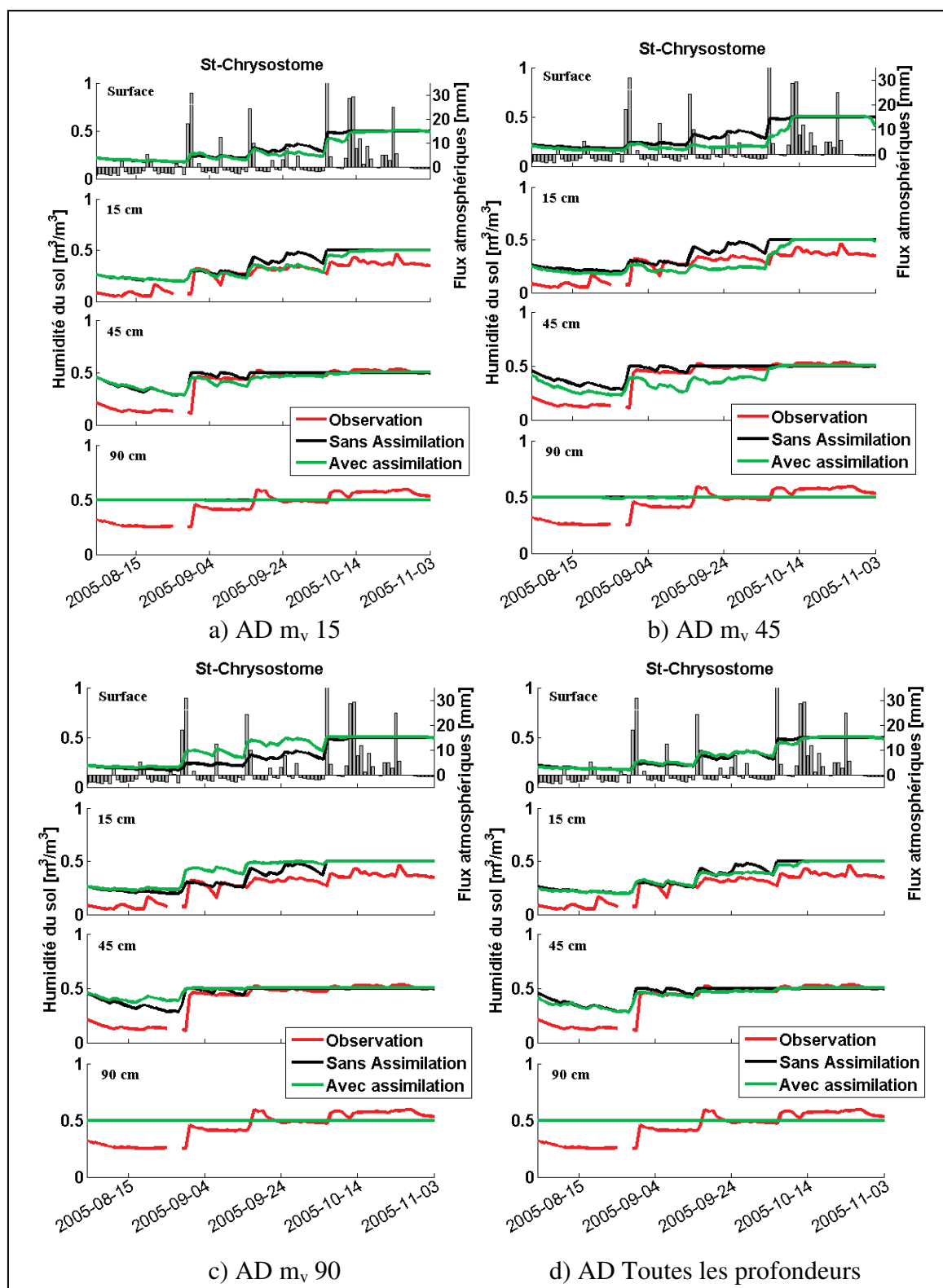


Figure 5.20 Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol a) à 15 cm, b) à 45 cm, c) à 90 cm, d) toutes les profondeurs, pour la période 2005A.

L'effet de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 et 45 cm étant contraire à celui de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm, l'assimilation de toutes les observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques modifie très peu les simulations d'humidité du sol à toutes les profondeurs (figure 5.20d).

L'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar du 10 et 16 mai 2005 (figure 5.21a) diminue l'humidité du sol simulé en surface au moment de l'assimilation et jusqu'au milieu du mois de juin. À ce moment, une importante précipitation sature l'humidité du sol, et l'impact de l'assimilation est alors très faible. L'impact sur les simulations de l'humidité du sol à 15 cm se fait sentir quelques jours après l'assimilation et jusqu'à la période de fortes précipitations. Les simulations d'humidité du sol à 45 cm sont affectées par l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface seulement trois semaines après l'assimilation. L'assimilation des observations d'humidité du sol en surface n'a aucun impact sur les simulations d'humidité du sol à 90 cm. Pour la période 2008P (figure 5.21b), où les observations provenant de neuf images radar ont été assimilées, l'humidité du sol en surface est plus faible pour l'ensemble de la simulation. Il n'y a pas de période, comme au printemps 2005, où l'humidité du sol en surface atteint l'état de saturation. L'impact de l'assimilation sur les simulations d'humidité du sol à 45 cm se fait sentir beaucoup plus tôt que pour la période 2005P où seulement deux images sont assimilées. Enfin, l'assimilation a également un faible impact sur les simulations d'humidité du sol à 90 cm après un mois, soit après que les observations provenant de 8 images radar ait été assimilées.

Lorsque des observations d'humidité du sol en surface sont assimilées en même temps que les observations d'humidité du sol à 15 cm ou 45 cm (figure 5.22), l'impact de l'assimilation est similaire à la simulation lorsque seules les observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar sont assimilées. Ainsi, l'humidité du sol en surface semble avoir un impact plus important sur les simulations d'humidité du sol lors de l'assimilation. L'analyse des DFS, lorsque le biais entre le modèle et les observations sera corrigé, permettra de confirmer cette observation. Cette analyse pourra faire l'objet d'une future recherche. Par

contre, l'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface spatialisées à seulement deux moments (deux images) a moins d'impact sur les simulations que l'assimilation continue d'observations d'humidité du sol à 15 ou 45 cm provenant de cinq stations hydrométéorologiques. L'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface spatialisée à plusieurs moments, par exemple neuf à la période 2008P, est donc nécessaire.

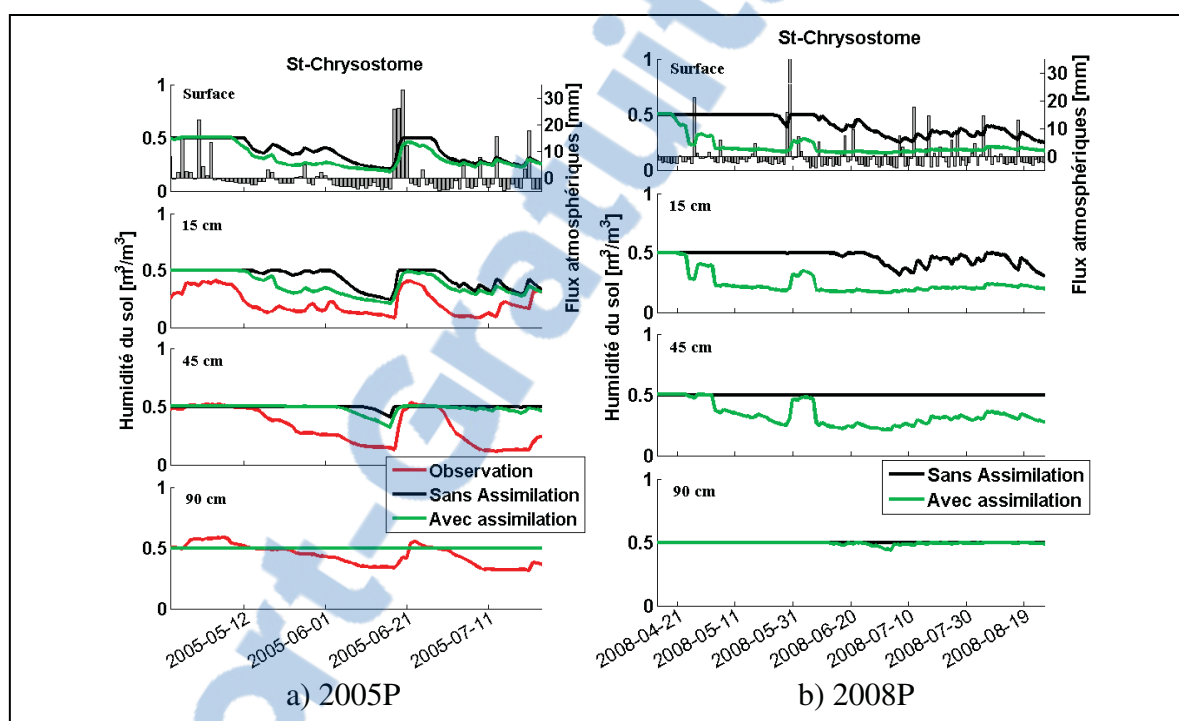


Figure 5.21 Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors de l'assimilation des observations d'humidité du en surface (radar) pour la période a) 2005P et b) 2008P.

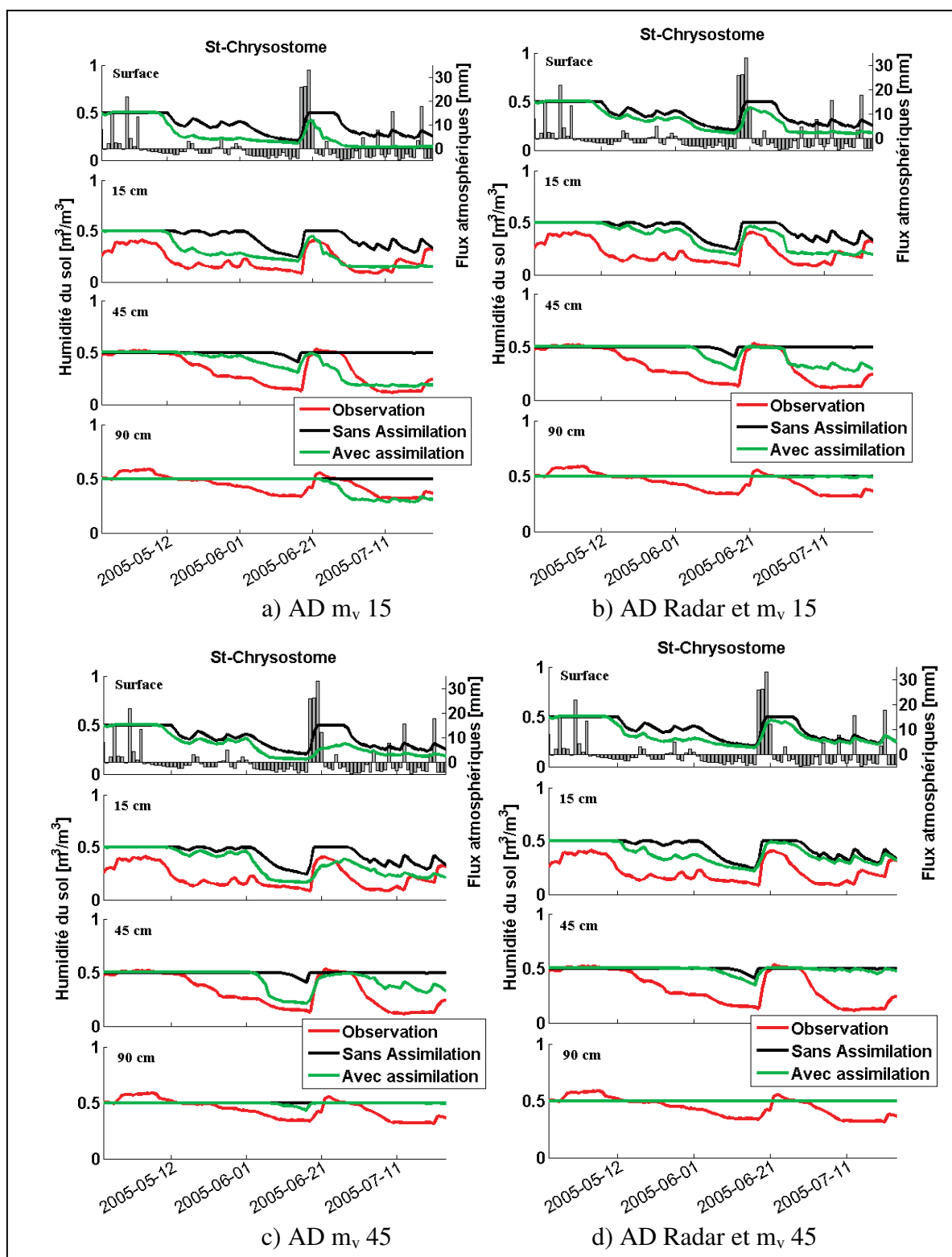


Figure 5.22 Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors de l'assimilation a) AD m_v 15, b) AD Radar et m_v 15, c) AD m_v 45, d) AD Radar et m_v 15 à la période 2005P.

L'assimilation des observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques diminue l'humidité du sol en surface, à 15 cm et à 45 cm sur l'ensemble du bassin versant (figure 5.23). Comme lors de l'assimilation des observations de débit (figure 5.14), l'humidité du sol de la zone 3 (figure 3.2), caractérisée par une nappe libre, change peu, de même que l'humidité du sol à 90 cm. Les variations sont plus importantes en surface et à 15 cm, même si les observations assimilées sont situées autant à 15 cm qu'à 45 cm. En général, lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol, les flux atmosphériques sont diminués (plus d'évapotranspiration et moins de précipitations). L'impact de cette modification se fera plus sentir d'abord en surface, puis à 15 cm et à 45 cm.

L'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm provenant d'une seule station (Howick) à la période 2007P a un impact similaire sur l'ensemble du bassin versant que l'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm provenant des cinq stations à la période 2005P (figure 5.24). Ainsi, l'installation d'une seule station mesurant l'humidité du sol à différentes profondeurs sur un bassin versant n'ayant pas de stations hydrométéorologiques permettrait d'assimiler des observations d'humidité du sol et d'avoir un impact sur l'ensemble du bassin.

L'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant de neuf images radar diminue également l'humidité du sol dans les trois premières couches du sol (figure 5.25). Les variations d'humidité du sol en surface et à 15 cm sont plus importantes dans la partie de sol organique du bassin versant, alors que peu de variations dans cette zone sont observées à 45 cm. La forte porosité du sol dans la zone organique permet une plus grande variation de l'humidité du sol en surface et à 15 cm. Cette plus forte variation de l'humidité du sol en surface et à 15 cm se traduit par une plus faible variation de l'humidité du sol à 45 cm. De faibles variations sont également observées dans la zone 3, caractérisé par une nappe libre.

Par contre, peu de variation sont observées lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant des deux images radar à la période 2005P (figure 5.26).

L'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface a donc une portée temporelle limitée, et les observations provenant de plusieurs images radar sont nécessaires.

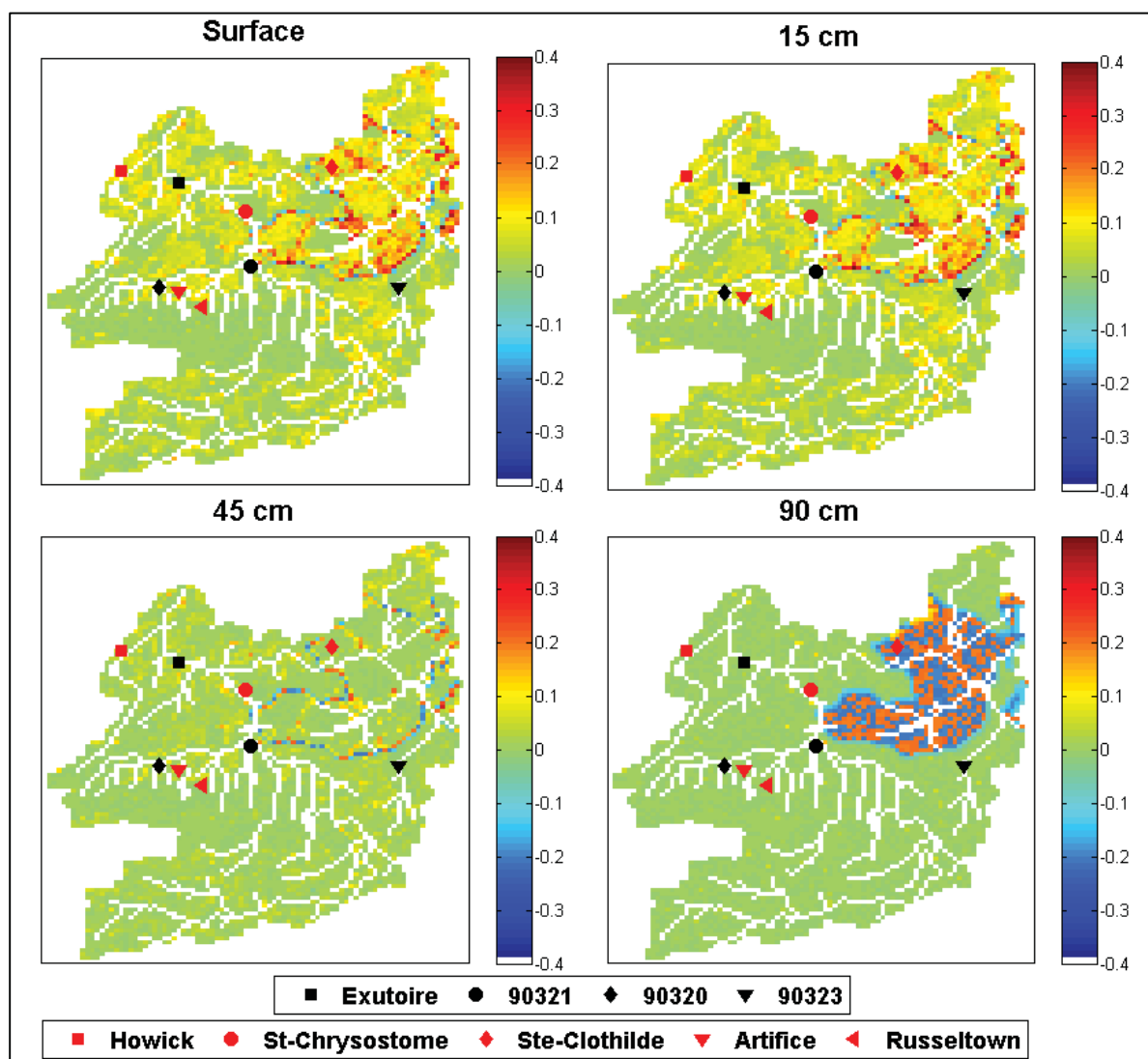


Figure 5.23 Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm de la période 2005P pour chacune des quatre premières couches de sol.

