

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC
INSTITUT NATIONAL DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
CENTRE EAU TERRE ENVIRONNEMENT

**VALIDATION ET ANALYSE DE SENSIBILITÉ D'UN MODÈLE
D'ESTIMATION DE L'HUMIDITÉ ET DE LA TEMPÉRATURE DU SOL
EN MONTÉRÉGIE**

Par

Simon PERREAULT

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc)
en sciences de l'eau

Jury d'évaluation

Examineur externe

Jacques GALLICHAND
Département des sols et de génie
agroalimentaire
Université Laval

Examineur interne

Claudio PANICONI
INRS Centre Eau Terre Environnement

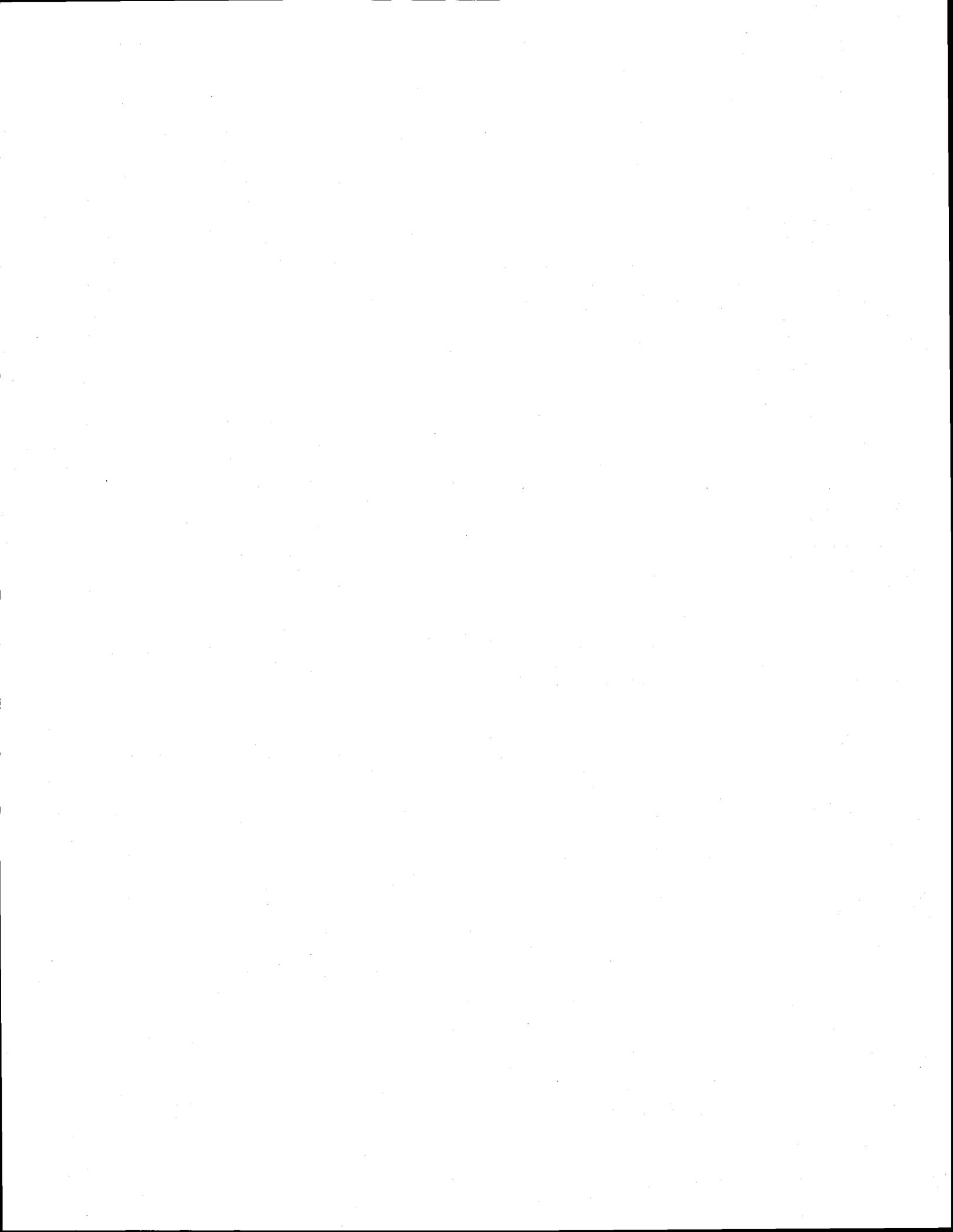
Directeur de recherche

Karem CHOKMANI
INRS Centre Eau Terre Environnement

Codirecteurs de recherche

Michel C NOLIN
Agriculture et Agroalimentaire Canada,
Centre de recherche et de développement sur
les sols et les grandes cultures

Gaétan BOURGEOIS
Agriculture et Agroalimentaire Canada
Centre de recherche et de développement en
horticulture



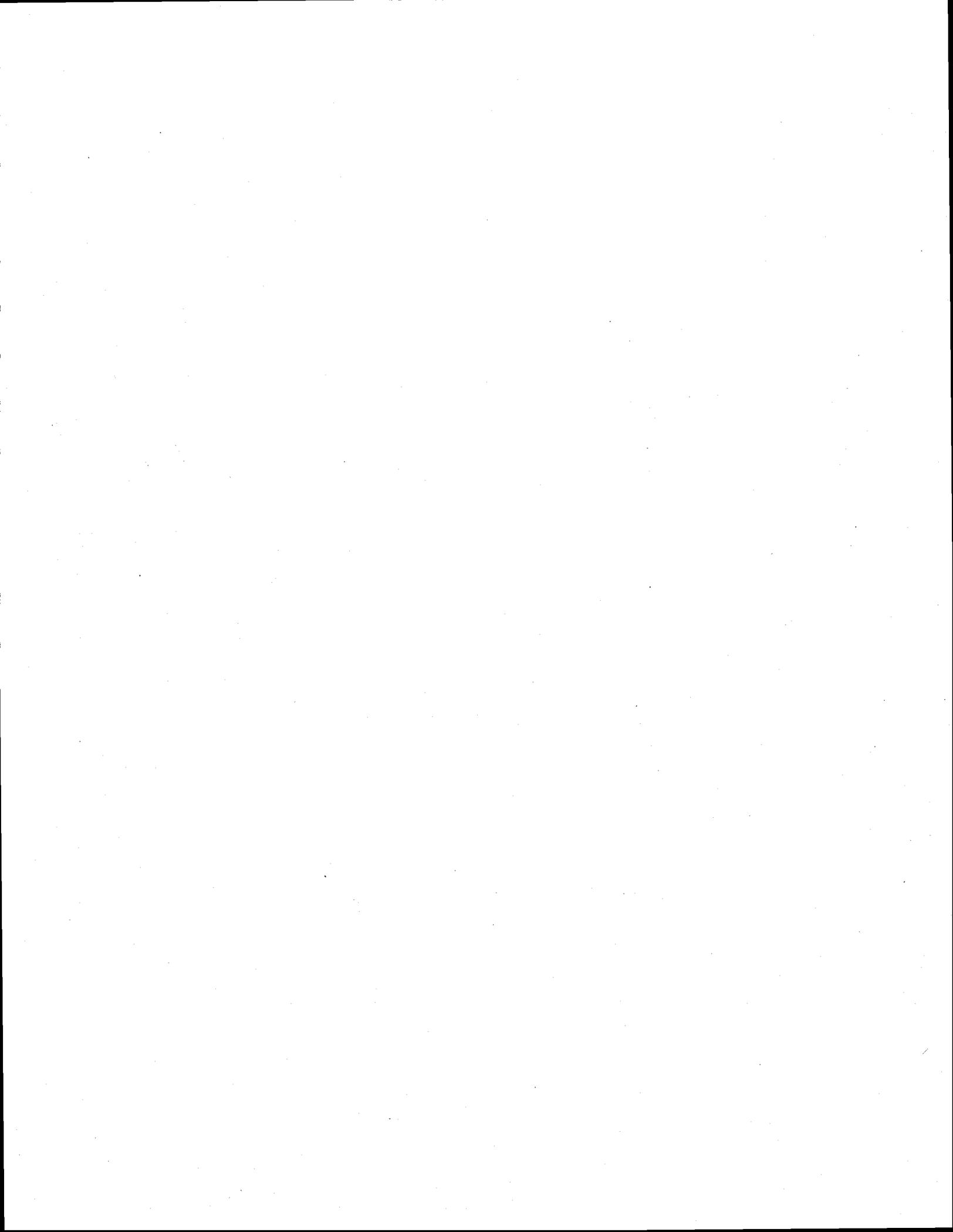
DÉDICACE

Je dédie ce mémoire à ma famille :

À mes parents Jean-Noël Perreault et Colette Lehoux pour m'avoir supporté et encouragé dans mes études. Ils ont toujours donné le maximum de ce qu'ils en étaient capables et ceci m'a grandement aidé dans mon cheminement académique. Sans eux, je n'aurais pas eu la force et la détermination d'entreprendre de telles études. J'aimerais pouvoir en donner autant à mes enfants dans le futur.

À ma sœur Caroline, une personne ayant de grandes qualités : généreuse, prête à venir en aide à tous, travaillante, appréciée de tous et j'en passe... Je te souhaite de continuer tes études à l'université en orientation car tu es à ta place. Continue sur cette lancée et tu auras du succès dans ta vie professionnelle et personnelle.

À mes grand parents paternels, Roger Perreault (décédé) et Mariette Provencher et maternels, Conrad Lehoux et Marguerite Proulx (décédée) avec qui j'ai eu l'occasion d'être proche depuis mon enfance et de profiter de nombreux moments mémorables. J'ai toujours senti en moi votre appui, confiance et complicité. J'ai bien appris sur la vie avec vous.



REMERCIEMENTS

Je désire remercier personnellement **Dr Michel C. Nolin**, en premier lieu pour m'avoir accepté comme stagiaire en géomatique et télédétection au sein son équipe suite au congrès de l'Association Québécoise de la Télédétection de 2008. Cette expérience de travail m'a non seulement initié à la pédologie et à l'agriculture de précision, mais m'a également inspiré dans la poursuite de mon cheminement académique dans le domaine des sciences de l'eau et du sol. En effet, quelques mois avant de terminer mon baccalauréat, Dr Nolin m'annonçait qu'un projet de maîtrise serait possible par le financement du programme **SEAD** d'Agriculture et Agroalimentaire Canada. Grâce à ses efforts, de son support pédagogique et de sa grande générosité, son expérience, ses ambitions et sa rigueur dans la recherche scientifique, ce projet de maîtrise a pu se concrétiser et se réaliser sans problème. De nombreux étudiants ont été sous sa supervision au cours de sa carrière, j'aurai eu la chance d'être le dernier étudiant sous sa codirection avant son départ à la retraite.

Je tiens également à remercier **Dr Karem Chokmani** pour avoir accepté de diriger ce projet. Dr Chokmani a dès le début démontré son intérêt pour le projet et m'a soutenu tout au long de la réalisation de la maîtrise. Il m'a donné beaucoup de conseils dans ce projet et particulièrement sur les calculs mathématiques permettant d'appuyer, d'analyser et d'interpréter les différents résultats produits. J'ai grandement apprécié son support, son suivi, ses recommandations et sa proximité avec les étudiants. Ce dernier m'a également ouvert les horizons en me faisant assister à la conférence organisée par le **CRAAQ**, présenter à Vienne dans le cadre du congrès international **EGU** et tout dernièrement à l'**AQSSS**. Ces conférences m'ont inspiré dans ce projet et je lui en suis reconnaissant. Je vois une certaine continuité de ce projet par l'entremise de son équipe en ce concerne la spatialisation de fonctions de pédotransfert au moyen de la télédétection.

Je tiens aussi à remercier **Dr Gaétan Bourgeois** pour sa contribution à titre de codirecteur. L'idée de tester le modèle **STM²** provient à la fois des Dr Bourgeois et Nolin. Dr Bourgeois a contribué au projet d'un point de vue modélisation du microclimat du sol. Bien que je n'ai pas eu beaucoup d'occasions de rencontrer celui-ci, les discussions que nous avons pu entretenir ont été bénéfiques pour orienter le projet. Dr Bourgeois et son équipe ont l'expertise nécessaire pour l'adaptation du modèle **STM²** ou encore le développement d'un nouveau modèle pédoclimatique.

Je désire aussi souligner la contribution de **M. André Martin** pour son encadrement sur le volet terrain du projet et les analyses des échantillons de sols effectuées en laboratoire. J'ai eu l'occasion d'apprendre de M. Martin comment décrire des profils de sols, installer des sondes au champ, les différentes méthodes d'échantillonnage des sols et les mesures analytiques des sols en laboratoire. Il m'a aussi donné des notions de pédologie et de cartographie des sols. Son expérience dans le domaine a fait en sorte que la campagne de terrain s'est déroulée sans pépins et m'a été bénéfique dans l'interprétation des résultats.

Je tiens également à remercier **Mme Isabelle Perron** pour sa contribution à la calibration de sondes d'humidité en laboratoire. Ceci m'a permis de me concentrer sur le projet en soi. Elle m'a aussi guidé dans la réalisation d'exposés oraux.

Je désire remercier **M Luc Lamontagne** pour ses conseils à titre de pédologue et **Dr Athyna Cambouris** pour ses recommandations en tant qu'agronome. Je veux également souligner les contributions de **M. Claude Lévesque** et **M. Mario Deschênes** pour les réponses à mes questions sur les méthodes de mesures physiques et chimiques des sols. J'aimerais remercier les autres personnes qui m'ont supporté indirectement dans mon projet : **Dr Mohamed Abou Niang**, **Dr Monique Bernier**, **Dr Claudio Paniconi** et **Dr Andrès Jacome** du projet **CLIMB** ainsi que les étudiants de l'INRS-ETE ou travaillant à Agriculture et Agroalimentaire Canada.

RÉSUMÉ

Les conditions d'humidité et de température du sol jouent un rôle important pour la croissance et le développement des plantes. La modélisation de ces conditions permet de prédire les rendements et les risques d'épidémies et de maladies. Dans ce projet, le *Soil Temperature and Moisture Model* (STM²) a été utilisé pour générer des estimations de l'humidité et de la température du sol à différentes profondeurs. STM² utilise deux types d'entrées : 1) des propriétés de sol (texture et contenu en matière organique) et 2) des données météorologiques quotidiennes (précipitations totales et températures minimale et maximale).

L'étude visait 1) à évaluer la qualité des prédictions de l'humidité (θ) et de la température (T) pour quatre types de sols minéraux représentatifs de la diversité pédologique de la Montérégie (sable loameux graveleux, sable loameux, loam sableux et argile limoneuse), 2) valider les performances des fonctions de pédotransfert (FPT) de STM² à partir de données analytiques des sols de la Montérégie, 3) analyser la sensibilité relative à la prédiction de θ et T ainsi que certaines propriétés de sol générées par FPT à l'intérieur du modèle STM², 4) analyser la sensibilité des FPT aux propriétés primaires des sols et 5) développer de nouvelles FPT adaptées au contexte pédoclimatique de la Montérégie à partir de régressions pas à pas et de régressions canoniques. Pour la validation des prédictions de θ et T à partir du modèle STM², une station pédoclimatique a été installée dans chacun des quatre champs de maïs. Celles-ci étaient constituées de quatre sondes de mesure de θ (15, 30, 45 et 60 cm de profondeur) ainsi qu'une sonde de mesure de T à 10 cm (pour les saisons 2008 et 2010). Deux autres sondes de mesure de T ont été ajoutées en 2010 à 25 et 50 cm de profondeur. Les sols ont été échantillonnés à chacune des profondeurs de mesure de θ pour déterminer la texture, le pourcentage de fragments grossiers, le pourcentage de carbone organique, la masse volumique apparente, la conductivité hydraulique à saturation et les teneurs en eau volumétriques à différentes tensions (0, -10, -33 et -1500 kPa). La performance du modèle a été évaluée pour l'ensemble des saisons de croissance de 2008 et 2010 et pour trois stades phénologiques du maïs.

Dans l'ensemble, les résultats montrent que la température est mieux estimée que l'humidité du sol. Pour l'estimation de θ , le modèle a bien performé avec les sols de texture de type sable loameux et loam sableux et moyennement pour le sol argileux. Les estimations de θ pour le sol graveleux se sont avérées de piètre qualité, sans doute parce que le modèle ne prend pas en considération le contenu en fragments grossiers du sol. Quant aux estimations de T, elles se sont avérées excellentes pour tous les sols testés. La qualité des estimations décroît avec l'augmentation de la profondeur pour les estimations de θ et est meilleure pendant les première et troisième périodes phénologiques du maïs (θ et T). Les prédictions quotidiennes de θ ont été meilleures que les prédictions horaires mais elles étaient similaires pour T. La teneur en eau à -1500 kPa et la masse volumique apparente telles qu'estimées à partir des FPT intégrées dans STM² étaient plutôt fiables quoique légèrement biaisées alors que la teneur en eau à -33 kPa ainsi que la conductivité hydraulique à saturation comportaient des erreurs et des biais élevés. L'analyse de sensibilité relative de STM² a révélé que les propriétés primaires du sol affectent l'estimation de θ différemment selon la texture et le contenu en carbone organique du sol. La masse volumique apparente estimée par FPT s'est avérée la propriété secondaire ayant l'effet le plus important sur les estimations de θ et ce, tout sol confondu. Les analyses de sensibilité de STM² pour l'estimation de T ont démontré que le modèle a une sensibilité faible à négligeable aux propriétés primaires et secondaires du sol. L'analyse de sensibilité a également révélé que les variables météorologiques d'entrée du modèle ont des effets importants sur les estimations de θ et de T. Enfin, les différentes FPT développées par les méthodes de régression pas à pas

et de régression canonique étaient mieux adaptées aux données analytiques de la Montérégie en offrant des indices et erreurs plus faibles que celles intégrées dans STM². Quoique ces deux méthodes ont donné des performances relativement similaires, la conductivité hydraulique à saturation a été mieux estimée avec la FPT obtenue par régression canonique. Cette propriété demeure toutefois moyennement bien estimée.