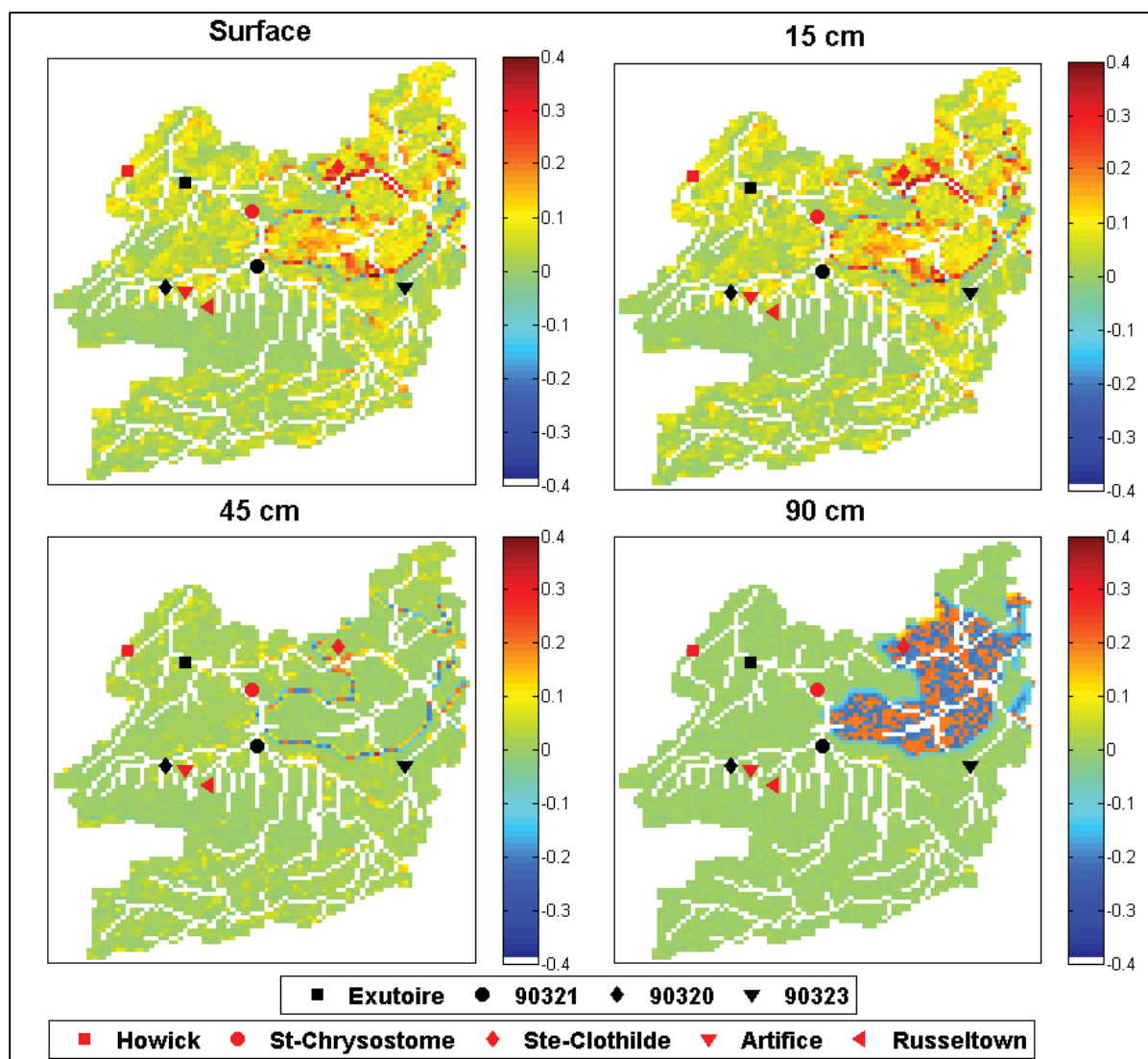


Figure 5.24 Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm de la période 2007P pour chacune des quatre premières couches de sol.

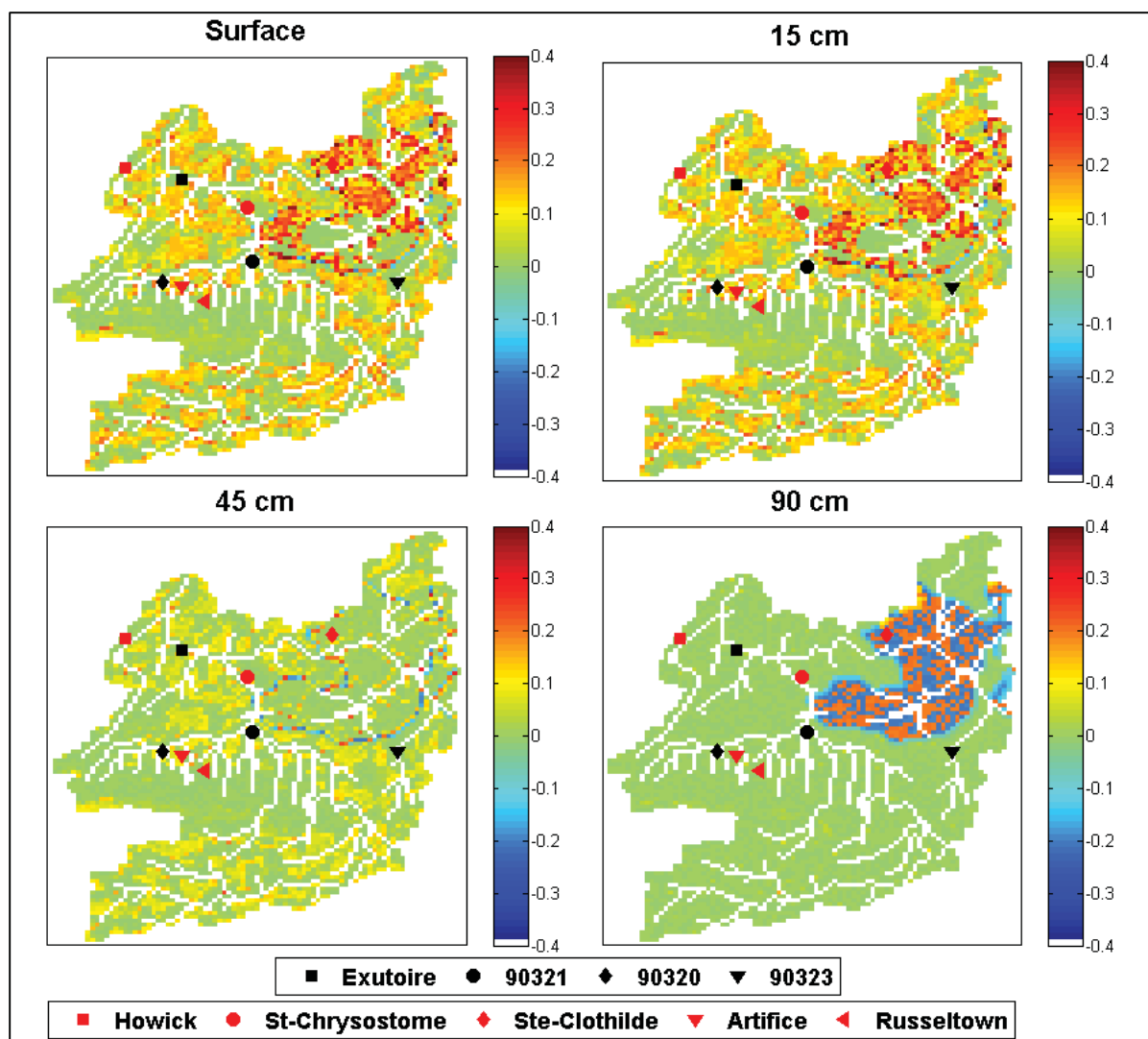


Figure 5.25 Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol en surface (radar) de la période 2008P pour chacune des quatre premières couches de sol.

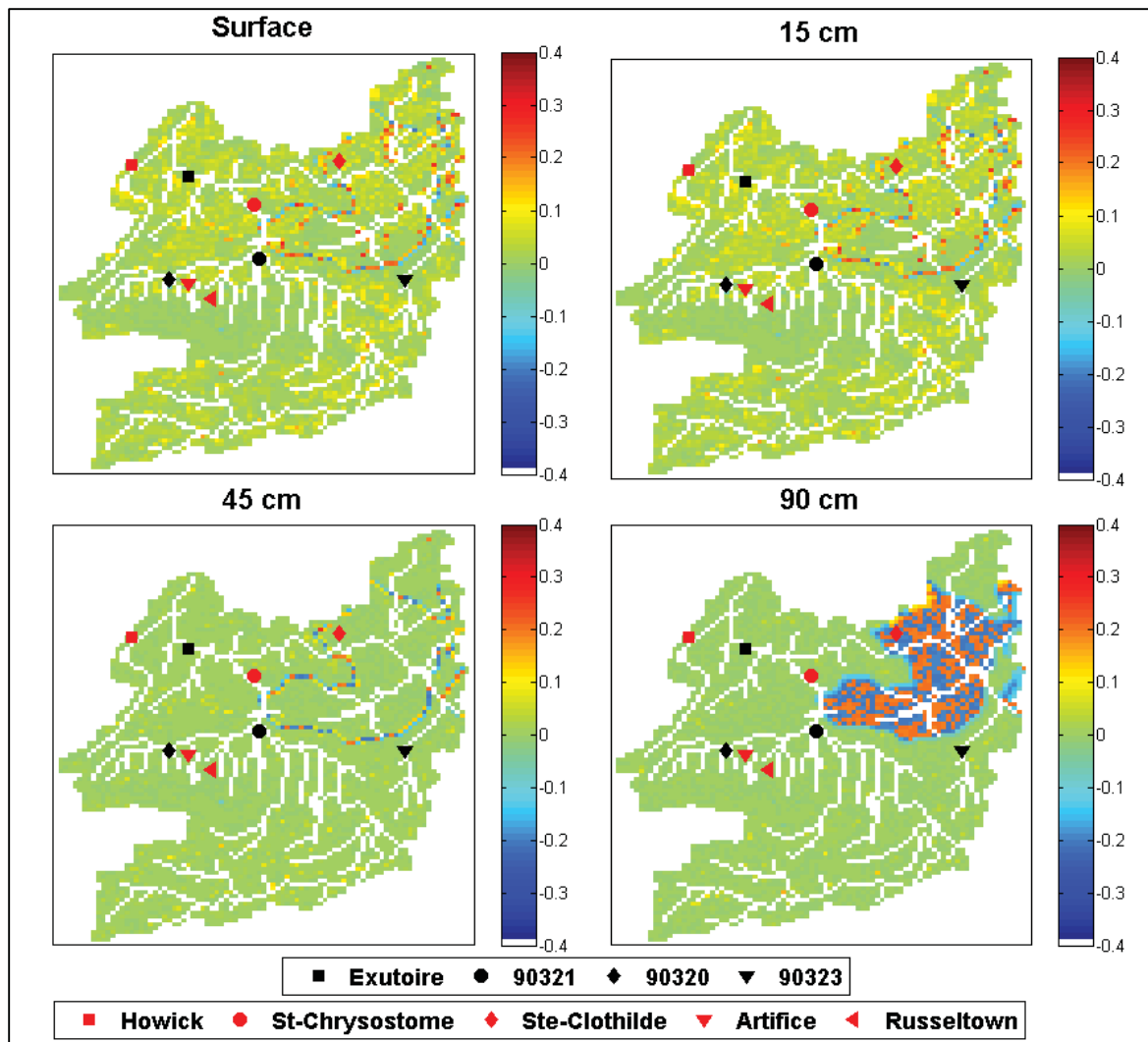


Figure 5.26 Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol en surface (radar) de la période 2005P pour chacune des quatre premières couches de sol.

L'assimilation des observations d'humidité du sol tend à faire diminuer le débit en rivière puisque les flux atmosphériques sont diminués. Globalement, les critères de Nash sont diminués par rapport à la simulation sans assimilation pour l'ensemble des débits (tableau 5.19). Ainsi, l'assimilation des observations d'humidité du sol améliore les simulations d'humidité du sol, mais détériore les simulations de débits.

Tableau 5.19 Critère de Nash sur les observations de débits : assimilation des observations d'humidité du sol

	Exutoire	30921	30920	30923
2005P (20 avril – 20 juillet)				
Sans AD	0,888			
AD m_v 15	0,724			
AD m_v 45	0,477			
AD m_v 90	0,818			
AD Radar	0,817			
AD Radar et m_v 15	0,701			
AD Radar et m_v 45	0,752			
2005A (5 août – 5 novembre)				
Sans AD	0,909	0,490	0,427	0,581
AD m_v 15	0,846	0,385	0,322	0,477
AD m_v 45	0,880	0,450	0,394	0,527
AD m_v 90	0,843	0,493	0,425	0,606
AD Toutes les profondeurs	0,898	0,460	0,407	0,582
2007P (5 mai – 5 août)				
Sans AD	0,719	0,466	0,428	0,067
AD m_v 45	0,287	0,647	0,098	-0,084
AD m_v 90	0,443	0,587	0,171	-0,039
2007A (5 août – 5 novembre)				
Sans AD	0,824	0,713	-1,945	0,339
AD Radar	0,537	0,533	-0,908	0,084
2008P (15 avril – 27 août)				
Sans AD	0,823	0,810	0,899	0,760
AD Radar	0,787	0,821	0,830	0,717

5.4.3 Assimilation des observations de débit et d'humidité du sol

L'assimilation des observations de débits améliore les simulations de débit, mais détériore les simulations d'humidité du sol. Inversement, l'assimilation des observations d'humidité du sol améliore les simulations d'humidité du sol, mais détériore celle de débits. L'assimilation combinée d'observations de débits et d'humidité du sol est donc analysée. Les observations de débit à l'exutoire sont assimilés en même temps que les observations d'humidité du sol à 15 et 45 cm pour les périodes 2005P et 2005A. Aussi, les observations de débit à l'exutoire et

d'humidité du sol en surface provenant de la télédétection radar sont assimilées pour les périodes 2005P, 2007A et 2008P. Pour la période 2005P, il est également possible d'assimiler les observations de débit à l'exutoire, les observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques (15 et 45 cm) ainsi que les observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar.

Les innovations et résidus d'analyse des observations de débit à l'exutoire des assimilations combinées sont comparés à ceux des assimilations des observations de débit à l'exutoire uniquement afin de voir l'apport de l'assimilation des observations d'humidité du sol sur le débit à l'exutoire (figures 5.27, 5.28).

En général, l'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 ou 45 cm en plus des observations de débits à exutoire n'augmente pas les innovations par rapport à l'assimilation seule des observations de débit à l'exutoire. Une innovation négative indique que le débit observé est plus faible que celui simulé. L'assimilation des observations d'humidité du sol tend à diminuer l'humidité du sol puisque les observations d'humidité du sol sont toujours plus faibles que les valeurs simulées par le modèle (discuté plus haut). Cette diminution de l'humidité du sol tend à diminuer également le débit à l'exutoire. Ainsi, lors de l'assimilation combinée, l'écart entre la prévision et l'observation est réduite lorsque l'innovation est négative. L'écart reste le même lorsque l'innovation est positive.

Le même effet est observé lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar. En général, l'écart entre la prévision et le modèle est réduit lorsque les innovations sont négatives, mais augmente ici lorsque les innovations sont positives. Cet effet est dû au biais entre les observations d'humidité du sol en surface et la prévision du modèle. Peu d'impacts sont observés lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant des images du 6 et 13 juillet, où seulement 31 et 8 points respectivement sont assimilés (chapitre 4).

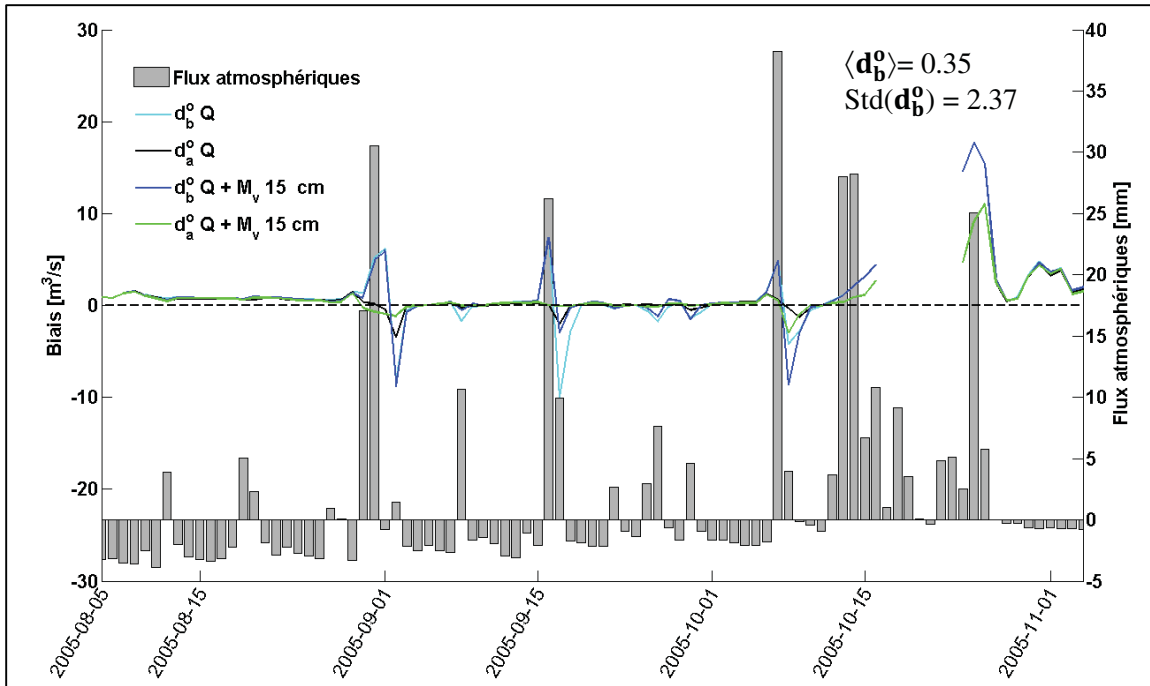


Figure 5.27 Innovations et résidus d'analyse lors de l'assimilation des observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol à 15 cm, période 2005A.