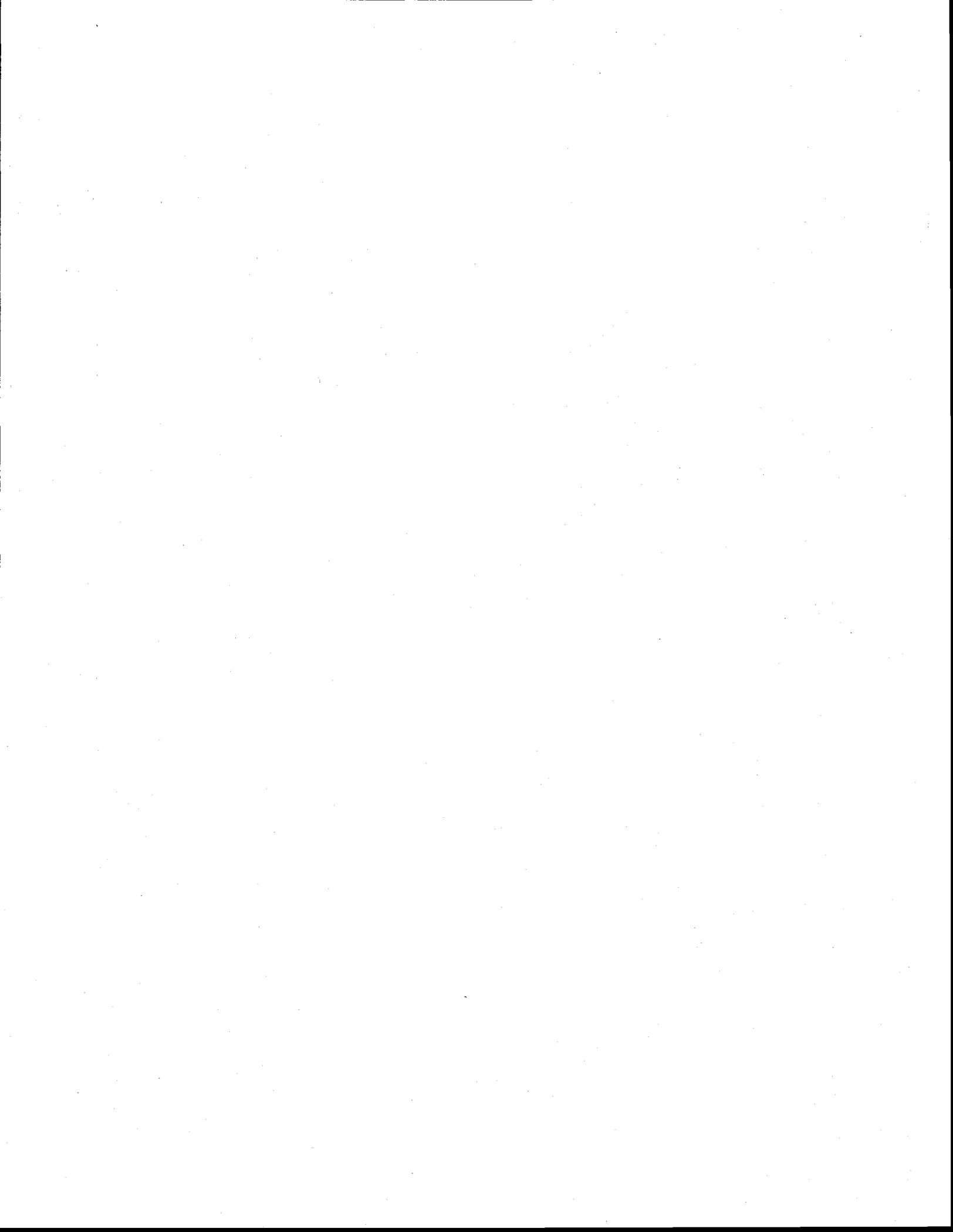
Cette étude a démontré que STM² permet de prédire l'humidité et la température de surface des sols de la Montérégie avec une certaine fiabilité. Pour améliorer les prédictions, il conviendrait d'intégrer les FPT développées dans STM², ce qui permettrait de bien calibrer le modèle aux conditions agro-pédologiques particulières de la Montérégie. Ainsi, le modèle pourrait servir à diverses applications agroenvironnementales.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	III
REMERCIEMENTS	V
RÉSUMÉ	VII
TABLE DES MATIÈRES.....	IX
LISTE DES TABLEAUX	XIII
LISTE DES FIGURES	XVII
1. INTRODUCTION.....	1
1.1 Objectif général	1
1.2 Objectifs spécifiques	2
2. REVUE DE LITTÉRATURE.....	3
2.1 Propriétés primaires	3
2.1.1 Propriétés morphologiques	3
2.1.2 Propriétés chimiques.....	8
2.1.3 Propriétés physiques.....	9
2.2 Propriétés secondaires	11
2.2.1 Propriétés chimiques.....	11
2.2.2 Propriétés physiques.....	12
2.2.3 Propriétés dérivées ou interprétées	14
2.3 Les fonctions de pédotransfert (FPT).....	16
2.3.1 Méthodes de développement de FPT	16
2.3.2 Validation des FPT	19
2.3.3 Les FPT existantes	21
2.4 Les modèles pédoclimatiques.....	28
3. MATÉRIELS ET MÉTHODES	31
3.1 Cadre pédologique.....	31
3.2 Cadre climatique	34
3.3 Cadre agro-environnemental	35

3.4 Les sols à l'étude	36
3.5 Les données météorologiques	41
3.6 Les stations pédoclimatiques.....	43
3.7 Le modèle STM².....	45
3.7.1 Description de STM ²	46
3.7.2 Paramétrage du modèle.....	47
3.8 Approche méthodologique pour la validation de STM²	49
3.8.1 Qualité des estimations.....	49
3.8.2 Effet des séries de sols	50
3.8.3 Effet de la profondeur.....	51
3.8.4 Effet de la période de mesure.....	51
3.8.5 Effet du pas de temps	52
3.9 L'analyse de sensibilité	53
3.10 Le développement de fonctions de pédotransfert	56
3.10.1 Prétraitement des données analytiques.....	56
3.10.2 Approche par régression pas à pas	58
3.10.3 Approche par régression canonique	58
4. RÉSULTATS ET DISCUSSION	61
4.1 Validation du modèle STM².....	61
4.1.1 Estimation de l'humidité du sol	61
4.1.2 Estimation de la température du sol	75
4.1.3 Les fonctions de pédotransfert du modèle.....	84
4.1.4 Conclusions sur les estimations de STM ²	85
4.2. ANALYSE DE SENSIBILITÉ.....	87
4.2.1 Sensibilité relative de STM ² aux propriétés primaires de sol et aux données météorologiques utilisées en entrée	87
4.2.2 La sensibilité relative de STM ² aux propriétés secondaires	94
4.2.3 La sensibilité relative des fonctions de pédotransfert du modèle	99
4.2.4 Discussion générale sur l'analyse de sensibilité.....	101
4.3 DÉVELOPPEMENT DE FONCTIONS DE PÉDOTRANSFERT	102
4.3.1 Études statistiques des données	102

4.3.2 Approche par régression pas à pas (<i>Stepwise regression</i>)	105
4.3.3 Approche par analyse canonique de corrélation	112
4.3.4 Discussion sur les méthodes testées et les FPT de STM ²	120
7. CONCLUSIONS	123
7.1 Perspectives d'avenir	124
RÉFÉRENCES	127
ANNEXE 1	135
ANNEXE 2	137
ANNEXE 3	139

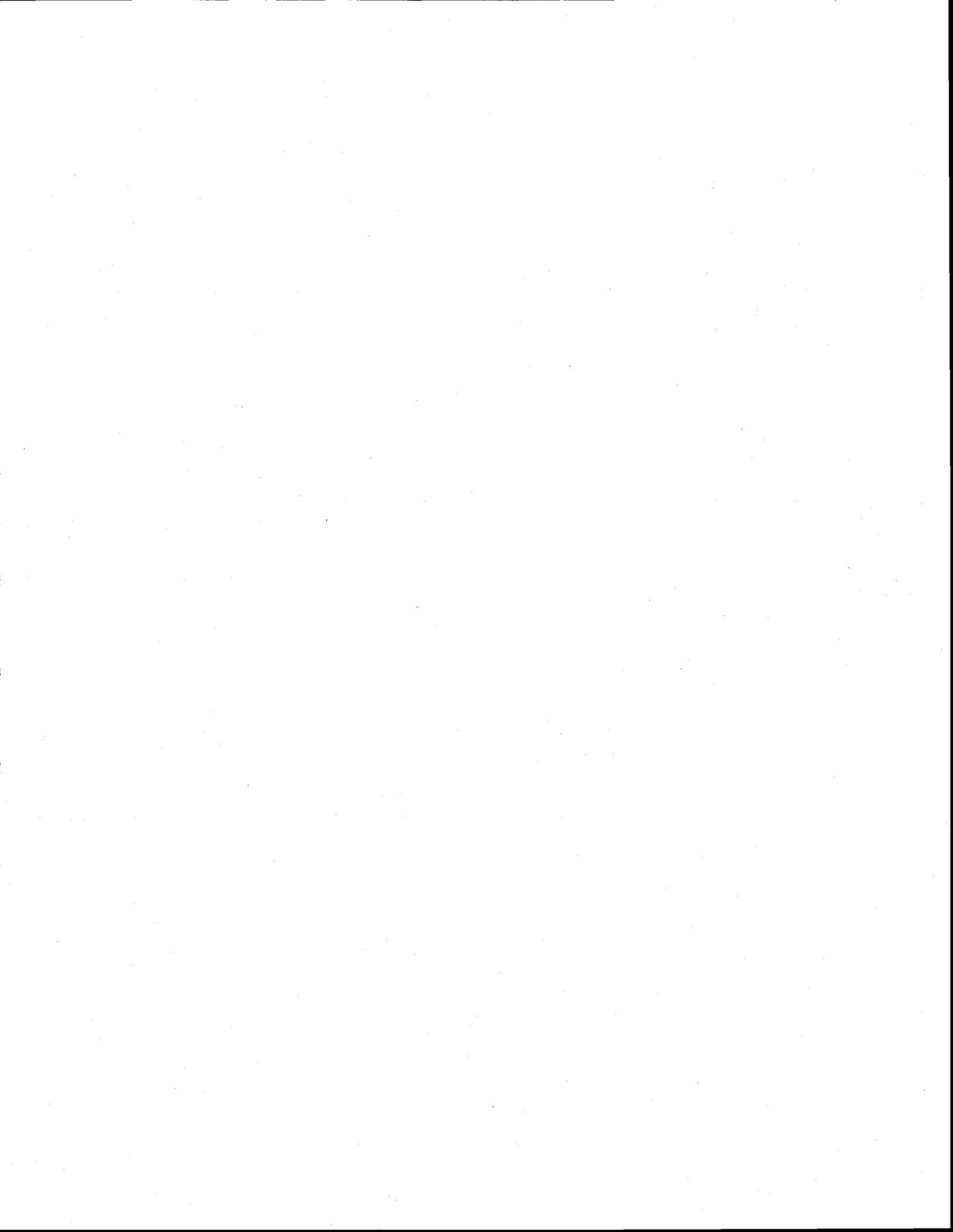


LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 :	Classification du drainage	6
Tableau 2.2 :	Classification de la teneur en matière organique des sols	8
Tableau 2.3 :	Classification des particules primaires selon leurs tailles	9
Tableau 2.4 :	Classification de la texture pour la cartographie	10
Tableau 3.1 :	Mesures analytiques des propriétés primaires et secondaires des différents sols à l'étude	38
Tableau 3.2 :	Équations de calibration spécifique aux différentes séries de sols et horizons.....	44
Tableau 3.3 :	Définition des périodes de mesure selon les périodes phénologiques du maïs grain	52
Tableau 3.4 :	Classification du coefficient de sensibilité relatif absolu.....	55
Tableau 3.5 :	Répartition du nombre de profils par horizon en deux jeux d'étalonnage et de validation	57
Tableau 4.1 :	Évaluation de la qualité des estimations quotidiennes de l'humidité du sol	72
Tableau 4.2 :	Effet de la période de mesure sur l'estimation de l'humidité du sol à une profondeur de 15 cm	74
Tableau 4.3 :	Effet du pas de temps sur l'estimation de l'humidité du sol de la série St- Jude (unité JU1).....	75
Tableau 4.4 :	Évaluation de la qualité des estimations quotidiennes de la température du sol à différentes profondeurs pour chaque série de sols, lors des saisons 2008 et 2010	81
Tableau 4.5 :	Effet de la période de mesure sur l'estimation de la température du sol à 10 cm de la série St-Jude.....	83
Tableau 4.6 :	Effet du pas de temps sur la qualité des estimations de la température du sol à 10 cm de la série St-Jude	84
Tableau 4.7 :	Évaluation des fonctions de pédotransfert intégrées dans STM ² à partir de la base de données analytiques des sols de la Montérégie, tout horizon confondu	85

Tableau 4.8 :	Coefficients moyens de sensibilité absolue de l'estimation de l'humidité du sol avec STM ² aux propriétés primaires de sol ainsi qu'aux données météorologiques utilisées comme entrées.....	89
Tableau 4.9 :	Coefficients moyens de sensibilité absolue de l'estimation de la température du sol avec STM ² aux propriétés primaires de sol et aux données météorologiques utilisées en entrée.....	92
Tableau 4.10 :	Coefficients moyens de sensibilité absolue de l'estimation de l'humidité du sol avec STM ² aux propriétés secondaires de sol.....	95
Tableau 4.11 :	Coefficients moyens de sensibilité absolue de l'estimation de la température du sol avec STM ² aux propriétés secondaires de sol.....	97
Tableau 4.12 :	Analyse de la sensibilité relative des FPT implantées dans STM ² , cas de la série de sols Rougemont (unité RGg2b).....	100
Tableau 4.13 :	Analyse de la sensibilité relative des FPT, cas de la série de sols Saint-Jude (unité JU1).....	100
Tableau 4.14 :	Analyse de la sensibilité relative des FPT, cas de la série de sols Sainte-Brigide (unité BG3).....	100
Tableau 4.15 :	Analyse de la sensibilité relative des FPT, cas de la série de sols Providence (unité PV5).....	101
Tableau 4.16 :	Transformations appliquées aux propriétés primaires et secondaires pour obtenir des distributions normales.....	104
Tableau 4.17 :	Coefficients standardisés et non standardisés des équations de régression obtenues avec la méthode de régression pas à pas pour l'horizon A.....	107
Tableau 4.18 :	Coefficients standardisés et non standardisés des équations de régression obtenues avec la méthode de régression pas à pas pour l'horizon B.....	107
Tableau 4.19 :	Coefficients standardisés et non standardisés des équations de régression obtenues avec la méthode de régression pas à pas pour l'horizon C.....	108
Tableau 4.20 :	Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode de régression pas à pas pour l'horizon A.....	109
Tableau 4.21 :	Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode de régression pas à pas pour l'horizon B.....	110
Tableau 4.22 :	Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode de régression pas à pas pour l'horizon C.....	110

Tableau 4.23 : Coefficients canoniques a_{ij} et de corrélation générés pour les différentes propriétés primaires pour l'obtention de variables canoniques U_j par combinaison linéaire, cas de l'horizon A.....	113
Tableau 4.24 : Coefficients canoniques a_{ij} et de corrélation générés pour les différentes propriétés primaires pour l'obtention de variables canoniques U_j par combinaison linéaire, cas de l'horizon B.....	113
Tableau 4.25 : Coefficients canoniques a_{ij} et de corrélation générés pour les différentes propriétés primaires pour l'obtention de variables canoniques U_j par combinaison linéaire, cas de l'horizon C.....	113
Tableau 4.26 : Coefficients de régression obtenus les variables canoniques U_j et les propriétés secondaires avec la méthode de régression pas à pas, cas de l'horizon A.....	114
Tableau 4.27 : Coefficients de régression obtenus les variables canoniques U_j et les propriétés secondaires avec la méthode de régression pas à pas, cas de l'horizon B.....	115
Tableau 4.28 : Coefficients de régression obtenus les variables canoniques U_j et les propriétés secondaires avec la méthode de régression pas à pas, cas de l'horizon C.....	115
Tableau 4.29 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode par ACC pour l'horizon A.....	117
Tableau 4.30 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode par ACC pour l'horizon B.....	117
Tableau 4.31 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode par ACC pour l'horizon C.....	118