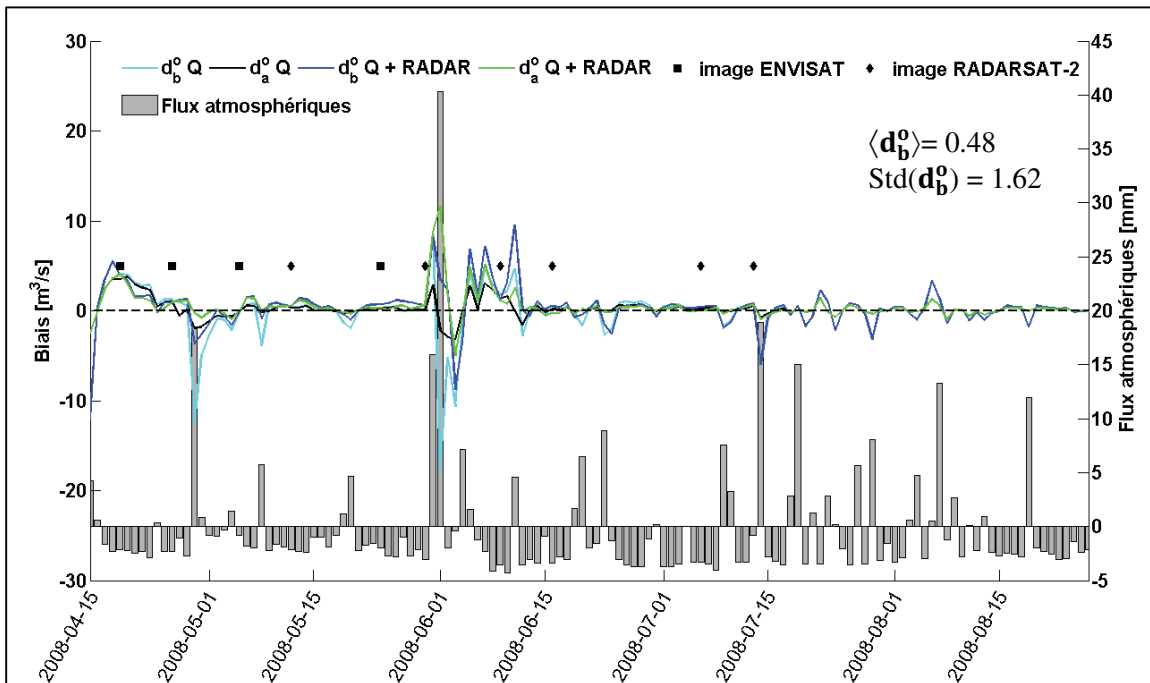


Figure 5.28 Innovations et résidus d'analyse, assimilation des observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol en surface, période 2008P.

L'écart entre la prévision du modèle et les observations d'humidité du sol lors des assimilations d'observations d'humidité du sol à 15 cm provenant des stations hydrométéorologiques ainsi que d'observations d'humidité du sol en surface (radar) révèlent toujours un biais. Ce biais est très similaire à celui observé lors de l'assimilation d'observation d'humidité du sol uniquement. Lors de l'assimilation combinée d'observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol à 45 cm, les innovations des observations d'humidité du sol à 45 cm ne présentent pas de biais entre les prévisions et les observations. Les innovations sont similaires à celle lors de l'assimilation uniquement des observations d'humidité du sol à 45 cm. Ainsi, l'assimilation des observations de débit en plus de celle d'humidité du sol ne dégrade pas les prévisions du modèle par rapport à l'assimilation seule d'observations d'humidité du sol, mais elle n'améliore pas non plus la prévision.

Le DFS des observations de débit est calculé pour chaque assimilation afin de comparer le contenu en information extrait lors des assimilations (figure 5.29).

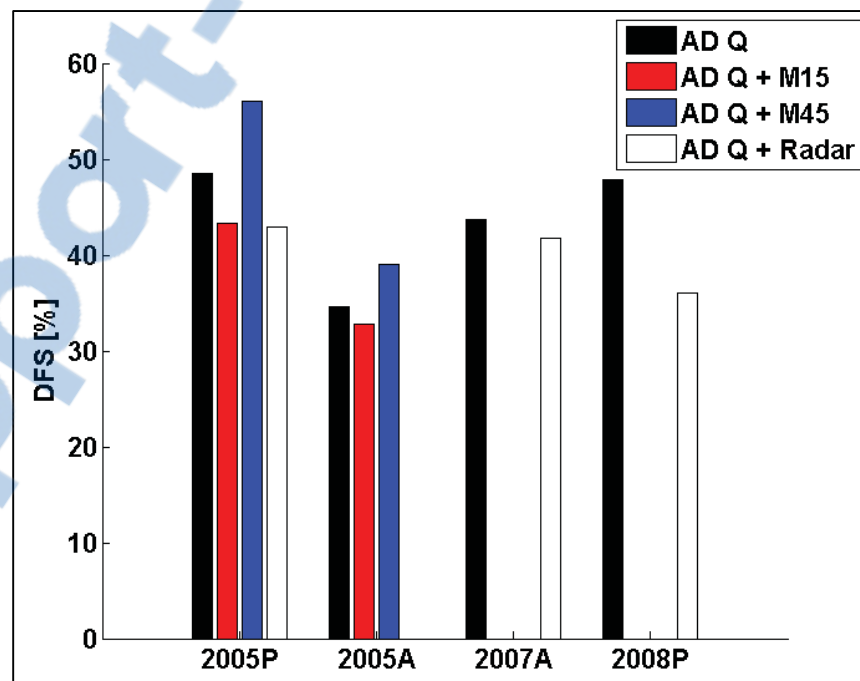


Figure 5.29 Comparaison du DFS des observations de débit.

En général, lorsque des observations de débit sont assimilées en même temps que des observations d'humidité du sol en surface et à 15 cm, le contenu en information extrait des observations de débit diminue, alors qu'il augmente lorsque les observations de débit sont assimilées avec des observations d'humidité du sol à 45 cm. Les DFS peuvent être calculés pour les observations d'humidité du sol à 45 cm puisqu'elles ne présentent pas de biais entre la prévision et les observations. L'ensemble des DFS obtenus sont négatifs. Ce qui veut dire qu'en général, l'effet des observations de débit est contraire à celle de l'humidité du sol à 45 cm.

Lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 15 ou à 45 cm en plus de celles du débit à l'exutoire la somme du débit à l'exutoire augmente alors que la moyenne de la saturation en eau des quatre premières couches de sol diminue (tableau 5.20). Ainsi, lors de ces assimilations, de l'eau provenant des quatre premières couches de sol contribue à l'augmentation du débit en rivière. Les critères de Nash obtenus pour ces assimilations (tableau 5.21) sont également supérieurs à ceux obtenus lors de l'assimilation seule d'observations de débit à l'exutoire ou d'humidité du sol. Ainsi, l'assimilation d'observations d'humidité du sol à 15 ou 45 cm continues dans le temps mais ponctuelles (cinq stations) en plus des observations de débit à l'exutoire améliore les simulations de débits par rapport à l'assimilation seule d'observations de débits à l'exutoire de manière continue dans le temps. Par contre, elle détériore les simulations d'humidité du sol par rapport à l'assimilation seule des observations d'humidité du sol à 15 ou 45 cm.

Pour les périodes 2005P et 2007A, l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface en plus de celle de débit, a eu peu d'impact sur la répartition de l'eau dans le bassin (tableau 5.20). La répartition de l'eau étant très similaire à celle lors de l'assimilation des observations de débit à l'exutoire uniquement (5.9). Aussi, peu de variations sont observées sur les valeurs de critères de Nash (tableau 5.21) par rapport à ceux obtenus lors de l'assimilation des observations de débit à l'exutoire (tableau 5.11). Pour ces deux périodes, seulement deux images sont assimilées, alors que les observations de débit à l'exutoire sont assimilées à chaque jour. De même l'assimilation des observations d'humidité du sol en

surface en plus de celle de débits à l'exutoire et d'humidité du sol à 15 ou 45 cm a eu peu d'impact sur la répartition de l'eau dans le bassin (tableau 5.20) et sur les critères de Nash (tableau 5.21). Les simulations sont similaires à celles assimilant les observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol à 15 ou 45 cm.

Tableau 5.20 Répartition de l'eau dans le bassin versant : assimilation combinée d'observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol

	Flux atmosphérique total [mm]	Somme du débit à l'exutoire [m ³ /s]	Moyenne de la saturation en eau des quatre premières couches [%]
2005P (20 avril – 20 juillet)			
Sans AD	132	770	94,8
AD Débit et m_v 15	132	830	93,8
AD Débit et m_v 45	136	860	94,7
AD Débit et Radar	148	919	95,3
AD Débit, Radar et m_v 15	138	902	93,5
AD Débit, Radar et m_v 45	142	904	94,8
2005A (5 août – 5 novembre)			
Sans AD	192	922	92,8
AD Débit et m_v 15	186	932	91,5
AD Débit et m_v 45	185	957	91,1
AD Débit et m_v 15 et m_v 45	185	946	90,9
2007A (5 août – 5 novembre)			
Sans AD	122	516	95,4
AD Débit et Radar	119	409	96,3
2008P (15 avril – 27 août)			
Sans AD	290	2280	98,6
AD Débit et Radar	260	1869	97,6

Pour la période 2008P, où les observations d'humidité du sol en surface de neuf images sont assimilées en plus des débits à l'exutoire, les flux atmosphériques (tableau 5.21) sont plus faibles que lors de l'assimilation seule des observations d'humidité du sol en surface (tableau 5.16) mais plus élevés que lors de l'assimilation seule des observations de débits à l'exutoire (tableau 5.10). La somme du débit à l'exutoire ainsi que la moyenne de la saturation en eau des 4 premières couches sont entre les valeurs obtenues lors de l'assimilation des

observations de débit à l'exutoire uniquement et lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface uniquement. Les critères de Nash obtenus (tableau 5.21) sont similaires à ceux obtenus lors de l'assimilation seule des observations de débit à l'exutoire (tableau 5.11). Les observations de débit à l'exutoire sont assimilées de manière continue dans le temps, alors que les observations d'humidité du sol en surface sont assimilées à neuf moments. L'impact de l'assimilation des débits à l'exutoire sur les simulations de débits est alors plus important que celui de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface (spatialisées mais à neuf moments).

Tableau 5.21 Critère de Nash sur les observations de débits : assimilation combinée d'observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol

	Exutoire	30921	30920	30923
2005P (20 avril – 20 juillet)				
Sans AD	0,888			
AD Débit et m_v 15	0,924			
AD Débit et m_v 45	0,917			
AD Débit et Radar	0,901			
AD Débit, Radar et m_v 15	0,909			
AD Débit, Radar et m_v 45	0,904			
2005A (5 août – 5 novembre)				
Sans AD	0,909	0,490	0,427	0,581
AD Débit et m_v 15	0,971	0,708	0,599	0,607
AD Débit et m_v 45	0,959	0,708	0,592	0,608
AD Débit et m_v 15 et m_v 45	0,974	0,705	0,596	0,605
2007A (5 août – 5 novembre)				
Sans AD	0,824	0,713	-1,945	0,339
AD Débit et Radar	0,945	0,820	-1,054	0,387
2008P (15 avril – 27 août)				
Sans AD	0,823	0,810	0,899	0,760
AD Débit et Radar	0,872	0,806	0,852	0,754

Les biais entre les observations et les simulations avec assimilation des observations de débit et d'humidité du sol à 15 ou 45 cm sont plus faibles que ceux observés lors de l'assimilation seule des observations de débit à l'exutoire, mais plus élevés que lors de l'assimilation seule des observations d'humidité du sol (tableau 5.22 et 5.23). L'assimilation des observations

d'humidité du sol en surface provenant des deux images satellites à la période 2005P en même temps que l'assimilation d'observations de débit en continu présente des biais identiques aux simulations avec assimilation uniquement des observations de débit à l'exutoire (tableau 5.12). L'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface à plusieurs moments est donc nécessaire afin d'avoir un impact sur les simulations d'humidité du sol. Les biais lors de l'assimilation à la fois des observations d'humidité du sol en surface provenant des deux images radars, des observations d'humidité du sol à 15 cm ou 45 cm en continu, ainsi que des observations de débit en continu (AD débit, Radar et m_v) sont plus élevés que lors de l'assimilation combinée des observations d'humidité du sol à 15 cm ou 45 cm et des observations de débit à l'exutoire (AD débit et m_v). Il est possible que de l'information extraite des observations d'humidité du sol en surface provenant des deux images radar soit contraire à celle des observations d'humidité du sol à 15 cm ou 45 cm. Ainsi, l'impact sur les simulations d'humidité du sol est plus faible.

Tableau 5.22 Biais (simulation – observation) entre les observations d'humidité du sol à 15 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations avec assimilation combinée d'observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol

Stations	L'artifice	St-Chrysostome	Ste-Clothilde	Howick	Russeltown
2005P (20 avril – 20 juillet)					
Sans AD	0,267	0,215	0,135	0,269	0,356
AD Débit et m_v 15	0,169	0,179	0,212	0,258	0,371
AD Débit et m_v 45	0,265	0,148	0,206	0,225	0,388
AD Débit et Radar	0,299	0,239	0,219	0,278	0,390
AD Débit, Radar et m_v 15	0,179	0,190	0,214	0,269	0,371
AD Débit, Radar et m_v 45	0,246	0,141	0,202	0,238	0,366
2005A (5 août – 5 novembre)					
Sans AD		0,101	0,118	0,133	0,312
AD Débit et m_v 15		0,084	0,166	0,093	0,281
AD Débit et m_v 45		0,039	0,153	0,108	0,335
AD Débit, m_v 15 et m_v 45		0,031	0,141	0,100	0,221

Tableau 5.23 Biais (simulation – observation) entre les observations d’humidité du sol à 45 cm [m^3/m^3] provenant des stations hydrométéorologiques et les simulations avec assimilation combinée d’observations du débit à l’exutoire et d’humidité du sol

Stations	L’artifice	St-Chrysostome	Ste-Clothilde	Howick	Russeltown
2005P (20 avril – 20 juillet)					
Sans AD	0,084	0,173	-0,045	0,086	0,245
AD Débit et m_v 15	-0,019	0,149	0,091	-0,019	0,245
AD Débit et m_v 45	0,083	0,115	0,077	0,068	0,245
AD Débit et Radar	0,085	0,175	0,108	0,067	0,245
AD Débit, Radar et m_v 15	-0,018	0,159	0,094	-0,015	0,245
AD Débit, Radar et m_v 45	0,081	0,137	0,078	0,079	0,237
2005A (5 août – 5 novembre)					
Sans AD		0,059	-0,025	0,095	0,225
AD Débit et m_v 15		0,069	0,060	0,089	0,218
AD Débit et m_v 45		-0,015	0,027	0,088	0,204
AD Débit, m_v 15 et m_v 45		0,012	0,014	0,077	0,144

L’évolution temporelle de l’humidité du sol des quatre premières couches de sol de l’assimilation combinée d’observation d’humidité du sol et du débit à l’exutoire (figure 5.30a) est similaire à celle lors de l’assimilation seule des observations d’humidité du sol (figure 5.30b). Par contre, au début de la simulation, où l’écart entre le modèle et les observations est plus grand, l’évolution temporelle de l’humidité du sol est similaire à celle obtenue lors de l’assimilation seule des observations du débit à l’exutoire (figure 5.30c). De même, lorsqu’il y a précipitations, les observations d’humidité du sol ne sont pas assimilées et le modèle tend à augmenter l’humidité du sol en surface à et à 15 cm (par exemple autour du premier septembre 2005) comme lors de l’assimilation seule des observations du débit à l’exutoire.