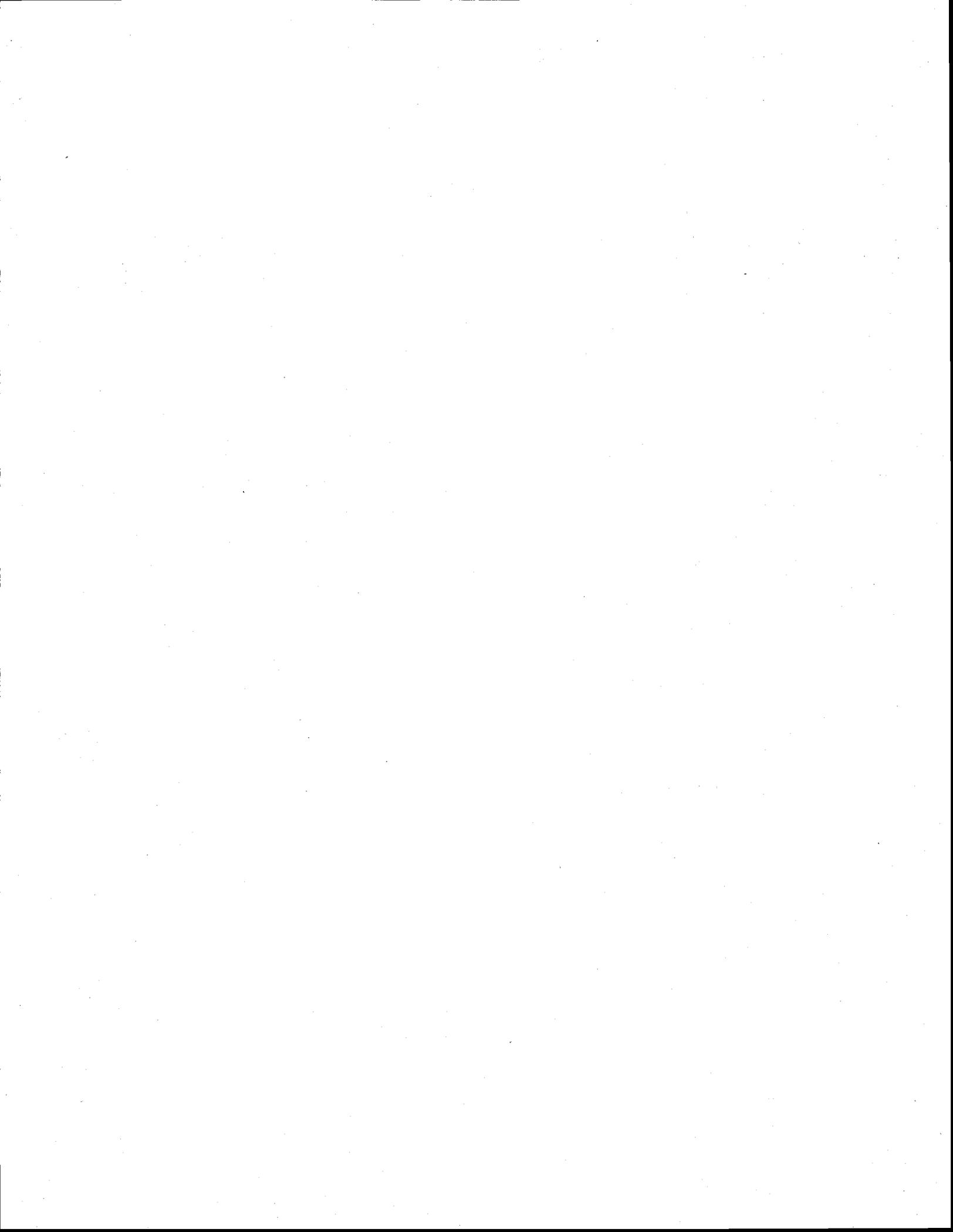


LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 : Code de couleur <i>Munsell</i>	5
Figure 2.2 : Modèle de classification du drainage des sols utilisé par les pédologues d'Agriculture et Agroalimentaire Canada.	7
Figure 2.3 : Classification texturale selon le Système Canadien de Classification des sols.	10
Figure 2.4 : Relation entre la teneur en eau et le potentiel de pression selon le type de texture.	12
Figure 2.5 : Relation entre la conductivité hydraulique et le potentiel de pression selon le type de texture.....	13
Figure 3.1 : Carte de la texture de surface des sols de la Montérégie, suite à la mise à jour de la carte des sols par les pédologues des LPAP d'AAC depuis 1975.....	33
Figure 3.2 : Classification texturale des sols étudiés selon le système canadien de classification des sols (AAC, 1987).	37
Figure 3.3 : Profils représentatifs des séries de sols a) Rougemont, b) Saint-Jude, c) Sainte-Brigide et d) Providence.....	39
Figure 3.4 : Localisation des stations météorologiques et des sols à l'étude selon la cartographie de la texture de surface du sol.....	40
Figure 3.5 : Conditions météorologiques pour les stations de a) Farnham en 2008, b) Farnham en 2010, c) Granby en 2008 et d) Granby en 2010.	42
Figure 3.6 : Exemple d'installation des sondes <i>EC-10</i>	44
Figure 3.7 : Schéma abrégé du fonctionnement de <i>STM²</i>	47
Figure 3.8 : Démarche expérimentale pour le développement de FPT par analyse canonique de corrélation	60
Figure 4.1 : Estimation de la teneur en eau volumétrique θ pour la série Rougemont (unité RGg2b) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2008.	63
Figure 4.2 : Estimation de la teneur en eau volumétrique θ pour la série Rougemont (unité RGg2b) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2010.	64

Figure 4.3 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série St-Jude (unité JU1) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2008.....	65
Figure 4.4 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série St-Jude (unité JU1) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2010.....	66
Figure 4.5 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série Ste-Brigide (unité BG3) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2008.....	67
Figure 4.6 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série Ste-Brigide (unité BG3) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2010.....	68
Figure 4.7 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série Providence (unité PV5) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2008.....	69
Figure 4.8 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série Providence (unité PV5) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2010.....	70
Figure 4.9 : Estimation de la température pour la série Rougemont (unité RGg2b) à des profondeurs de a) 10 cm pour la saison 2008, b) 10 cm pour 2010, c) 25 cm pour 2010 et d) 50 cm pour 2010.....	76
Figure 4.10 : Estimation de la température pour la série St-Jude (unité JU1) à des profondeurs de a) 10 cm pour la saison 2008, b) 10 cm pour 2010, c) 25 cm pour 2010 et d) 50 cm pour 2010.....	77
Figure 4.11 : Estimation de la température pour la série de Ste-Brigide (unité BG3) à des profondeurs de a) 10 cm pour la saison 2008, b) 10 cm pour 2010, c) 25 cm pour 2010 et d) 50 cm pour 2010.....	78
Figure 4.12 : Estimation de la température pour la série Providence (unité PV5) à des profondeurs de a) 10 cm pour la saison 2008, b) 10 cm pour 2010, c) 25 cm pour 2010 et d) 50 cm pour 2010.....	79

Figure 4.13 : Analyse de la sensibilité relative de l'estimation de l'humidité du sol avec STM ² aux propriétés primaires de sol ainsi qu'aux données météorologiques utilisées en entrée pour différentes unités de sols : a) RGg2b, b) JU1, c) BG3 et d) PV5.....	90
Figure 4.14 : Analyse de la sensibilité relative de l'estimation de la température du sol avec STM ² aux propriétés primaires de sol et aux données météorologiques utilisées en entrée pour différentes unités de sols : a) RGg2b, b) JU1, c) BG3 et d) PV5.....	93
Figure 4.15 : Analyse de la sensibilité relative de l'estimation de l'humidité du sol avec STM ² aux propriétés secondaires de sol pour différentes unités de sols : a) RGg2b b) JU1, c) BG3 et d) PV5.....	96
Figure 4.16 : Analyse de la sensibilité relative de l'estimation de la température du sol avec STM ² aux propriétés secondaires de sol pour différentes unités de sols : a) RGg2b b) JU1, c) BG3 et d) PV5.	98
Figure 4.17 : Matrice de distribution et de corrélation des variables primaires et secondaires.....	103
Figure 4.18 : Matrice de distribution et de corrélation des variables primaires et secondaires respectant la normalité, cas de l'horizon A.	105
Figure 4.19 : Validation croisée des FPT développées avec la méthode de régression pas à pas pour chaque horizon et variables secondaires : a) la capacité au champ (θ_{33}), b) le point de flétrissement permanent (θ_{1500}), c) la masse volumique apparente (ρ_{app}) et d) la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}).....	111
Figure 4.20 : Validation croisée des FPT développées avec la méthode de régression canonique pour chaque horizon et variables secondaires : a) la capacité au champ (θ_{33}), b) le point de flétrissement permanent (θ_{1500}), c) la masse volumique apparente (ρ_{app}) et d) la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}).....	119