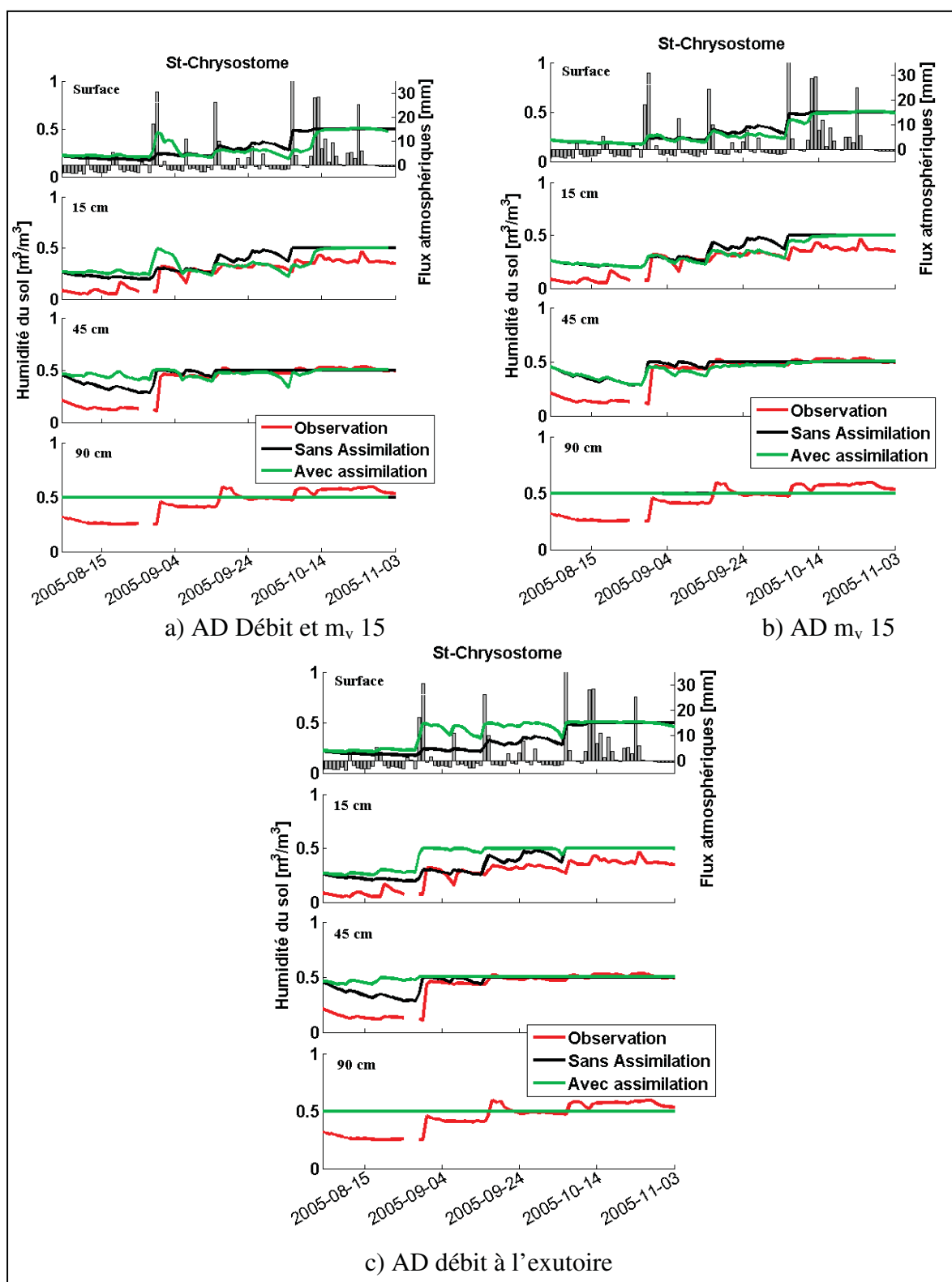


Figure 5.30 Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors des assimilations a) Débit et m_v 15 cm, b) m_v 15 et c) Débit à l'exutoire pour la période 2005A.

Globalement, l'évolution temporelle de l'humidité du sol des quatre premières couches de sol de l'assimilation combiné d'observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol en surface (radar) est similaire à celle de l'assimilation seule d'observations de débit à l'exutoire (figure 5.31a et 5.31c). L'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar a un grand impact sur les simulations d'humidité du sol au moment de l'assimilation (par exemple des observations d'humidité du sol ont été assimilées les 12, 24 et 30 mai). Par contre, après le 20 juin, l'assimilation combinée d'observations d'humidité du sol en surface et d'observations de débit (figure 5.31a) est similaire à celle de l'assimilation uniquement des observations de débits (figure 5.31c), alors que l'impact de l'assimilation uniquement des observations d'humidité du sol en surface (figure 5.31b) est observé jusqu'à la fin de la simulation. Lors de l'assimilation combinée d'observations d'humidité du sol en surface et d'observations de débit, s'il n'y a pas d'observations d'humidité du sol en surface disponible, l'assimilation de l'observations de débit à l'exutoire tend à augmenter l'humidité du sol des quatre premières couches de sol, ce qui réduit l'impact à long terme de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface aux temps précédents.

L'assimilation combinée d'observations d'humidité du sol et de débit à l'exutoire modifie également la distribution spatiale de l'humidité du sol (figure 5.32). En général, la diminution d'humidité du sol est moins importante que lors de l'assimilation seule des observations d'humidité du sol (figure 5.23), et se localise près des rivières. Ainsi, de l'eau provenant des premières couches de sol en bordure des rivières contribue à l'augmentation du débit dans les rivières. De plus, l'assimilation combiné des observations d'humidité du sol et de débits en rivière, augmente l'humidité du sol en surface et à 15 cm dans la portion sud du bassin où la pente est plus importante.

La distribution spatiale des écart d'humidité du sol avec/sans assimilation lors de l'assimilation combinée des observations d'humidité du sol en surface (radar) et de débit à l'exutoire (figure 5.33) est similaire à celle lors de l'assimilation seule d'observations d'humidité du sol en surface (figure 5.25). La valeur des écarts est par contre, plus faible.

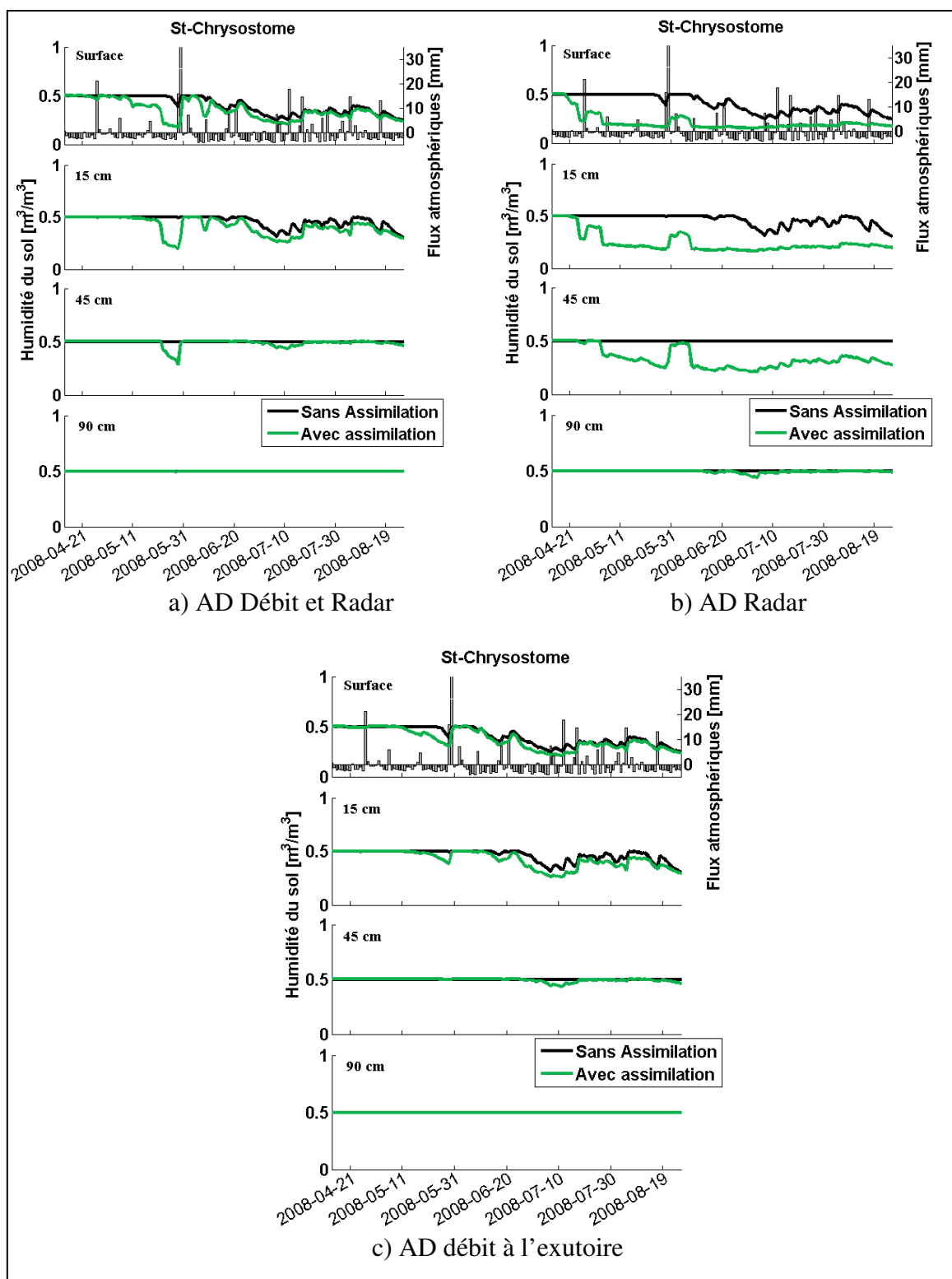


Figure 5.31 Exemple de l'évolution de l'humidité du sol lors de l'assimilation a) Débit et radar, b) Radar et c) Débit à l'exutoire pour la période 2008P.

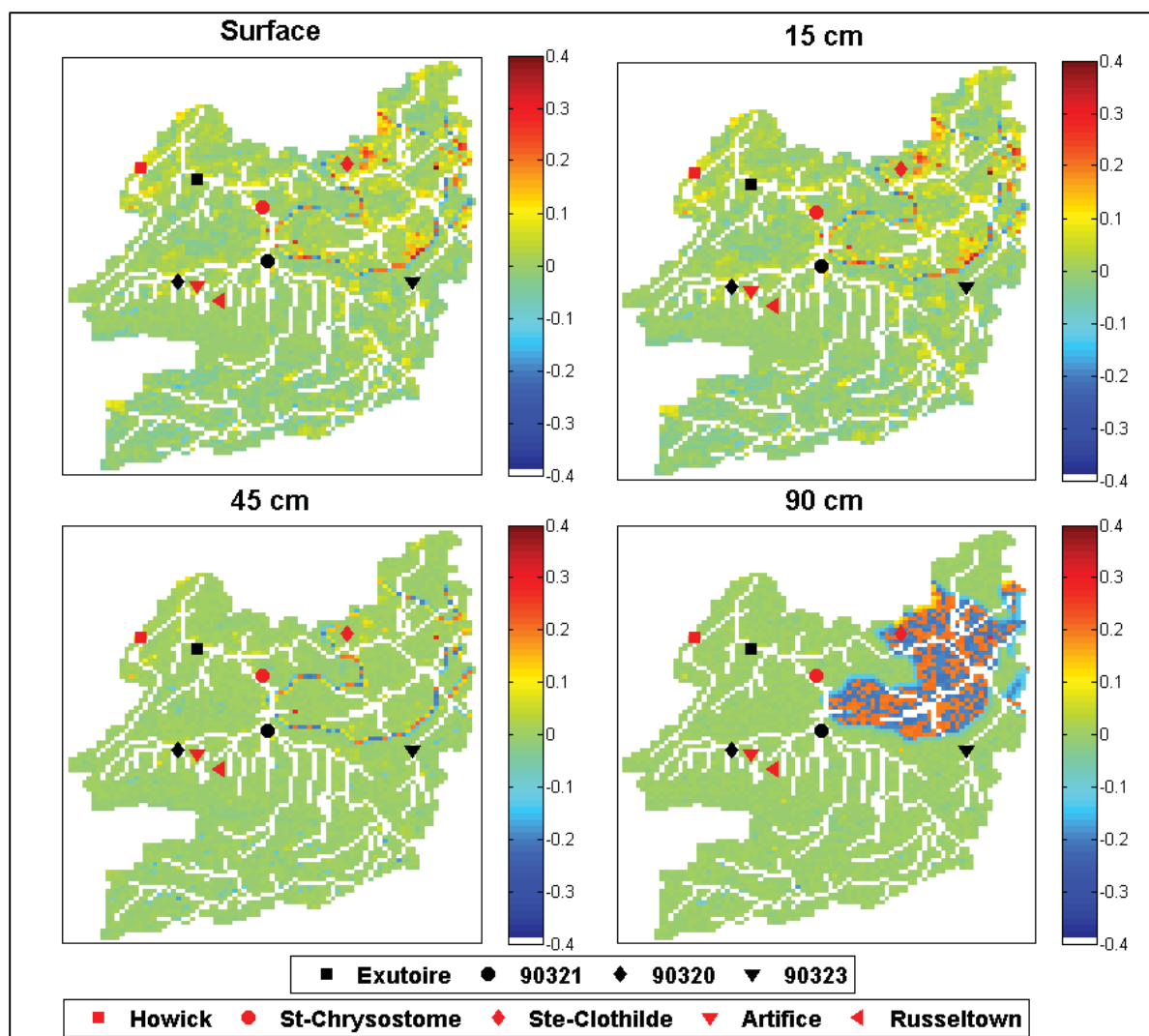


Figure 5.32 Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm et de débit à l'exutoire de la période 2005P pour chacune des quatre premières couches de sol.

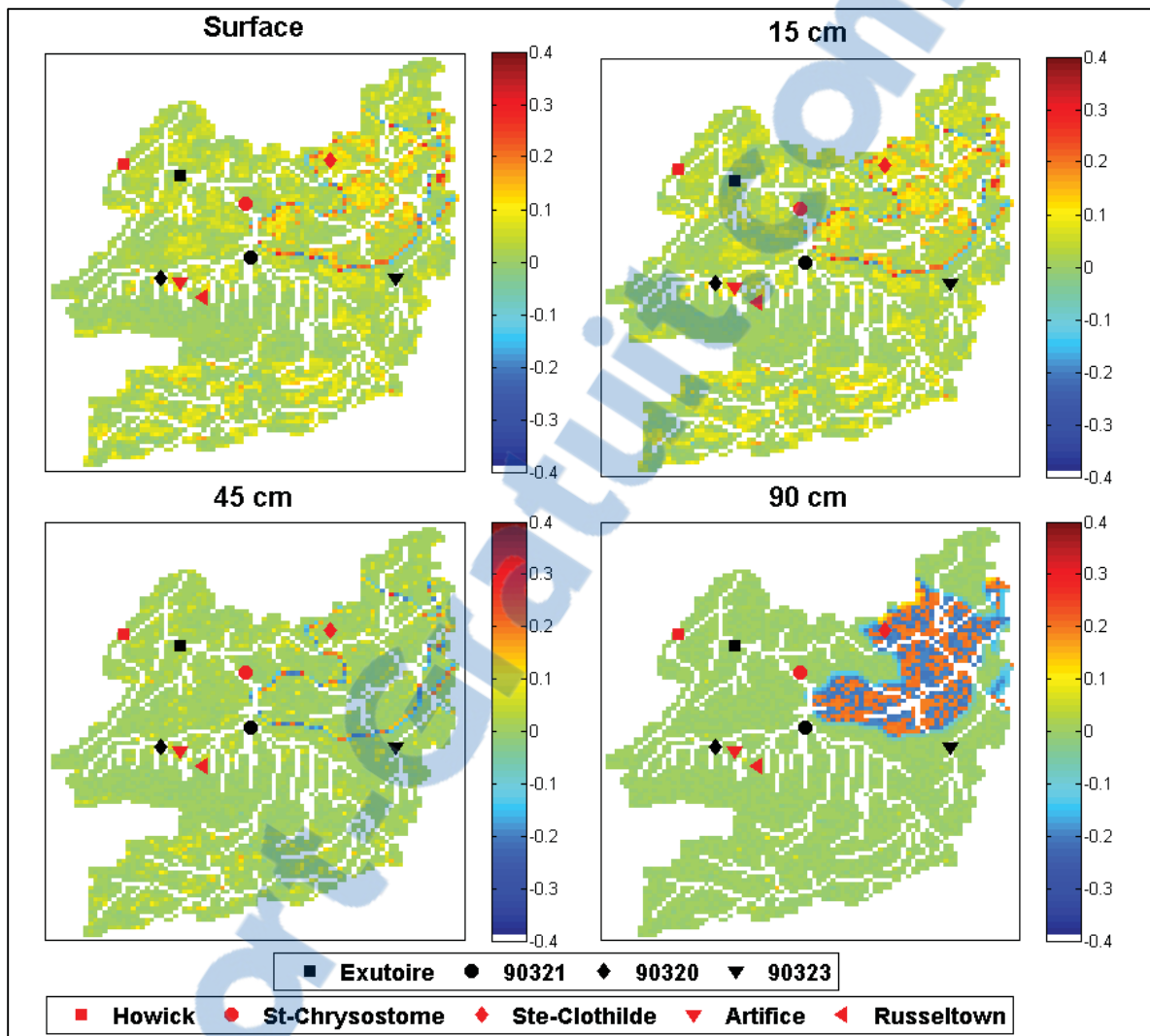


Figure 5.33 Écart d'humidité du sol [m^3/m^3] entre la simulation sans assimilation et la simulation avec assimilation des observations d'humidité du sol en surface (radar) et de débit à l'exutoire de la période 2008P pour chacune des quatre premières couches de sol.

5.5 Conclusion

L'assimilation de différents types d'observations hydrologiques (débit, humidité du sol à différentes profondeurs) a été réalisée pour cinq périodes sur le bassin versant de la rivière des Anglais. Un LHS a été utilisé plutôt qu'une méthode de Monte Carlo pour générer l'ensemble de prévision de modèle afin de réduire le nombre de membres de l'ensemble.

L'assimilation des observations de débits en rivière ne présente pas de biais entre la prévision du modèle et les observations. Il a été possible d'obtenir des statistiques d'erreur (prévision et modèle) optimales. L'erreur observation est alors plus élevée pour les périodes automnales de même lorsque le débit est plus élevé. Ainsi, l'erreur de représentativité est plus élevée pour des débits plus élevés ainsi qu'à l'automne. L'innovation du débit à la station 30923, un faible débit en zone agricole, est très élevée lors de quelques événements pluvieux. L'erreur de prévision a priori du modèle est également plus faible que l'erreur de prévision a posteriori lors de l'assimilation de cette observation. Puisqu'elle est située près de champs agricoles, cette observation de débit peut être affectée par le drainage des champs qui n'est pas tenu compte dans le modèle. L'analyse des innovations a également permis de constater un décalage temporel entre la prévision du modèle et l'observation lors des événements pluvieux. L'assimilation des observations de débit à l'exutoire et des débits en amont permet de corriger ce décalage. Par contre, lors de l'assimilation des observations de tous les débits, de l'information contradictoire entre les différentes observations est parfois extraite lors de ces événements pluvieux, et le décalage est moins bien corrigé. Ainsi, les critères des Nash lors de l'assimilation des observations du débit à l'exutoire sont supérieurs aux critères de Nash lors des assimilations des observations de tous les débits. L'assimilation des observations de débit à l'exutoire améliore autant les critères de Nash du débit à l'exutoire que des débits en amont. La structure du vecteur d'état, qui inclut Q_{in} et Q_{out} , permet à l'assimilation des observations de débit à l'exutoire d'avoir un impact sur les simulations en amont de la rivière. Le critère de Nash du débit à l'exutoire lors des assimilations des observations de débits en amont sont améliorés uniquement si les critères de Nash des débits en amont lors des simulations sans assimilation sont du même ordre de grandeur que celui du débit à l'exutoire. En général, l'assimilation des observations des débits (à l'exutoire et/ou en amont) augmente l'humidité du sol en surface et à 15 cm, ainsi qu'à 45 cm pour les simulations automnales. Spatialement, l'humidité du sol change peu pour la zone représentant la colline de Covey Hill. Les flux atmosphériques (précipitation - évapotranspiration) sont augmentés ou diminués selon que la prévision du modèle est inférieure ou supérieure à l'observation.

Les observations d'humidité du sol ont été assimilées lorsqu'il n'y avait pas de précipitation afin de faire converger le modèle. Un biais est observé entre la prévision du modèle et les observations d'humidité du sol en surface et à 15 cm. Ce biais est observé autant lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques que celles dérivées des images radar. Puisque deux sources d'observation différentes présentent une humidité du sol plus faible que le modèle, il est probable que le modèle surestime l'humidité du sol. Une mauvaise caractérisation des propriétés du sol, la discrétisation temporelle (journalière) des précipitations ainsi que le drainage agricole qui n'est pas simulé dans le modèle peuvent induire ce biais entre les observations et le modèle. Il ne faut pas non plus exclure un biais provenant des observations. Ainsi, des vérifications devraient être faites autant aux sondes ainsi qu'à la méthodologie utilisée pour estimer l'humidité du sol à partir des images radar. La correction de ce biais devra faire l'objet de future recherche. L'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm est pratiquement optimale. Le DFS montre que l'information obtenue à la station de Ste-Clothilde, situé près de la zone organique, est contraire à celles extraites aux autres stations. La variation rapide de porosité entre la zone organique et non organique a une grande influence sur les valeurs d'humidité du sol et peut affecter l'assimilation. En général, l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface, à 15 cm ou 45 cm, diminue les flux atmosphériques afin de diminuer l'humidité du sol, ce qui diminue également les débits. Les critères de Nash sont alors plus faibles que ceux obtenus lors des simulations sans assimilation. L'assimilation des observations à 90 cm a très peu d'impact sur la simulation puisque peu d'information est extraite de ces observations. L'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm provenant d'une seule station à la période 2007P semble avoir un impact similaire sur les simulations d'humidité du sol à l'assimilation des observations d'humidité du sol à 45 cm provenant de cinq stations à la période 2005P. L'impact de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant de deux images radar à la période 2005P se fait sentir jusqu'aux prochaines précipitations. L'assimilation d'observations d'humidité du sol provenant de deux images radar à la période 2005P a moins d'impact sur les simulations d'humidité du sol que l'assimilation d'observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques de manière continue dans le temps. Ainsi,

il semble plus important d'assimiler des observations de manière continue dans le temps (une ou cinq stations ponctuelles par exemple) que des observations spatialisées mais discrètes dans le temps (deux images). Par contre, l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant de neuf images radar à la période 2008P a un impact sur les simulations d'humidité du sol durant toute la durée de la simulation. Il n'est par contre pas possible d'établir si l'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface spatialisées provenant des neuf images radar a plus d'impact que celles de l'assimilation continue des observations d'humidité du sol en profondeurs ponctuelle puisque les stations hydrométéorologiques n'étaient plus disponibles à cette période. Cette question devra faire l'objet de future recherche, de même que l'impact de la fréquence à laquelle sont assimilées les observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar. Puisque la fréquence temporelle de l'assimilation semble importante, il serait intéressant d'envisager l'utilisation d'images radar provenant de différents capteurs radar (ENVISAT-ASAR, RADARSAT-2, TerraSAR-X, ALOS-PALSAR) afin d'augmenter le nombre d'acquisitions. L'arrivée de nouveaux capteurs (SMAP, RADARSAT-Constellation, Sentinel-1, TerraSAR-X tandem) dans les futures années permettra également d'avoir une meilleure fréquence temporelle d'acquisition d'image.

L'assimilation combinée d'observations d'humidité du sol et de débit ne détériore ni les prévisions de débits du modèle ni celles d'humidité du sol. L'analyse des DFS indique, qu'en général, l'information extraite des observations de débits et de celles d'humidité du sol à 45 cm sont contraires. Lors de l'assimilation combinée d'observations de débits à l'exutoire et d'humidité du sol à 15 ou 45 cm, la somme du débit à l'exutoire augmente, alors que la moyenne de la saturation en eau des quatre premières couches de sol diminue. Ainsi, de l'eau contenue dans le sol contribue à augmenter le débit. Les critères de Nash obtenus sont plus élevés que lors de l'assimilation uniquement des observations de débit à l'exutoire ou d'humidité du sol. La distribution spatiale des variations d'humidité du sol change également par rapport à l'assimilation seule des observations de débit ou l'assimilation seule des observations d'humidité du sol. Lors de l'assimilation combinée d'observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol à 15 ou 45 cm, l'humidité du sol diminue aux abords des

cours d'eau et augmente dans la partie sud du bassin où la pente est plus prononcée. Peu de changement sont observés lors de l'assimilation combinée des observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol en surface provenant de deux images radar (période 2005P et 2007P) par rapport à l'assimilation seule des observations de débit à l'exutoire. L'assimilation combinée d'observations de débit à l'exutoire et d'humidité du sol en surface provenant de neuf images radar à la période 2008P présente des critères de Nash similaire à ceux obtenus lors de l'assimilation uniquement des observations de débit à l'exutoire. Les observations de débit à l'exutoire sont assimilées de manière continue dans le temps, alors que celles d'humidité du sol en surface sont assimilées à neuf moments. L'impact de l'assimilation des observations d'humidité du sol en surface au temps t est alors réduit lors de l'assimilation exclusive de l'observation de débit à l'exutoire au temps $t+1$. Par contre, l'humidité du sol simulée lors de cette assimilation est plus faible que celle lors de l'assimilation seule des observations de débit. Ainsi, de bons critères de Nash sont obtenus sans augmenter l'humidité du sol.

CONCLUSION

L'objectif principal de la thèse est d'évaluer le potentiel de l'assimilation d'observations de débit et d'humidité du sol en hydrologie.

Un modèle d'évapotranspiration et un modèle de fonte de neige ont d'abord été intégrés au modèle CATHY afin de simuler les flux atmosphériques à partir des températures maximum et minimum ainsi que des précipitations. Le modèle de Oudin (Oudin *et al.*, 2005) pour l'évapotranspiration ainsi que le modèle d'HYDROTEL (Fortin *et al.*, 2001, Turcotte *et al.*, 2007) pour la fonte du couvert de neige ont permis d'estimer les flux atmosphériques, ce qui confirme la première hypothèse. Le modèle a ensuite été calé sur le bassin versant de la rivière des Anglais. Le calage a été fait en utilisant les critères de Nash du débit à l'exutoire ainsi que les trois débits en amont. Des observations d'humidité du sol à 15, 45 et 90 cm ont également permis un calage sur l'humidité du sol. Lors du calage, il a été remarqué que le modèle CATHY tend à saturer l'humidité du sol du bassin afin d'obtenir de bons critères de Nash. Des paramètres minimisant le biais entre les observations et les simulations d'humidité du sol du modèle, tout en présentant de bons critères de Nash ont été choisis. L'analyse de sensibilité a également montré que les simulations du modèle sont plus sensibles aux conditions atmosphériques et au paramètre d'évapotranspiration (C_{ETP}) qu'à tout autre paramètre.

Les observations d'humidité du sol assimilées proviennent de deux sources, soit de cinq stations hydrométéorologiques mesurant l'humidité du sol en continu à 15, 45 et 90 cm, et dérivées d'images radar. Des images en multipolarisations (ASAR d'ENVISAT) et polarimétriques (RADARSAT-2) permettent d'estimer l'humidité du sol en surface à l'aide du modèle de rétrodiffusion IEM en polarisation HH et VV. La méthode développée utilise une relation empirique caractérisant la rugosité du sol estimée à l'aide des mesures prises lors des campagnes terrain. La végétation a également été caractérisée à l'aide des ratios de végétation radar pour les images en multipolarisation ainsi qu'avec la puissance de rétrodiffusion de surface pour les images polarimétriques. L'utilisation des coefficients de

rétrodiffusion corrigés en fonction de la présence de végétation (à l'aide de la puissance de rétrodiffusion de surface) a permis une meilleure estimation de l'humidité du sol pour les régions de faible végétation. La deuxième hypothèse est ainsi validée. La méthodologie développée permet également d'évaluer l'incertitude sur l'estimation de l'humidité du sol en surface. L'incertitude maximale a été observée lorsque l'humidité du sol en surface est autour de $0,35 \text{ m}^3/\text{m}^3$.

Lors de l'assimilation des observations, l'ensemble de prévision a été généré à l'aide d'un Latin Hypercube Sampling. L'utilisation du LHS a permis d'utiliser seulement 18 membres d'ensemble, et ainsi réduire le nombre de membres d'ensemble nécessaires par rapport à la méthode de Monte Carlo, tel qu'énoncé dans la troisième hypothèse. Un diagnostic du modèle ainsi que des observations ont été réalisés à partir des résultats de l'assimilation. L'assimilation des observations de débits ne présente pas de biais entre les prévisions du modèle et les observations et des statistiques d'erreur optimale ont été trouvées. Par contre, l'assimilation des observations d'humidité du sol, autant en surface (radar) qu'à 15 cm (stations hydrométéorologiques), présente un biais entre les prévisions du modèle et les observations. Dans cette situation, il a été impossible d'obtenir une assimilation optimale. L'incertitude sur les observations d'humidité du sol en surface estimée à l'aide de la télédétection radar n'a donc pas pu être confirmée ou infirmée. Puisque deux sources d'observations présentent une humidité du sol plus élevée que celle simulée par le modèle, il est probable que le modèle ne simule pas bien l'humidité du sol en surface et à 15 cm. Une mauvaise caractérisation des propriétés physiques du sol ainsi que l'effet du drainage agricole peuvent être responsables de ce biais. La correction de ce biais ou sa prise en compte lors de l'assimilation, s'il s'avère impossible de l'éliminer, devra faire l'objet de recherche future. Enfin, l'assimilation combinée d'observations du débit à l'exutoire et d'humidité du sol ne détériore ni la prévision du débit à l'exutoire, ni les prévisions d'humidité du sol par rapport à l'assimilation seule des observations de débits à l'exutoire ou d'humidité du sol.

L'assimilation des observations de débits (à l'exutoire et en amont) augmente systématiquement les simulations d'humidité du sol. L'assimilation des observations de

débits (à l'exutoire et en amont) a donc un impact sur les simulations d'humidité du sol en surface et en profondeur tel que stipulé dans la quatrième hypothèse. De plus, l'assimilation du débit à l'exutoire améliore les simulations de débits en amont. La structure du vecteur d'état, qui inclut à la fois le débit entrant (Q_{in}) et le débit sortant (Q_{out}), permet à l'assimilation des observations de débits à l'exutoire d'avoir un impact en amont de ce débit. L'assimilation des observations de débits à l'exutoire donne de meilleurs critères de Nash pour l'ensemble des débits que l'assimilation des débits en amont, ou l'assimilation de tous les débits. L'assimilation des observations d'humidité du sol provenant des stations hydrométéorologiques à 15 et 45 cm diminue les valeurs d'humidité du sol simulée en surface, à 15 cm et à 45 cm, ainsi que les valeurs de débits simulés. La cinquième hypothèse est ainsi confirmée. Par contre, peu d'impacts sont observés lors de ces assimilations sur les simulations d'humidité du sol à 90 cm, de même que lors de l'assimilation des observations d'humidité du sol à 90 cm. L'assimilation des observations d'humidité du sol en surface provenant des images radar diminue les valeurs d'humidité du sol simulée en surface, à 15 cm et à 45 cm, mais de manière limitée dans le temps. L'assimilation d'observations d'humidité du sol en surface (radar) à seulement deux moments à la période 2005P n'a plus d'impact après un événement pluvieux. Par contre, à la période 2008P, où des observations d'humidité du sol en surface (radar) sont assimilées à neuf moments, un impact est observé jusqu'à la fin de la simulation. L'assimilation des observations d'humidité du sol en surface diminue également les valeurs de débits simulés. Aussi, lors de ces assimilations, peu d'impacts sont observés sur les simulations d'humidité du sol à 90 cm. Ainsi, la sixième hypothèse est partiellement validée puisque l'impact de l'assimilation dépend de la fréquence temporelle d'assimilation. Enfin, les critères de Nash obtenus lors de l'assimilation combinée d'observation de débits à l'exutoire et d'humidité du sol (provenant de stations hydrométéorologique ou des images radar) sont soit égaux ou supérieurs à ceux obtenus lors de l'assimilation uniquement des débits à l'exutoire. L'assimilation combinée d'observations de débits à l'exutoire et d'humidité du sol à 15 cm ou 45 cm (continue dans le temps) diminue également les valeurs d'humidité du sol simulées. Par contre, lors de l'assimilation combinée d'observations d'humidité du sol en surface spatialisée provenant des images radar, l'impact est limité dans le temps, et l'humidité du sol augmente rapidement lorsque

seules des observations de débits à l'exutoire sont assimilées. Ainsi, la septième hypothèse est partiellement confirmée puisque la fréquence d'assimilation a également un impact sur les résultats de l'assimilation. La fréquence d'assimilation nécessaire pourra être étudiée dans de futures recherches.

ANNEXE I

CAMPAGNE DE MESURES SUR LE TERRAIN, OBSERVATIONS D'HUMIDITÉ DU SOL

Les tableaux-A I.1 et A I.2 présente les observations d'humidité du sol pour chaque champ lors de la campagne de mesure de l'automne 2007 et du printemps 2008 respectivement.

Tableau-A I.1 Mesures d'humidité du sol, automne 2007

2007	[m³/m³]	12a	12b	12c	11	8	7	6a	5b	4a	3	2	1
05-Oct.	Moyenne	0,19	0,27	-----	-----	0,27	0,20	0,28	0,21	0,29	0,35	0,32	0,35
	Écart-type	0,05	0,02	-----	-----	0,11	0,12	0,03	0,05	0,05	0,06	0,04	0,06
18-Oct.	Moyenne	0,25	0,35	0,29	0,34	0,34	0,15	0,32	0,28	0,34	0,52	0,43	0,52
	Écart-type	0,07	0,02	0,04	0,03	0,08	0,04	0,04	0,03	0,03	0,08	0,09	0,10
24-Oct.	Moyenne	0,31	0,37	0,35	0,36	0,38	0,24	0,38	0,35	0,39	0,65	0,50	0,65
	Écart-type	0,04	0,10	0,03	0,05	0,06	0,03	0,02	0,02	0,02	0,09	0,06	0,12

Tableau-A I.2 Mesures d'humidité du sol, printemps 2008

2008	[m ³ /m ³]	12a	12b	12c	11	10a	10b	6a	6b	5b	4	9
16-Avril	Moyenne	0,43	0,44	0,38	0,31	0,36	0,36	0,32	0,22	0,36	0,30	0,63
	Écart-type	0,02	0,03	0,06	0,06	0,05	0,02	0,03	0,09	0,05	0,04	0,06
19-Avril	Moyenne	0,35	0,31	0,34	0,24	0,25	0,28	0,28	0,17	0,29	0,24	0,62
	Écart-type	0,02	0,05	0,04	0,04	0,05	0,03	0,04	0,08	0,05	0,05	0,05
22-Avril	Moyenne	0,22	0,21	0,12	0,19	0,27	0,24	0,27	0,15	0,23	0,21	0,55
	Écart-type	0,02	0,03	0,08	0,04	0,05	0,04	0,04	0,06	0,04	0,04	0,11
26-Avril	Moyenne	0,27	0,19	0,14	0,17	0,21	0,20	0,25	0,14	0,17	0,18	0,58
	Écart-type	0,07	0,03	0,04	0,05	0,05	0,02	0,04	0,05	0,06	0,05	0,06
02-Mai	Moyenne	0,18	0,21	0,23	0,23	0,22	0,31	0,30	0,17	0,22	0,22	0,62
	Écart-type	0,04	0,02	0,04	0,04	0,03	0,02	0,03	0,05	0,06	0,04	0,06
05-Mai	Moyenne	0,23	0,25	0,24	0,23	0,25	0,31	0,29	0,19	0,22	0,23	0,52
	Écart-type	0,03	0,02	0,05	0,04	0,03	0,02	0,02	0,05	0,03	0,05	0,10
06-Mai	Moyenne	0,28	0,21	0,22	0,21	-----	0,28	0,26	0,18	0,19	0,20	0,54
	Écart-type	0,02	0,02	0,04	0,04	-----	0,03	0,03	0,07	0,05	0,03	0,07
12-Mai	Moyenne	-----	-----	-----	0,16	0,18	0,19	0,21	0,15	0,16	0,14	0,52
	Écart-type	-----	-----	-----	0,03	0,04	0,03	0,05	0,04	0,05	0,04	0,06
20-Mai	Moyenne	0,35	0,26	0,27	0,25	0,29	0,31	0,25	0,25	0,22	0,19	0,52
	Écart-type	0,02	0,05	0,03	0,06	0,03	0,03	0,04	0,04	0,05	0,06	0,08
21-Mai	Moyenne	0,25	0,21	0,21	0,19	0,19	0,23	0,24	0,16	0,19	0,15	0,51
	Écart-type	0,02	0,03	0,03	0,03	0,04	0,04	0,03	0,03	0,04	0,04	0,07
22-Mai	Moyenne	0,27	0,19	0,22	0,19	0,19	0,26	0,21	0,18	0,17	0,16	0,45
	Écart-type	0,02	0,03	0,05	0,04	0,04	0,02	0,04	0,05	0,04	0,05	0,07
24-Mai	Moyenne	0,22	0,19	0,16	0,17	0,17	0,19	0,17	0,14	0,15	0,14	-----
	Écart-type	0,03	0,04	0,03	0,04	0,03	0,02	0,04	0,04	0,05	0,04	-----
27-Mai	Moyenne	0,26	0,19	0,17	0,15	0,17	0,19	0,12	0,16	0,15	0,17	-----
	Écart-type	0,03	0,04	0,03	0,03	0,03	0,04	0,03	0,04	0,05	0,06	-----
30-Mai	Moyenne	0,20	0,17	0,14	0,15	0,16	0,14	0,12	0,14	0,15	0,13	-----
	Écart-type	0,04	0,04	0,03	0,04	0,05	0,02	0,05	0,05	0,05	0,05	-----
05-Juin	Moyenne	0,34	0,37	0,34	0,33	0,36	0,34	0,31	0,24	0,23	0,26	-----
	Écart-type	0,04	0,04	0,04	0,05	0,04	0,02	0,04	0,05	0,09	0,05	-----
09-Juin	Moyenne	-----	-----	-----	0,24	0,26	0,28	0,28	0,18	0,22	0,26	-----
	Écart-type	-----	-----	-----	0,02	0,02	0,02	0,05	0,05	0,05	0,04	-----
16-Juin	Moyenne	-----	-----	-----	0,20	0,29	0,24	0,21	0,16	0,17	0,32	-----
	Écart-type	-----	-----	-----	0,02	0,04	0,03	0,04	0,03	0,08	0,03	-----
06-Juil.	Moyenne	-----	-----	-----	-----	0,17	0,19	0,18	0,12	0,10	0,17	-----
	Écart-type	-----	-----	-----	-----	0,03	0,03	0,04	0,05	0,05	0,07	-----