1. INTRODUCTION

La modélisation des conditions hydriques et thermiques du sol s'avère importante pour la production agricole (Bourgeois *et al.*, 2004). Elle permet entre autre de prédire les rendements et les risques associés à la production. Ces risques concernent la propagation de maladies chez les végétaux, les épidémies d'insectes ravageurs, les sécheresses et les cas d'asphyxie sous des conditions de mauvais drainage ou d'inondation. Les projections climatiques semblent indiquer que pour la plupart des régions du Canada, la fréquence et l'intensité des évènements pluvieux quotidiens seront à la hausse (Mailhot *et al.*, 2010), ce qui aura sans doute un impact considérable sur la modélisation des conditions pédoclimatiques. La thématique abordée dans ce mémoire concerne la modélisation des conditions hydriques et thermiques du sol à partir des propriétés primaires et secondaires des sols ainsi que des conditions météorologiques. Pour réaliser cette tâche, le modèle STM² a été retenu pour l'étude. Il a été développé par le Ministère de l'agriculture des États-Unis (USDA) pour faciliter la prévision de l'émergence des mauvaises herbes (Spokas & Forcella, 2009). Un tel outil, intégrant à la fois le climat et les caractéristiques des sols s'avère intéressant pour la simulation de scénarios pouvant par la suite servir de guide pour l'organisation des différentes opérations de prévention et de gestion de risques associés à la production. Ce projet s'inscrit dans les objectifs du programme intitulé « Systèmes Environnementaux pour une Agriculture Durable (SEAD) » mis en place par Agriculture et Agroalimentaire Canada. Les objectifs du programme SEAD visent à améliorer la connaissance scientifique sur les interactions entre l'agriculture et l'environnement en ayant comme priorités l'eau et les changements climatiques. Les développements issus de SEAD permettront aux agriculteurs d'affronter les défis environnementaux comme les changements climatiques, la gestion des récoltes, du bétail et de l'eau, de manière économiquement durable (AAC, 2011).

1.1 Objectif général

L'objectif général de ce projet consiste donc à vérifier la capacité du modèle STM² à bien estimer l'humidité et la température du sol, dans le contexte pédoclimatique particulier de la région de la Montérégie, une région agricole d'importance au Québec.

1.2 Objectifs spécifiques

Pour répondre à cet objectif général du projet, quatre objectifs spécifiques sont établis :

1. Vérifier si la qualité des estimations de l'humidité et de la température du sol est influencée par :
 - a. la série de sols
 - b. la profondeur d'estimation
 - c. la période de mesure (période phénologique du maïs grain)
 - d. le pas de temps choisi.
2. Valider les fonctions de pédotransfert implantées dans STM² à l'aide de la base de données analytiques des sols de la Montérégie.
3. Quantifier et comprendre au moyen d'une analyse de sensibilité relative l'effet des variables :
 - a. pédologiques primaires ou dérivées par FPT dans le modèle d'estimation de l'humidité et de la température du sol
 - b. météorologiques d'entrée dans le modèle d'estimation de l'humidité et de la température du sol
 - c. pédologiques primaires d'entrée dans les fonctions de pédotransfert intégrées dans le modèle.
4. Proposer de nouvelles fonctions de pédotransfert adaptées au contexte pédoclimatique de la Montérégie pour éventuellement remplacer celles intégrées dans STM², si ces dernières s'avéraient plus performantes.

2. REVUE DE LITTÉRATURE

La prédiction des propriétés hydriques et thermiques de sols (propriétés dynamiques) comme la teneur en humidité et la température à partir de modèles, comme STM², ou de fonctions de pédotransfert (FPT) fait appel, comme variables d'entrée au modèle ou à la FPT, à des propriétés de sols dites primaires (propriétés intrinsèques des sols) ou secondaires (propriétés plus complexes dépendantes des propriétés primaires et pouvant être dérivées par FPT à partir de celles-ci). La revue de littérature comporte donc trois volets : une description des propriétés primaires des sols, puis des propriétés secondaires et finalement les FPT ainsi que les modèles pédoclimatiques. Les deux premiers volets seront abordés sous forme de définitions alors que le troisième portera à la fois sur des définitions mais principalement sur une revue des différents travaux réalisés jusqu'à présent.

2.1 Propriétés primaires

2.1.1 Propriétés morphologiques

Taxonomie des sols

Il existe plusieurs systèmes de classification des sols à travers le monde. Le Canada a son propre système de classification des sols. Ce système est construit de manière hiérarchique et comporte cinq niveaux de taxons basés sur les propriétés du sol soit : l'ordre, le grand groupe, le sous-groupe, la famille et la série (AAC, 1987).

L'**ordre** est le niveau auquel les propriétés du pédon (unité tridimensionnelle du sol ayant de 1 à 3,5 m de diamètre jusqu'à la profondeur de la coupe témoin) font ressortir les effets des processus ayant dominé lors de la formation du sol et l'environnement du sol.

Un **grand groupe** est une ramification d'un **ordre** donné. Il contient les mêmes caractéristiques que l'ordre correspondant mais en plus, l'intensité ou la contribution d'un processus dominant.

Un **sous-groupe** est une ramification d'un **grand groupe**. En plus de répondre aux critères de l'ordre et du grand groupe auxquels il appartient, il distingue le genre et l'arrangement des horizons.

La **famille** est une ramification d'un **sous-groupe**. Elle contient l'ensemble des caractéristiques de l'ordre, du grand groupe et du sous-groupe correspondants. Elle informe sur les caractéristiques du matériau parental : granulométrie, minéralogie, teneur en carbonates, profondeur, facteurs climatiques et réaction du sol.

Enfin, la **série** est une ramification de la **famille**. Elle contient l'ensemble des caractéristiques de l'ordre, du grand groupe, du sous-groupe et de la famille qui en découlent. La série contient les caractéristiques détaillées du pédon telles que pour chaque horizon : la couleur, la texture, la structure, la consistance, l'épaisseur, la réaction et la composition.

La couleur des sols

La couleur est une propriété qualitative des sols variant selon les horizons, le taux d'humidité et le matériel. Il existe une relation évidente entre les classes de sols et la portion visible du spectre électromagnétique (Islam *et al.*, 2004). En pédologie, le système utilisé pour la caractérisation de la couleur est celui de *Munsell*. Le système de couleur *Munsell* décrit les couleurs selon trois composantes : teinte, valeur et chroma. Il faut noter que la valeur et le chroma sont aussi connus sous les appellations intensité et saturation, respectivement. La composante de la teinte d'une couleur indique le degré de ressemblance à une des teintes : jaune, vert, rouge, bleu et pourpre. La valeur est un indice du niveau de luminance ou d'intensité allant du noir au blanc. La composante chroma indique la pureté de la couleur. La figure 2.1 illustre le système de *Munsell* sous forme de schéma. Le code se lit de la façon suivante: les deux premiers chiffres suivis des lettres désignent la teinte, le chiffre après l'espace représente la valeur et celui après la barre oblique le chroma (ex : 10YR 3/2).

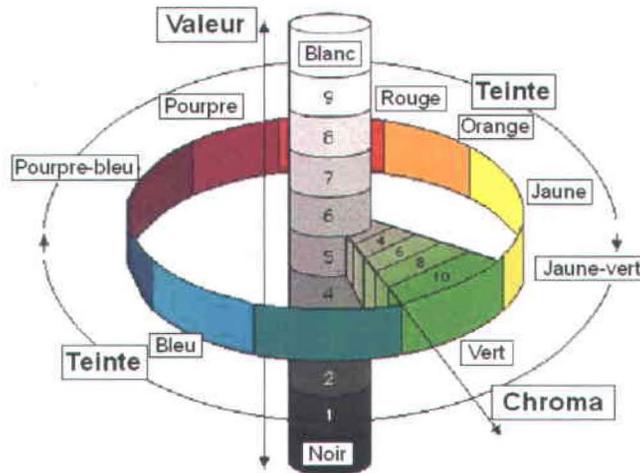


Figure 2.1 : Code de couleur *Munsell*.

Source : Traduit de Islam *et al.* (2004).

La structure

La structure du sol est définie comme étant la combinaison ou la disposition des particules primaires du sol sous forme de particules, d'unités ou d'agrégats secondaires (peds). Il existe un système de classification d'un ped selon sa taille, sa forme et sa netteté (AAC, 2010).

Le drainage

Le drainage est une caractéristique importante du régime hydrique d'un sol. Selon le comité d'experts sur la prospection pédologique d'Agriculture et Agroalimentaire Canada (AAC), le drainage naturel d'un sol est défini comme étant la capacité d'un sol à éliminer les excès d'eau du profil, tout en retenant suffisamment d'eau pour assurer la croissance normale des plantes (AAC, 1987). Gregorich *et al.* (2001) définissent de façon plus générale, le drainage comme la fréquence et la durée de la période où le sol est saturé. Ainsi, la classe de drainage peut être distinguée à l'aide de deux facteurs soit la capacité de rétention d'eau et la durée de temps où le sol est saturé en eau dans le premier mètre. Les propriétés décrites précédemment ont donc un effet direct sur le drainage des sols. Certaines propriétés morphologiques des sols sont utilisées comme des indicateurs de drainage sur le terrain. Le système d'information sur les sols

du Canada (SISCan) distinguent les classes de drainage selon la couleur de la matrice¹, la présence ou l'absence de marbrures², la texture, la profondeur, la capacité de rétention de l'eau du sol et la vitesse de retrait de l'eau du sol (Day & McMenamin, 1983). Sept classes de drainage sont proposées (tableau 2.1).