ANNEXE II

DÉBITS SIMULÉS ET OBSERVÉS LORS DU CALAGE ET LA VALIDATION

Calage

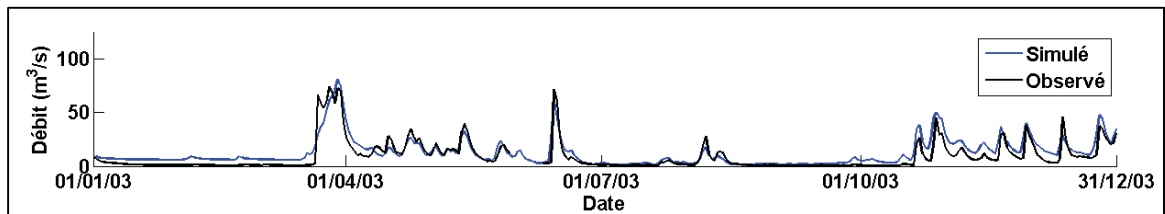


Figure-A II.1 Débits à l'exutoire pour l'année 2003.

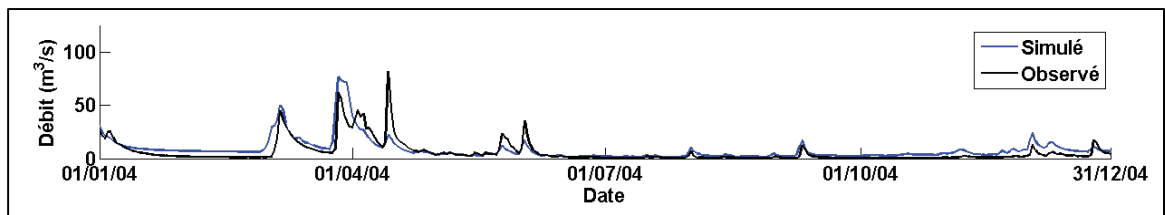


Figure-A II.2 : Débits à l'exutoire pour l'année 2004.

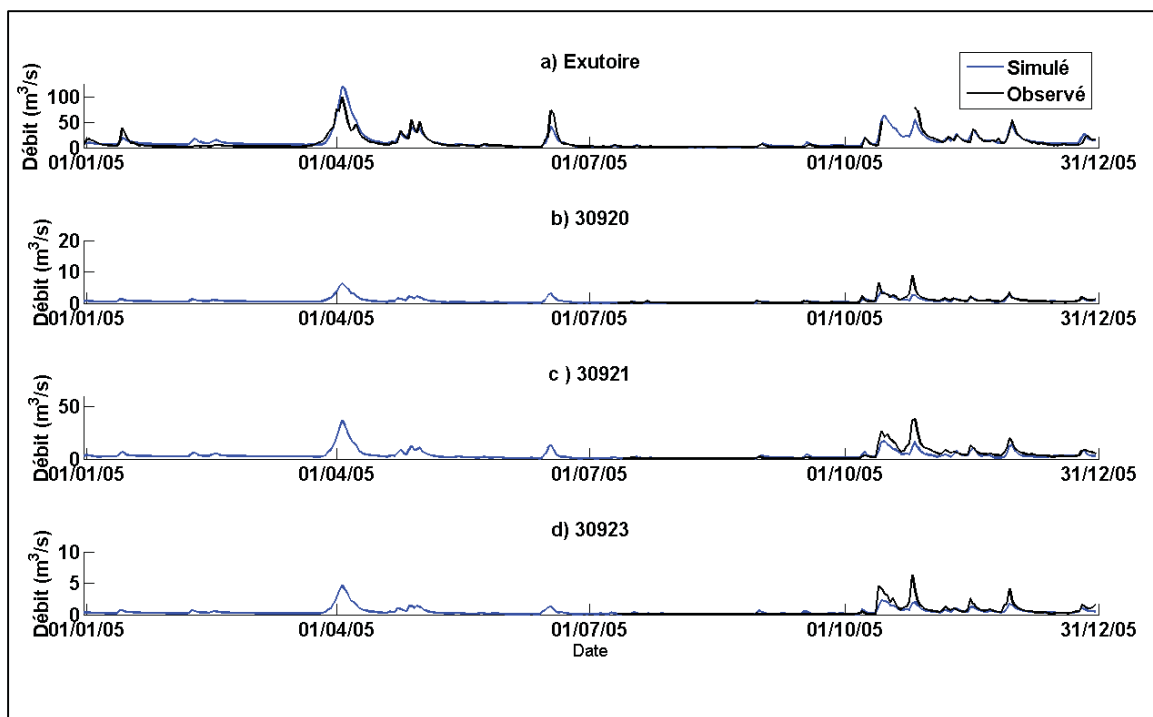


Figure-A II.3 Débits à l'exutoire et en amont pour l'année 2005.

Validation

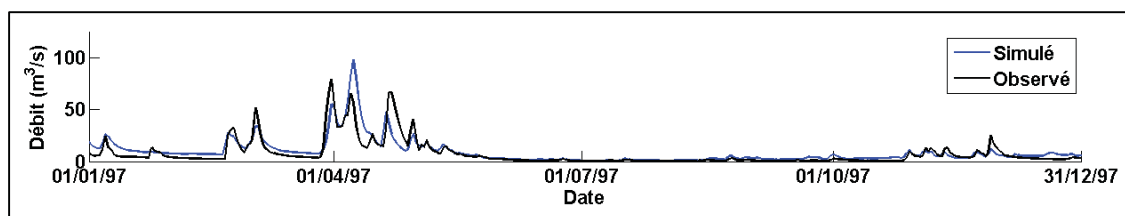


Figure-A II.4 Débits à l'exutoire pour l'année 1997.

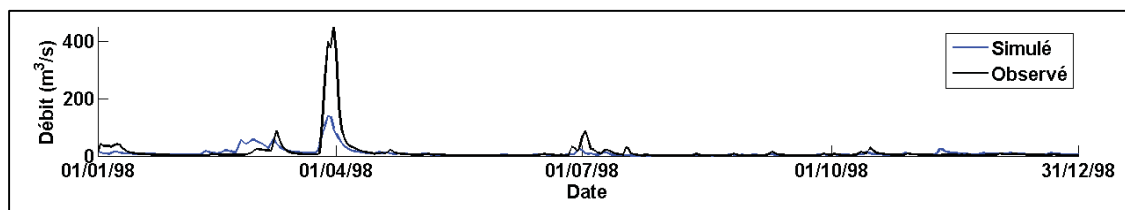


Figure-A II.5 Débits à l'exutoire pour l'année 1998.



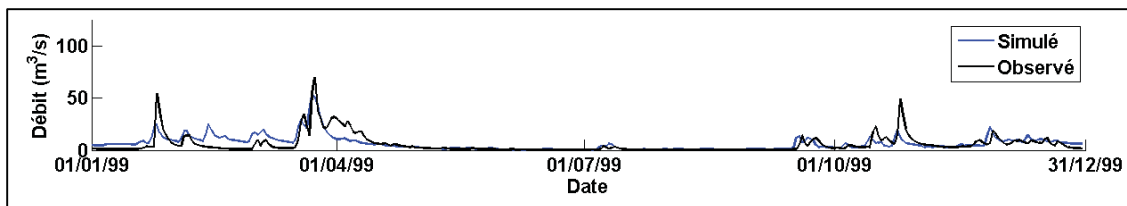


Figure-A II.6 Débits à l'exutoire pour l'année 1999.

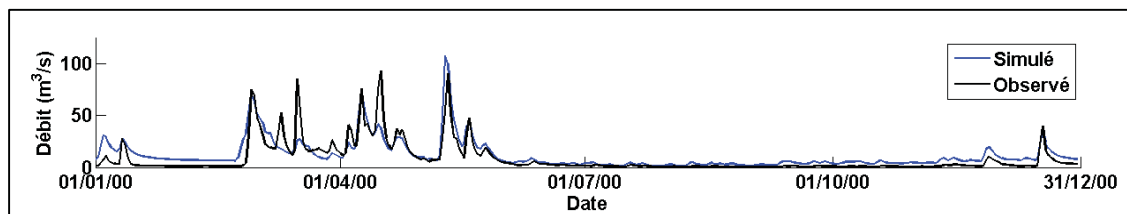


Figure-A II.7 Débits à l'exutoire pour l'année 2000.

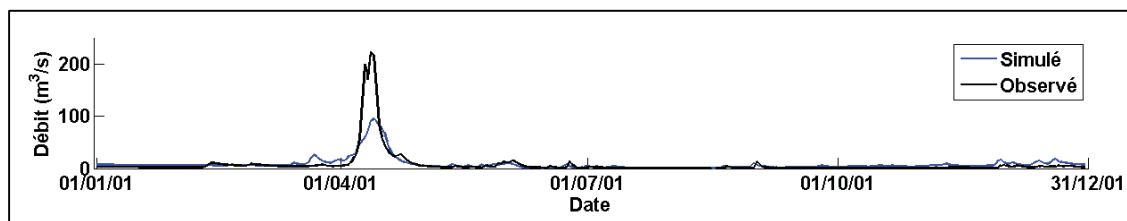


Figure-A II.8 Débits à l'exutoire pour l'année 2001.

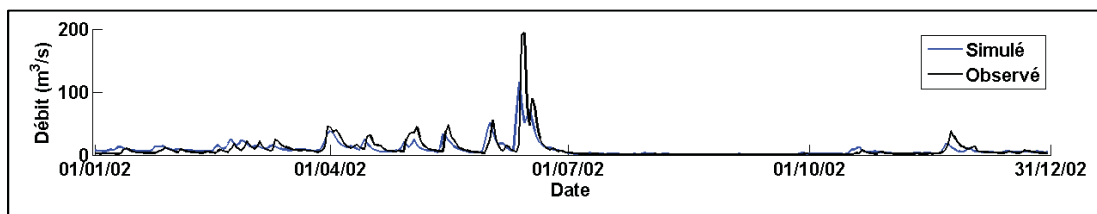


Figure-A II.9 Débits à l'exutoire pour l'année 2002.

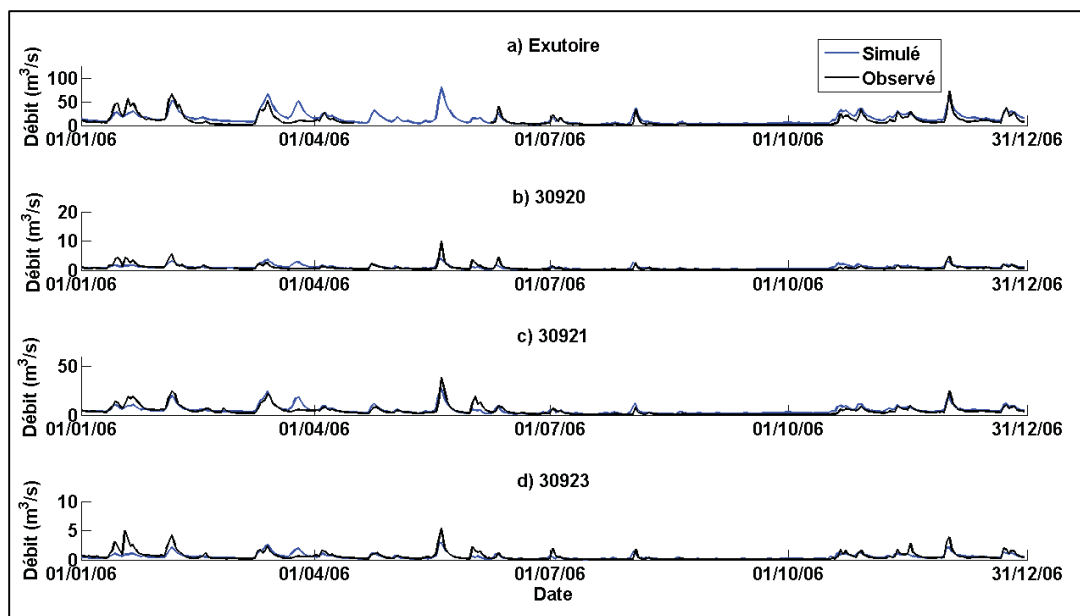


Figure-A II.10 Débits à l'exutoire et en amont pour l'année 2006.

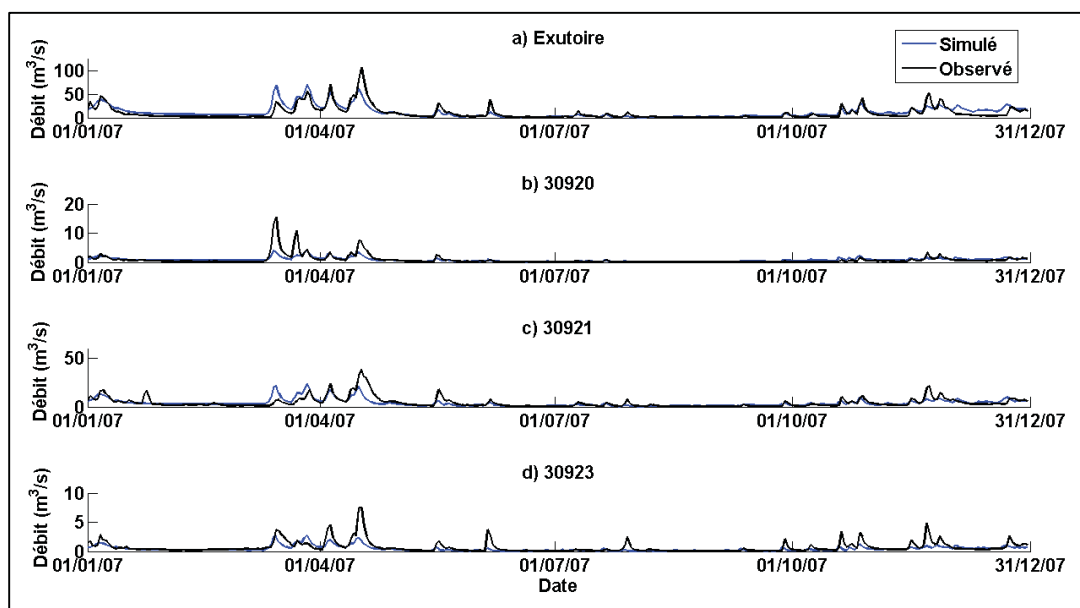


Figure-A II.11 Débits à l'exutoire et en amont pour l'année 2007.

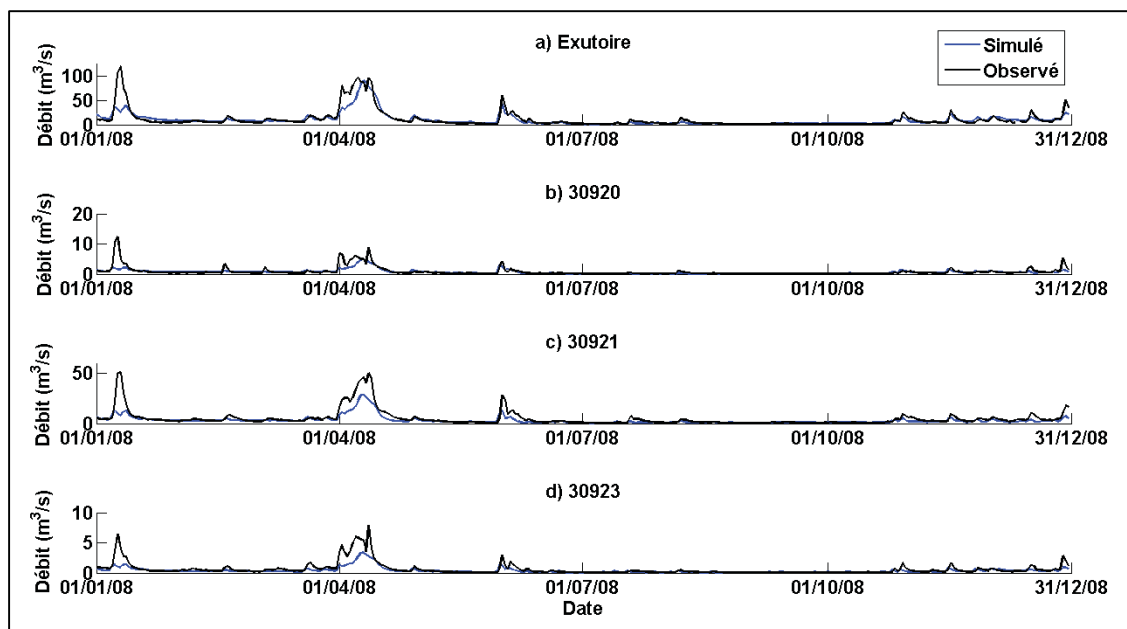


Figure-A II.12 Débits à l'exutoire et en amont pour l'année 2008.