Tableau 2.1 : Classification du drainage

Code	Classe de drainage
D1	Très rapidement drainé
D2	Rapidement drainé
D3	Bien drainé
D4	Modérément bien drainé
D5	Imparfaitement drainé
D6	Mal drainé
D7	Très mal drainé

La figure 2.2 illustre le modèle de classification du drainage des sols utilisé par les pédologues d'Agriculture et Agroalimentaire Canada.

¹ Le contact d'un horizon de sol de manière permanente avec l'eau entraîne le phénomène de gleyification où le fer est réduit, ce qui se traduit par une couleur de matrice gris-bleu. (gley)

² Les marbrures sont les taches jaunâtres apparaissant à travers la matrice grisâtre d'un sol mal drainé résultant de l'oxydation du fer suite au rabattement de la nappe phréatique. La profondeur à laquelle celles-ci apparaissent (profondeur au gley) est utilisée pour identifier le type de drainage (RNCAN, 2010).

2.1.2 Propriétés chimiques

La matière organique

La matière organique est la fraction du sol composée de carbone d'origine biologique provenant de la décomposition (tout stade confondu) de végétaux ou d'animaux. À l'inverse, la fraction du sol est dite inorganique lorsque son origine est minérale. Le pourcentage de carbone organique d'un sol s'obtient à l'aide de la différence entre le carbone total et le carbone inorganique (Gregorich *et al.*, 2001). Selon le système canadien de classification des sols (AAC, 1987), un sol est dit organique lorsque le pourcentage de carbone organique est supérieur à 17% ou que la matière organique excède 30%. D'après Lavoie *et al.* (1999), la matière organique agit au même titre que l'argile comme réservoir pour l'eau et les éléments nutritifs en augmentant la capacité de rétention. Elle contribue à rendre sous forme biodisponible les minéraux essentiels aux plantes (processus de dégradation microbienne). La teneur en matière organique est mesurée dans les 25 premiers centimètres de la surface du sol. Les sols sont classifiés selon les différentes teneurs en matière organique (tableau 2.2).

Tableau 2.2 : Classification de la teneur en matière organique des sols

Classe	Matière organique (%)	Qualificatif textural
Très faible	<3	-
Faible	3-4	-
Modérément faible	4-5	-
Modérée	5-7,5	-
Modérément élevée	7,5-9	-
Élevée	9-15	-
Très élevée	15-30	Humifère
Extrêmement élevé	≥30	Tourbeux

Source : (AAC, 1987).

Le pH d'un sol

Le pH est une expression du caractère acide ou alcalin d'une solution. Le pH influence l'absorption et la disponibilité de certains éléments nutritifs et agit sur la toxicité des autres éléments. Le pH d'une solution est déterminé à partir de l'expression suivante : $\text{pH} = -\text{Log}([\text{H}^+])$. Le pH du sol s'obtient en mesurant le pH d'une solution à l'équilibre avec ce dernier (Gregorich *et al.*, 2001).

2.1.3 Propriétés physiques

La texture

La texture d'un sol se définit selon les proportions relatives des différentes particules primaires du sol (sable, limon et argile). Selon Lavoie *et al.* (1999) la texture influence, entre autres, la perméabilité, la réserve en eau utile, la stabilité structurale et la fertilité d'un sol. Une teneur en argile élevée a pour conséquence une plus grande capacité de rétention de l'eau et des nutriments. Le tableau 2.3 présente le diamètre des particules primaires pour chacune des fractions du sol. Une classification de la texture est effectuée selon les différentes contributions des fractions du sol. La figure 2.3 illustre les différentes classes texturales du système canadien de classification des sols (AAC, 1987). Ces mêmes classes de texture peuvent être regroupées selon la granulométrie à des fins cartographiques (tableau 2.4). Dans ce contexte, il s'agit de la texture de surface des sols comprise dans les 25 premiers centimètres.

Tableau 2.3 : Classification des particules primaires selon leurs tailles

Fraction du sol	Diamètre des particules (mm)
Fragments grossiers	plus de 2
Sable	0,05 à 2,0
Limon	0,002 à 0,05
Argile	moins de 0,002

Source : (AAC, 1987).

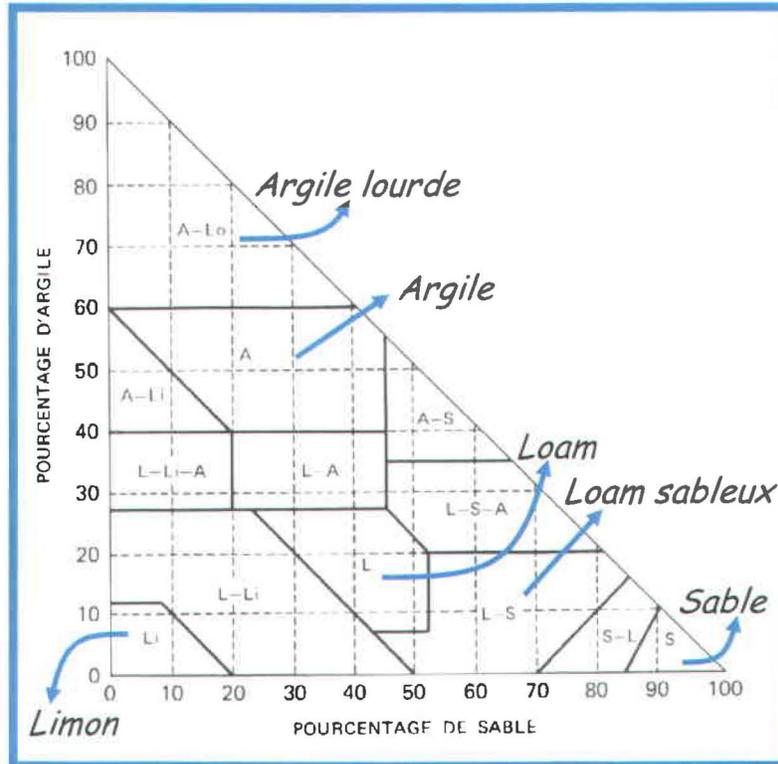


Figure 2.3 : Classification texturale selon le Système Canadien de Classification des sols.

Source : (AAC, 1987).

Tableau 2.4 : Classification de la texture pour la cartographie

Classe	Texture	Définition
1	Grossière	Sable grossier, moyen, fin, très fin et loameux
2	Moyennement grossière	Sable très fin loameux et loam sableux grossier à fin
3	Moyenne	Loam sableux très fin, loam et loam limoneux
4	Moyennement fine	Loam sablo-argileux, loam argileux et loam limono-argileux
5	Fine	Argile sableuse, argile, argile limoneuse et argile lourde
T	Tourbeuse	Couche de surface tourbeuse (plus de 17% de carbone organique)

Source : Lavoie *et al.* (1999).

La masse volumique apparente des sols

La masse volumique apparente (ρ_{app}) des sols est le rapport de la masse de sol asséchée (M_s) avec le volume apparent (Équation 1). Le volume apparent (V) est mesuré avant l'assèchement du sol. Cette propriété est exprimée en kg m^{-3} ou en g cm^{-3} (Gregorich *et al.*, 2001).

$$\rho_{app} = \frac{M_s}{V} \quad (1)$$

2.2 Propriétés secondaires

2.2.1 Propriétés chimiques

La capacité d'échange cationique

La capacité d'échange cationique est la quantité totale de cations échangeables qu'un sol peut adsorber. Les unités sont exprimées en centimoles de charges par kilogramme de sol ou d'un autre matériel adsorbant comme l'argile (Gregorich *et al.*, 2001).

Les bases échangeables et le pourcentage de saturation en bases

Une base échangeable est définie comme étant un cation ou une base adsorbé aux surfaces des particules du sol. Les cations Ca^{2+} , Mg^{2+} et K^+ sont souvent les prédominants. Le pourcentage de saturation en bases donne l'importance dans lequel le complexe d'adsorption d'un sol est saturé en cations autres que l'hydrogène et l'aluminium. Le pourcentage est exprimé par rapport à la capacité d'échange cationique totale (AAC, 2010, Gregorich *et al.*, 2001).

Le phosphore disponible et la capacité de fixation du phosphore

Le phosphore disponible est la quantité de phosphore dans un sol pouvant être absorbée et assimilée lors de la croissance des végétaux. La capacité de fixation du phosphore est l'habileté d'un sol à convertir le phosphore disponible en une forme moins assimilable par les végétaux (Gregorich *et al.*, 2001).