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Agence spatiale Européenne. 2010. *Envisat*. En ligne. <<http://envisat.esa.int/>>.
- Agriculture et Agroalimentaire Canada. 2008. *Système d'information sur les sols du Canada*. En ligne. <<http://sis2.agr.gc.ca/siscan>>.
- Anderson, Erik, Mike Fisher, Rosemary Munro et Anthony McNally. 2000. « Diagnosis of background errors for radiances and other observable quantities in a variational data assimilation scheme, and the explanation of a case of poor convergence ». *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 126, n° 565, p. 1455-1472.
- Attema, E. P. W., et Fawwaz T. Ulaby. 1978. « Vegetation modeled as a water cloud ». *Radio Science*, vol. 13, n° 2, p. 357-364.
- Aubert, David, Cecile Loumagne et Ludovic Oudin. 2003. « Sequential assimilation of soil moisture and streamflow data in a conceptual rainfall-runoff model ». *Journal of Hydrology*, vol. 280, n° 1-4, p. 145-161.
- Auligné, T., A. P. McNally et D. P. Dee. 2007. « Adaptive bias correction for satellite data in a numerical weather prediction system ». *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 133, n° 624, p. 631-642.
- Awadallah, A. G., J. Rousselle et R. Leconte. 1999. « Evolution du risque hydrologique sur la rivière Chateauguay ». *Canadian Journal of Civil Engineering*, vol. 26, n° 4, p. 510-523.
- Baghdadi, N., I. Gherboudj, M. Zribi, M. Sahebi, C. King et F. Bonn. 2004. « Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, n° 18, p. 3593-3623.
- Baghdadi, N., N. Holah et M. Zribi. 2006. « Calibration of the Integral Equation Model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, n° 4, p. 805-816.
- Baghdadi, Nicolas, et Mehrez Zribi. 2006. « Evaluation of radar backscatter models IEM, OH and Dubois using experimental observations ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, n° 18, p. 3831-3852.
- Baril, Roger, Auguste Mailloux et Québec (Province). Ministère de l'agriculture. 1950. *Étude pédologique des sols du comté de Chateauguay*. Québec: Ministère de l'Agriculture.

- Bennett, Andrew F. 1992. *Inverse methods in physical oceanography*. Cambridge ; New York: Cambridge University Press, 346 p.
- Benoit, N. 2005. « Definition de la transmissivite du bassin de la riviere Chateauguay par modelisation inverse ». M.Sc.A., Canada, Ecole Polytechnique, Montreal (Canada), 113 p.
- Bindlish, Rajat, et Ana P. Barros. 2000. « Multifrequency soil moisture inversion from SAR measurements with the use of IEM ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 71, n° 1, p. 67-88.
- Bindlish, Rajat, et Ana P. Barros. 2001. « Parameterization of vegetation backscatter in radar-based, soil moisture estimation ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 76, n° 1, p. 130-137.
- Bixio, A. C., G. Gambolati, C. Paniconi, M. Putti, V. M. Shestopalov, V. N. Bublias, A. S. Bohuslavsky, N. B. Kasteltseva et Y. F. Rudenko. 2002. « Modeling groundwater-surface water interactions including effects of morphogenetic depressions in the Chernobyl exclusion zone ». *Environmental Geology*, vol. 42, n° 2-3, p. 162-177.
- Blanchette, Daniel. 2006. « Caractérisation géochimique des eaux souterraines du bassin versant de la rivière Châteauguay, Québec, Canada ». Québec, INRS-ETE.
- Boisvert, J. B., Q. H. J. Gwyn, A. Chanzy, D. J. Major, B. Brisco et R. J. Brown. 1997. « Effect of surface soil moisture gradients on modelling radar backscattering from bare fields ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 18, n° 1, p. 153-170.
- Bouillon, M. C., F. P. Brissette et C. Marche. 1999. « Le risque d'inondation et son evolution sur la riviere Chateauguay ». *Canadian Journal of Civil Engineering*, vol. 26, n° 2, p. 186-196.
- Bouttier, F., et P. Courtier. 1999. « Data assimilation concepts and methods ». In *ECMWF Meteorological Training Course Lecture Series*. En ligne. <http://www.ecmwf.int/newsevents/training/rcourse_notes/DATA_ASSIMILATION/ASSIM_CONCEPTS/Assim_concepts.html>.
- Brisco, B., T. J. Pultz, R. J. Brown, G. C. Topp, M. A. Hares et W. D. Zebchuk. 1992. « Soil Moisture Measurement Using Portable Dielectric Probes and Time Domain Reflectometry ». *Water Resources Research*, vol. 28, n° 5, p. 1339-1346.
- Brissette, F., R. Leconte, C. Marche et J. Rousselle. 1998. « Integrated System for Short Term Flood Forecasting on the Châteauguay River ». In *Conférence internationale sur les nouvelles technologies de l'information pour l'aide à la décision dans le domaine du génie civil* (11-13 octobre 1998). Vol. 2, p. 887-895. Montréal, Québec: Edmond T. Miresco.

- Bryant, R., M. S. Moran, D. P. Thoma, C. D. Holifield Collins, S. Skirvin, M. Rahman, K. Slocum, P. Starks, D. Bosch et M. P. Gonzalez Dugo. 2007. « Measuring surface roughness height to parameterize radar backscatter models for retrieval of surface soil moisture ». *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 4, n° 1, p. 137-141.
- Burgers, G., P. J. van Leeuwen et G. Evensen. 1998. « Analysis Scheme in the Ensemble Kalman Filter ». *Monthly Weather Review*, vol. 126, n° 6, p. 1719-1724.
- Camporese, M., C. Paniconi, M. Putti et S. Orlandini. 2010. « Surface-subsurface flow modeling with path-based runoff routing, boundary condition-based coupling, and assimilation of multisource observation data ». *Water Resources Research*, vol. 46, n° 2.
- Camporese, Matteo, Claudio Paniconi, Mario Putti et Paolo Salandin. 2009. « Ensemble Kalman filter data assimilation for a process-based catchment scale model of surface and subsurface flow ». *Water Resources Research*, vol. 45, n° 10.
- Caumartin, Jean. 1996. *Le bassin de la rivière Châteauguay état de l'écosystème aquatique : rapport synthèse*. Ottawa: Ministère de l'environnement et de la faune, Environnement Canada, 50 p.
- Charbonneau, F., et M. Trudel. 2005. « Status on CCRS APP ENVISAT Data: Can we use it? ». In *Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR)* (Novembre 2005). St-Hubert, Quebec.
- Charbonneau, F., M. Trudel et R. Fernandes. 2005. « Use of Dual-Polarization and Multi-Incidence SAR for soil permeability mapping ». In *Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR)* (Novembre 2005). St-Hubert, Québec.
- Chauhan, N. S., R. H. Lang et K. J. Ranson. 1991. « Radar modeling of a boreal forest ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 29, n° 4, p. 627-638.
- Chen, K. S., Wu Tzong-Dar, Tsay Mu-King et A. K. Fung. 2000. « Note on the multiple scattering in an IEM model ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 38, n° 1, p. 249-256.
- Christiaens, K., et J. Feyen. 2002. « Use of sensitivity and uncertainty measures in distributed hydrological modeling with an application to the MIKE-SHE model ». *Water Resources Research*, vol. 38, n° 9, p. 81-815.

- Clark, Martyn P., David E. Rupp, Ross A. Woods, Xiaogu Zheng, Richard P. Ibbitt, Andrew G. Slater, Jochen Schmidt et Michael J. Uddstrom. 2008. « Hydrological data assimilation with the ensemble Kalman filter: Use of streamflow observations to update states in a distributed hydrological model ». *Advances in Water Resources*, vol. 31, n° 10, p. 1309-1324.
- Côté, Marie-Josée, Yves Lachance, Ruth Boivin et Québec (Province). Ministère du développement durable environnement et parcs. 2006. *Atlas du bassin versant de la rivière Châteauguay territoire, eau souterraine, aménagement*. Québec: Ministère du développement durable de l'Environnement et des Parcs, 57 p.
- Cressman, G. P. . 1959. « An operational objective analysis system. ». *Monthly Weather Review*, vol. 87, p. 367-374.
- Croteau, Anne. 2006. « Détermination de la distribution spatiale et temporelle de la recharge à l'aquifère régional transfrontalier du bassin versant de la rivière Châteauguay, Québec et États-Unis ». Québec, INRS-ETE, 322 p.
- Crow, W. T., et R. H. Reichle. 2008. « Comparison of adaptive filtering techniques for land surface data assimilation ». *Water Resources Research*, vol. 44, n° 8.
- Crow, Wade T., Randal D. Koster, Rolf H. Reichle et Hatim O. Sharif. 2005. « Relevance of time-varying and time-invariant retrieval error sources on the utility of spaceborne soil moisture products ». *Geophys. Res. Lett.*, vol. 32, n° 24, p. L24405.
- Crow, Wade T., et Emiel Van Loon. 2006. « Impact of Incorrect Model Error Assumptions on the Sequential Assimilation of Remotely Sensed Surface Soil Moisture ». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 7, n° 3 (June 01, 2006), p. 421-432.
- Cunge, J.A. 1969. « On the subject of a flood propagation computation method (Muskingum method) ». *Journal of Hydraulic Research*, vol. 7, n° 2, p. 205-230.
- Daley, Roger. 1991. *Atmospheric data analysis*. Cambridge ; New York: Cambridge University Press, 457 p.
- Davidson, M. W. J., Toan Thuy Le, F. Mattia, C. Satalino, T. Manninen et M. Borgeaud. 2000. « On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies ». In, 2. Vol. 38, p. 630-40. Coll. « IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. (USA) ». USA: IEEE.
- De Lannoy, Gabrielle J. M., Rolf H. Reichle, Paul R. Houser, Valentijn R. N. Pauwels et Niko E. C. Verhoest. 2007. « Correcting for forecast bias in soil moisture assimilation with the ensemble Kalman filter ». *Water Resour. Res.*, vol. 43.

- Dee, D. P. 2005. « Bias and data assimilation ». *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 131, n° 613, p. 3323-3343.
- Desmeules, Jean, et J. P. Gélinas. 1981. *Caractéristiques physiques et démographiques bassin versant de la rivière Châteauguay*. Quebec: Ministère de l'environnement Direction generale des inventaires et de la recherche, 66 p.
- Desroziers, G., L. Berre, B. Chapnik et P. Poli. 2005. « Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space ». *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 131, n° 613, p. 3385-96.
- Dobson, M. C., F. T. Ulaby, M. T. Hallikainen et M. A. El-Rayes. 1985. « Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part II: Dielectric Mixing Models ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. GE-23, n° 1, p. 35-46.
- Dubois, P. C., J. van Zyl et T. Engman. 1995. « Measuring soil moisture with imaging radars ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 33, n° 4, p. 915-926.
- Entekhabi, D., H. Nakamura et E. G. Njoku. 1994. « Solving the inverse problem for soil moisture and temperature profiles by sequential assimilation of multifrequency remotely sensed observations ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 32, n° 2, p. 438-448.
- Environnement Canada. 2010. « Archives climatiques nationales ». En ligne. <<http://www.climate.weatheroffice.ec.gc.ca/>>.
- Evensen, G. 1994. « Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics ». *Journal of Geophysical Research*, vol. 99, n° C5, p. 10143-10162.
- Evensen, Geir. 2004. « Sampling strategies and square root analysis schemes for the EnKF ». *Ocean Dynamics*, vol. 54, n° 6, p. 539-560.
- Evensen, Geir. 2007. *Data assimilation the ensemble Kalman filter*. Berlin ; New York, xxi, 279 p.
- Fortin, Jean-Pierre, Richard Turcotte, Serge Massicotte, Roger Moussa, Josee Fitzback et Jean-Pierre Villeneuve. 2001. « Distributed Watershed Model Compatible with Remote Sensing and GIS Data. I: Description of Model ». *Journal of Hydrologic Engineering*, vol. 6, n° 2, p. 91-99.
- Freeman, A., et S. L. Durden. 1998. « A three-component scattering model for polarimetric SAR data ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 36, n° 3, p. 963-973.

- Fung, A. K., M. S. Dawson, K. S. Chen, A. Y. Hsu, E. T. Engman, P. O. O'Neill et J. Wang. 1996. « A modified IEM model for: scattering from soil surfaces with application to soil moisture sensing ». In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1996. IGARSS '96. 'Remote Sensing for a Sustainable Future.'*, International Vol. 2, p. 1297-1299.
- Fung, Adrian K. 1994. *Microwave scattering and emission models and their applications*. Coll. « The Artech House remote sensing library. ». Boston: Artech House, 573 p.
- Galarneau, Martine. 2000. « Evaluation de l'humidite du sol a l'echelle regionale a l'aide de l'imagerie satellitaire RADARSAT ». M.Sc.A., Canada, Ecole Polytechnique, Montreal (Canada), 264 p.
- Gouvernement du Canada. 2010. *Geobase*. En ligne. <<http://www.geobase.ca/>>.
- Hajnsek, I., T. Jagdhuber, H. Schon et K. P. Papathanassiou. 2009. « Potential of estimating soil moisture under vegetation cover by means of PolSAR ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, n° 2, p. 442-54.
- Hallikainen, M. T., F. T. Ulaby, M. C. Dobson, M. A. El-Rayes et Wu Lil-Kun. 1985. « Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part 1: Empirical Models and Experimental Observations ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. GE-23, n° 1, p. 25-34.
- Heathman, Gary C., Patrick J. Starks, Lajpat R. Ahuja et Thomas J. Jackson. 2003. « Assimilation of surface soil moisture to estimate profile soil water content ». *Journal of Hydrology*, vol. 279, n° 1-4, p. 1-17.
- Henderson, Floyd M., et Anthony J. Lewis. 1998. *Manual of remote sensing, Vol 2 : Principles and Applications of Imaging Radar*, 3rd. New York ; Chichester J. Wiley, 866 p.
- Hoeben, Rudi, et P. A. Troch. 2000. « Assimilation of active microwave observation data for soil moisture profile estimation ». *Water Resources Research*, vol. 36, n° 10, p. 2805-2819.
- Hoke, J.E., et R.A. Anthes. 1976. « The Initialization of Numerical Models by a Dynamic-Initialization Technique. ». *Monthly Weather Review*, vol. 105, p. 1551-1556.
- Holah, N., N. Baghdadi, M. Zribi, A. Bruand et C. King. 2005. « Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 96, n° 1, p. 78-86.

- Houser, P. R., W. J. Shuttleworth, J. S. Famiglietti, H. V. Gupta, K. H. Syed et D. C. Goodrich. 1998. « Integration of soil moisture remote sensing and hydrologic modeling using data assimilation ». *Water Resources Research*, vol. 34, n° 12, p. 3405-3420.
- Hsieh, C., et A. Fung. 1999. « Application of an extended IEM to multiple surface scattering and backscattering enhancement ». *Journal of Electromagnetic Waves & Applications*, vol. 13, n° 1, p. 121.
- Hurkmans, Ruud, Claudio Paniconi et Peter A. Troch. 2006. « Numerical assessment of a dynamical relaxation data assimilation scheme for a catchment hydrological model ». *Hydrological Processes*, vol. 20, n° 3, p. 549-563.
- Huyakorn, P. S., S. D. Thomas et B. M. Thompson. 1984. « Techniques for making finite elements competitive in modeling flow in variably saturated porous media ». *Water Resources Research*, vol. 20, n° 8, p. 1099-1115.
- Ide, K., P. Courtier, M. Ghil et A.C. Loreanc. 1997. « Unified notation for data assimilation : Operational, Sequential and Variational. ». *Journal of Meteorological Society of Japan*, vol. 75, p. 181-189.
- Iman, R. L., et W. J. Conover. 1980. « Small sample sensitivity analysis techniques for computer models, with an application to risk assessment ». *Communications in Statistics - Theory and Methods*, vol. A9, n° 17, p. 1749-842.
- Iman, R.L., et J.C. Helton. 1985. *Comparison of uncertainty and sensitivity analysis techniques for computer models*. NUREG/CR-3904; SAND-84-1461. Sandia National Labs., Albuquerque, NM (USA), 116 p.
- Kalman, R.E. 1960. « A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems ». *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers - Journal of Basic Engineering* vol. 82, p. 35-45.
- Kalnay, Eugenia. 2003. *Atmospheric modeling, data assimilation and predictability*. Cambridge, U.K. ; New York: Cambridge University Press, 341 p.
- Karam, Mostafa A., Faouzi Amar, Adrian K. Fung, Eric Mougin, Armand Lopes, David M. Le Vine et Andre Beaudoin. 1995. « A microwave polarimetric scattering model for forest canopies based on vector radiative transfer theory ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 53, n° 1, p. 16-30.
- Keppenne, C. L., M. M. Rienecker, N. P. Kurkowski et D. A. Adamec. 2005. « Ensemble Kalman filter assimilation of temperature and altimeter data with bias correction and application to seasonal prediction ». *Nonlin. Processes Geophys.*, vol. 12, n° 4, p. 491-503.

- Kim, Y., et J. van Zyl. 2004. « Vegetation effects on soil moisture estimation ». In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International Soil moisture*. Vol. 2, p. 800-802.
- Kim, Yunjin, et Jakob J. Van Zyl. 2009. « A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric radar data ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, n° 8, p. 2519-2527.
- Lapointe, Denis. 1980. *Eaux de surface bassin versant de la Chateauguay*. Coll. « Programme de connaissances integrees E.F.-1 ». Quebec: Ministere des richesses naturelles Direction generale des eaux.
- Larouche, Pierre. 1986. *Etude de protection contre les inondations résultant de crues causées par des embâcles de glace sur la rivière Châteauguay à Huntingdon*. 65 p.
- Lavallée, Daniel , Luc Roy et Claude Marche. 2000. « Un système de prévision appliqué aux crues subites de la rivière Châteauguay ». *Canadian journal of civil engineering* vol. 27, n° 6, p. 1311-1315
- Lavigne, Marc-André. 2006. « Modélisation numérique de l'écoulement régional de l'eau souterraine dans le bassin versant de la rivière Châteauguay ». Québec, INRS-ETE, 109 p.
- Leconte, R., F. Brissette et M. Galarneau. 1998. *Utilisation of RADARSAT data for snow, ice jams and flood monitoring at the watershed scale*. Rapport final relatif au contract NR-Can-96-0141, 84 p.
- Leconte, Robert, Francois Brissette, Martine Galarneau et Jean Rousselle. 2004. « Mapping near-surface soil moisture with RADARSAT-1 synthetic aperture radar data ». *Water Resources Research*, vol. 40, n° 1, p. 1-13.
- Leopold, L. B., et Jr T. Maddock. 1953. *Hydraulic geometry of stream channels and some physiographic implications*. Washington, DC, United States: United States Geological Survey, 57 p.
- Lewis, J. M., S. Lakshmivarahan et Sudarshan Kumar Dhall. 2006. *Dynamic data assimilation : a least squares approach*. Coll. « Encyclopedia of mathematics and its applications ». Cambridge: Cambridge University Press, xxii, 654 p. p.
- Lupu, C., P. Gauthier et S Laroche. Soumis. « Evaluation of the impact of observations on analyses in 3D- and 4D-Var based on information content ». *Monthly Weather Review*.

- Macelloni, G., G. Nesti, P. Pampaloni, S. Sigismondi, D. Tarchi et S. Lolli. 2000. « Experimental validation of surface scattering and emission models ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38, n° 1, p. 459-69.
- Mailloux, Auguste, Gerard Godbout et Québec (Province). Ministère de l'agriculture. 1954. *Etude pedologique des sols des comtes de Huntingdon et Beauharnois*. 221 p.
- Mancini, M., R. Hoeben et P. A. Troch. 1999. « Multifrequency radar observations of bare surface soil moisture content: A laboratory experiment ». *Water Resources Research*, vol. 35, n° 6, p. 1827-1838.
- Mareuil, Arnaud. 2005. « Impacts des changements climatiques sur les crues extremes des rivières: Cas de la rivière Chateauguay ». M.Ing., Canada, Ecole de Technologie Supérieure (Canada), 125 p.
- Margulis, S. A., Dennis McLaughlin, Dara Entekhabi et S Dunne. 2002. « Land data assimilation and estimation of soil moisture using measurements from the Southern Great Plains 1997 field experiment ». *Water Resources Research*, vol. 38, n° 12, p. 1-18.
- Marks, D. J. Dozier et J. Frew. 1984. « Automated basin delineation from digital elevation data ». *Geo-processing*, vol. 2, n° 3, p. 299-311.
- MathWorks. 2010. *Matlab*, version. R2009.
- Mattia, F., T. Le Toan, J. C. Souyris, C. De Carolis, N. Floury, F. Posa et N. G. Pasquariello. 1997. « The effect of surface roughness on multifrequency polarimetric SAR data ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, n° 4, p. 954-66.
- Mattia, F., G. Satalino, L. Dente et G. Pasquariello. 2006. « Using a priori information to improve soil moisture retrieval from ENVISAT ASAR AP data in semiarid regions ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 44, n° 4, p. 900-912.
- McCormack, Renald. 1980. *Etude hydrogéologique du bassin de la Châteauguay*. Coll. « Programme de connaissances integrees E.F.-2 ». 175 p.
- McCuen, Richard H. 1973. « The role of sensitivity analysis in hydrologic modeling ». *Journal of Hydrology*, vol. 18, n° 1, p. 37-53.
- McKay, M. D., R. J. Beckman et W. J. Conover. 1979. « Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code ». *Technometrics*, vol. 21, n° 2, p. 239-245.
- MDA. 2010. *Radarsat-2*. En ligne. <<http://www.radarsat2.info/>>.

- MDDEP. 2009. « Historique des niveaux et des débits de différentes stations hydrométriques ». In *Centre d'expertise hydrique du Québec*. En ligne. <http://www.cehq.gouv.qc.ca/hydrometrie/historique_donnees/index.asp>.
- Miller, R. N., M. Ghil et F. Gauthiez. 1994. « Advanced data assimilation in strongly nonlinear dynamical systems ». *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 51, n° 8, p. 1037-56.
- Ministère des terres et forêts. 1973. *Connaissance du milieu forestier bassin de la rivière Châteauguay 201-00*. Coll. « Connaissance du milieu forestier 201-00 ». Québec: Ministère des terres et forêts Service des plans d'aménagement.
- Moran, M. S., C. D. Peters-Lidard, J. M. Watts et S. McElroy. 2004. « Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models ». *Canadian journal of remote sensing*, vol. 30, n° 5, p. 805–826.
- Nastev, M., C. Lamontagne, T. Tremblay, D. Lavoie, F. Hardy, M. Lamothe, A. Croteau, D. Blanchette, M-A. Lavigne, R. Peron, N. Roy, R. Morin, B. Corland, D. Paradis, N. Benoît, R. Godin, M.P. Dagenais, R. Lefebvre, D. Marcotte, A. Rouleau, R. Chapuis et L. Guay. 2004. « Hydrogeological Overview of the Transboundary Aquifers in the Châteauguay River Basin, Canada-United States ». In *57th Canadian Geotechnical Conference and 5th Joint CGS/IAH Conference*. Quebec.
- NCDC. 2006. *National Climatic Data Center, Cooperative Summary of the day*. CD-ROM.
- O'Callaghan, J.F, et D.M. Mark. 1984. « The extraction of drainage networks from digital elevation data ». *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 28, n° 3, p. 323–344.
- Oh, Y., K. Sarabandi et F. T. Ulaby. 1992. « An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 30, n° 2, p. 370-381.
- Oh, Yisok, et Jin-Young Hong. 2007. « Effect of Surface Profile Length on the Backscattering Coefficients of Bare Surfaces ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 45, n° 3, p. 632-638.
- Oh, Yisok, et Young Chul Kay. 1998. « Condition for precise measurement of soil surface roughness ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, n° 2, p. 691-695.
- Orlandini, S., et R. Rosso. 1998. « Parameterization of stream channel geometry in the distributed modeling of catchment dynamics ». *Water Resources Research*, vol. 34, n° 8, p. 1971-1985.

- Oudin, Ludovic, Frédéric Hervieu, Claude Michel, Charles Perrin, Vazken Andréassian, François Anctil et Cécile Loumagne. 2005. « Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model?: Part 2-Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall-runoff modelling ». *Journal of Hydrology*, vol. 303, n° 1-4, p. 290-306.
- Ouranos. 2010. *Consortium sur la climatologie régionale et l'adaptation aux changements climatiques*. En ligne. <<http://www.ouranos.ca/>>.
- Paniconi, C, et M Putti. 1994. « A comparison of Picard and Newton iteration in the numerical solution of multidimensional variably saturated flow problems ». *Water Resources Research*, vol. 30, n° 12, p. 3357-3374.
- Paniconi, Claudio, Marino Marrocu, Mario Putti et Mark Verbunt. 2003. « Newtonian nudging for a Richards equation-based distributed hydrological model ». *Advances in Water Resources*, vol. 26, n° 2, p. 161-178.
- Pasquariello, G., G. Satalino, F. Mattia, D. Casarano, F. Posa, J. C. Souyris et T. Le Toan. 1997. « On the retrieval of soil moisture from SAR data over bare soils ». In. Vol. 3, p. 1272-1274. Coll. « International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) ». Singapore, Singapore: IEEE.
- Pauwels, Valentijn R. N., Gabri De Lannoy, euml et lle J. M. 2006. « Improvement of Modeled Soil Wetness Conditions and Turbulent Fluxes through the Assimilation of Observed Discharge ». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 7, n° 3 (June 01, 2006), p. 458-477.
- Pauwels, Valentijn R. N., Rudi Hoeben, Niko E. C. Verhoest, François P. De Troch et P. A. Troch. 2002. « Improvement of TOPLATS-based discharge predictions through assimilation of ERS-based remotely sensed soil moisture values ». *Hydrological Processes*, vol. 16, n° 5, p. 995-1013.
- PCI-Geomatica. 2010. *PCI-Geomatics*. En ligne. <<http://www.pcigeomatics.com/>>.
- Rahman, M. M., M. S. Moran, D. P. Thoma, R. Bryant, C. D. Holifield Collins, T. Jackson, B. J. Orr et M. Tischler. 2008. « Mapping surface roughness and soil moisture using multi-angle radar imagery without ancillary data ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, n° 2, p. 391-402.
- Rakotoarivony, L., O. Taconet, D. Vidal-Madjar, P. Bellemain et M. Benallegue. 1996. « Radar backscattering over agricultural bare soils ». *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, vol. 10, n° 2, p. 187-209.
- Reichle, R. H., et R. D. Koster. 2004. « Bias reduction in short records of satellite soil moisture ». *Geophys. Res. Lett.*, vol. 31, n° 19, p. L19501.

- Reichle, R. H., D. B. McLaughlin et D. Entekhabi. 2001. « Variational data assimilation of microwave radiobrightness observations for land surface hydrology applications ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 39, n° 8, p. 1708-1718.
- Reichle, Rolf H, Dennis McLaughlin et Dara Entekhabi. 2002a. « Hydrologic data assimilation with the ensemble Kalman filter ». *Monthly Weather Review*, vol. 130, n° 1, p. 103.
- Reichle, Rolf H. 2008. « Data assimilation methods in the Earth sciences ». *Advances in Water Resources*, vol. 31, n° 11, p. 1411-1418.
- Reichle, Rolf H., Wade T. Crow et Christian L. Keppenne. 2008. « An adaptive ensemble Kalman filter for soil moisture data assimilation ». *Water Resources Research*, vol. 44, n° 3.
- Reichle, Rolf H., Randal D. Koster, Jiarui Dong et Aaron A. Berg. 2004. « Global Soil Moisture from Satellite Observations, Land Surface Models, and Ground Data: Implications for Data Assimilation ». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 5, n° 3, p. 430-442.
- Reichle, Rolf H., Jeffrey P. Walker, Randal D. Koster et Paul R. Houser. 2002b. « Extended versus Ensemble Kalman Filtering for Land Data Assimilation ». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 3, n° 6, p. 728-740.
- Richards, L. A. 1931. « Capillary conduction of liquids through porous mediums ». *Physics (American Institute of Physics; American Physical Society; Society of Rheology)*, vol. 1, n° 5, p. 318-333.
- Rodgers, C. D. 2000. *Inverse methods for atmospheric sounding : theory and practice*. Coll. « Series on atmospheric, oceanic and planetary physics », vol 2. Singapore ; River Edge, N.J.: World Scientific, xvi, 238 p. p.
- Rogers, C. C. M., K. J. Beven, E. M. Morris et M. G. Anderson. 1985. « Sensitivity analysis, calibration and predictive uncertainty of the Institute of Hydrology Distributed Model ». *Journal of Hydrology*, vol. 81, n° 1-2, p. 179-191.
- Roy, L., R. Leconte, F. P. Brissette et C. Marche. 2001. « The impact of climate change on seasonal floods of a Southern Quebec river basin ». *Hydrological Processes*, vol. 15, n° 16, p. 3167-3179.
- Roy, Luc. 2000. « Evolution du risque hydrologique sur le bassin versant de la riviere Chateauguay ». M.Ing., Canada, Ecole de Technologie Superieure (Canada), 220 p.

- Satalino, G., F. Mattia, M. W. J. Davidson, Toan Thuy Le, G. Pasquariello et M. Borgeaud. 2002. « On current limits of soil moisture retrieval from ERS-SAR data ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40, n° 11, p. 2438-47.
- Schuurmans, J. M., P. A. Troch, A. A. Veldhuizen, W. G. M. Bastiaanssen et M. F. P. Bierkens. 2003. « Assimilation of remotely sensed latent heat flux in a distributed hydrological model ». *Advances in Water Resources*, vol. 26, n° 2, p. 151-159.
- Seo, Dong-Jun, Victor Koren et Neftali Cajina. 2003. « Real-Time Variational Assimilation of Hydrologic and Hydrometeorological Data into Operational Hydrologic Forecasting ». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 4, n° 3, p. 627-641.
- Sieber, Angela, et Stefan Uhlenbrook. 2005. « Sensitivity analyses of a distributed catchment model to verify the model structure ». *Journal of Hydrology*, vol. 310, n° 1-4, p. 216-235.
- Stauffer, D.R., et N.L. Seaman. 1990. « Use of Four-Dimensional Data Assimilation in a Limited-Area Mesoscale Model. Part I: Experiments with Synoptic-Scale Data ». *Monthly Weather Review*, vol. 118, p. 1250-1277.
- Topp, G. C., J. L. Davis et A. P. Annan. 1980. « Electromagnetic Determination of Soil Water Content: Measurements in Coaxial Transmission Lines ». *Water Resources Research*, vol. 16, n° 3, p. 574-582.
- Tremblay, Marc. 1981. *Les utilisations de l'eau étude de la presse écrite : bassin versant de la Châteauguay*. Coll. « Programme de connaissances intégrées E.F.-4 ». Québec: Ministère de l'Environnement, 78 p.
- Trudel, M., F. Charbonneau, F. Avendano et R. Leconte. Accepté. « Quick Profiler (QuiP): A friendly tool to extract roughness statistical parameters using needles profiler ». *Canadian journal of remote sensing*.
- Turcotte, R., L.-G. Fortin, V. Fortin, J.-P. Fortin et J.-P. Villeuneuve. 2007. « Operational analysis of the spatial distribution and the temporal evolution of the snowpack water equivalent in southern Québec, Canada ». *Nordic Hydrology* vol. 38, n° 3, p. 211-234.
- Ulaby, F., R. K. Moore et A. K. Fung. 1986. *Microwave Remote Sensing Active and Passive vol III : from Theory to Applications*, 3. Addison-Wesley Publishing Compagny Inc., 1097 p.
- Ulaby, F. T., J. Cihlar et R. K. Moore. 1974. « Active microwave measurement of soil water content ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 3, n° 3, p. 185-203.

- Ulaby, F. T., R. K. Moore et A. K. Fung. 1982. *Microwave Remote Sensing Active and Passive vol II : Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*, 2. Addison-Wesley Publishing Compagny Inc., 456 p.
- Ulaby, Fawwaz T., Kamal Sarabandi, Kyle McDonald, Michael Whitt et M. Craig Dobson. 1990. « Michigan microwave canopy scattering model ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, n° 7, p. 1223-1253.
- USDA, Natural Resources Conservation Service, et Cornell-University. 1993. *Soil Survey of Clinton County, New York*. 919 p.
- USGS. 2010. « Maps, Imagery, and Publications ». In USGS. En ligne. <<http://www.usgs.gov/pubprod/>>.
- van Genuchten, M. Th., et D.R Nielson. 1985. « On describing and predicting the hydraulic properties of unsaturated soils ». *Annales Geophysicae*, vol. 3, n° 5, p. 615-628.
- van Loon, E. E., et P. A. Troch. 2001. « Directives for 4-D soil moisture data assimilation in hydrological modelling ». *IAHS-AISH Publication*, n° 270, p. 257-268.
- Verhoest, N. E. C., B. De Baets, F. Mattia, G. Satalino, C. Lucau et P. Defourny. 2007. « A possibilistic approach to soil moisture retrieval from ERS synthetic aperture radar backscattering under soil roughness uncertainty ». *Water Resources Research*, vol. 43, n° 7.
- Verhoest, Niko, Hans Lievens, Wolfgang Wagner, Jesús Álvarez-Mozos, M. Moran et Francesco Mattia. 2008. « On the Soil Roughness Parameterization Problem in Soil Moisture Retrieval of Bare Surfaces from Synthetic Aperture Radar ». *Sensors*, vol. 8, n° 7, p. 4213-4248.
- Vrugt, Jasper A., Hoshin V. Gupta, Nuall, aacute, Breannnd in, Oacute et Willem Bouten. 2006. « Real-Time Data Assimilation for Operational Ensemble Streamflow Forecasting ». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 7, n° 3 (June 01, 2006), p. 548-565.
- Walker, Jeffrey P., Garry R. Willgoose et Jetse D. Kalma. 2001. « One-dimensional soil moisture profile retrieval by assimilation of near-surface observations: a comparison of retrieval algorithms ». *Advances in Water Resources*, vol. 24, n° 6, p. 631-650.
- Wu, Tzong-Dar, K. S. Chen, Shi Jiancheng et A. K. Fung. 2001. « A transition model for the reflection coefficient in surface scattering ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, n° 9, p. 2040-50.
- Wu, Tzong-Dar, et Chen Kun-Shan. 2004. « A reappraisal of the validity of the IEM model for backscattering from rough surfaces ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, n° 4, p. 743-53.

- Yamaguchi, Y., T. Moriyama, M. Ishido et H. Yamada. 2005. « Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, n° 8, p. 1699-706.
- Zribi, M., O. Taconet, S. Le Hégerat-Masclé, D. Vidal-Madjar, C. Emblanch, C. Loumagne et M. Normand. 1997. « Backscattering behavior and simulation comparison over bare soils using SIR-C/XSAR and ERASME 1994 data over Orgeval ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 59, n° 2, p. 256-266.
- Zribi, Mehrez, et Monique Dechambre. 2002. « A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 84, n° 1, p. 42-52.