La salinité

La salinité du sol réfère à la quantité de sels solubles présents dans ce dernier. Cette propriété est mesurée à l'aide de la conductivité électrique à saturation (Gregorich *et al.*, 2001).

2.2.2 Propriétés physiques

La teneur en eau à différentes tensions

Cette propriété (θ) exprime la quantité d'eau retenue par le sol suite à l'application d'une tension donnée. La valeur calculée est exprimée en masse d'eau par masse de sol sec ou encore en volume d'eau par volume apparent du sol. Les valeurs de potentiel matriciel ou capillaire les plus courantes appliquées sont de -10 ou -33 et -1500 kPa correspondant respectivement aux pressions à la capacité au champ (θ_{10} ou θ_{33}) et au point de flétrissement permanent (θ_{1500}). D'après la figure 2.4 tirée de Musy & Soutter (1991), la teneur en eau d'un sol (θ) varie inversement au potentiel de pression (h). Sur cette figure, les valeurs de potentiel matriciel associées à -10, -33 et -1500 kPa correspondent respectivement à des hauteurs d'eau de -102, -337 et -15295 cm. On note aussi que la relation diffère pour un sol sableux et un sol argileux. Les sols argileux ont de plus fortes teneurs en eau pour un même potentiel de pression.

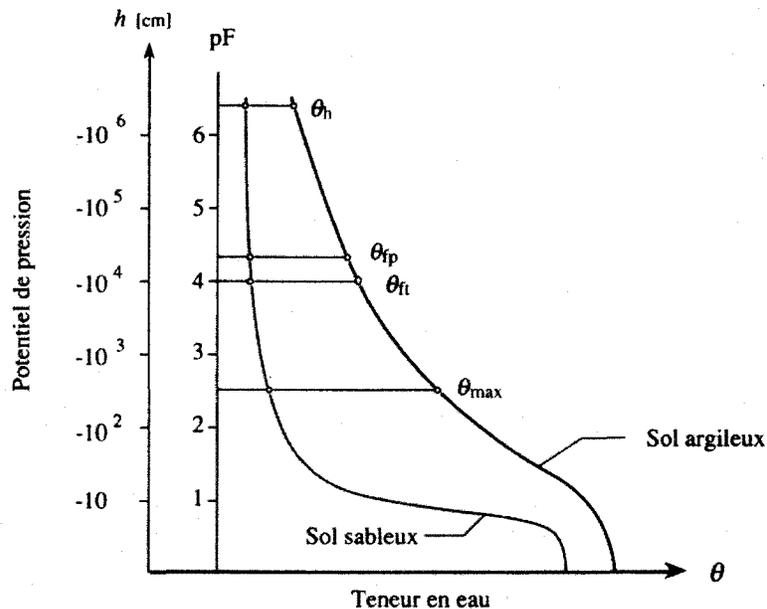


Figure 2.4 : Relation entre la teneur en eau et le potentiel de pression selon le type de texture.

Source : Musy & Soutter (1991).

À noter que θ_{max} est la capacité de rétention en eau du sol, θ_{ft} est le point de flétrissement temporaire, θ_{fp} est le point de flétrissement permanent, θ_h est le point d'hygroscopicité et pF est $\text{Log}_{10}(-h)$

La conductivité hydraulique

La conductivité hydraulique est une manifestation de l'effet de résistance à l'écoulement dû aux forces de frottement (Musy & Soutter, 1991). Il s'agit de la constante de proportionnalité (K) dans la loi de Darcy pour un écoulement visqueux de l'eau dans le sol. Cette constante dépend de la perméabilité intrinsèque du sol (k) et des propriétés du fluide tel que la densité (ρ), de la constante gravitationnelle (g) et la viscosité dynamique (μ) (Gregorich *et al.*, 2001). L'équation 2 présente le détail de ce calcul.

$$K = \frac{kg\rho}{\mu} \quad (2)$$

La conductivité hydraulique dépend à la fois de la texture et de la structure des sols définissant la perméabilité intrinsèque d'un sol (la résistance de l'écoulement). La texture décrit la distribution granulométrique des particules minérales qui influence les forces d'adsorption. Pour sa part, la structure explique la porosité et la trajectoire d'écoulement. Des particules grossières forment des pores plus grands offrant une moins grande résistance pour l'écoulement (moins grande surface de contact). Une trajectoire d'écoulement plutôt sinueuse aura pour effet de ralentir l'écoulement. La figure 2.5 illustre la conductivité hydraulique selon le potentiel de pression et le type de texture. La conductivité hydraulique à saturation correspond à la valeur obtenue lorsque le sol est saturé, sous aucune tension.

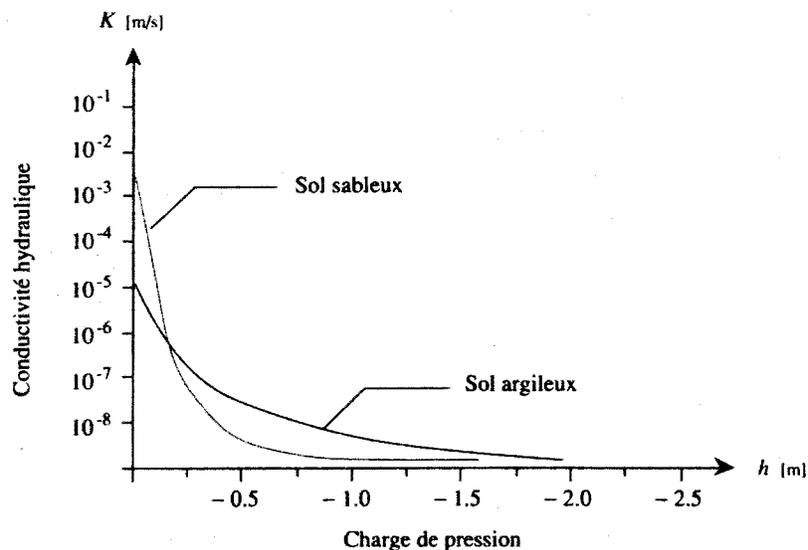


Figure 2.5 : Relation entre la conductivité hydraulique et le potentiel de pression selon le type de texture.

Source : Musy & Soutter (1991).

La réserve en eau utile

La réserve en eau utile d'un sol se définit comme étant la quantité d'eau qu'une plante peut prélever par ses racines de manière efficace. Il s'agit de la quantité d'eau contenue dans le sol située entre le maximum d'eau retenu (capacité au champ) et le point de flétrissement permanent (lorsque l'eau contenue dans le sol est insuffisante pour remplacer les pertes associées à la transpiration d'une plante). Musy & Soutter (1991) définissent la réserve en eau utile (REU) par l'équation 3 :

$$REU = \int_0^{z_r} (\theta_c - \theta_{fp}) dz \quad (3)$$

où z est une profondeur

z_r est la profondeur racinaire,

θ_c et θ_{fp} sont respectivement les teneurs en eau à la capacité au champ et au point de flétrissement permanent.

D'un point de vue pratique, la REU est estimée au moyen d'une somme de chacun des horizons i d'épaisseur z_i jusqu'à la profondeur racinaire tel qu'exprimé à l'équation 4.

$$REU = \sum_{i=0}^{z_r} (\theta_c - \theta_{fp}) z_i \quad (4)$$

2.2.3 Propriétés dérivées ou interprétées

La compaction

La compaction est un mécanisme de réduction d'un volume pour un solide (sol) par l'application d'une pression. Il en résulte une augmentation de la densité du solide. Dans le cas d'un sol, la densité apparente augmentera et la porosité diminuera. Ce phénomène affecte la croissance des plantes (Gregorich *et al.*, 2001).

La surfertilisation

La fertilisation consiste à ajouter à un sol des nutriments essentiels aux plantes sous forme de fertilisants commerciaux, de fumiers d'animaux, d'engrais verts, de compost, etc. (Gregorich *et al.*, 2001). Le terme surfertilisation est utilisé lorsque la fertilisation des sols excède le prélèvement par les plantes ou que la capacité d'absorption du sol est dépassée.

Les risques d'érosion

L'érosion d'un sol est le déplacement d'un sol vers un endroit différent engendré par un agent de transport. Lefebvre *et al.* (2005) affirment que la perte de sols amène des diminutions du contenu en matière organique et une dégradation de la structure du sol. Ceci entraîne des répercussions sur le régime hydrique et la fertilité du sol. L'érosion peut être d'origine hydrique, éolienne ou encore induite par le travail du sol. Toujours selon ces auteurs, le degré d'érosion hydrique est lié au ruissellement de surface (pluie et fonte de neige) et la topographie (l'inclinaison et la longueur des pentes). Pour ce qui est de l'érosion éolienne, un climat sec, une texture sablonneuse, l'exposition de la surface au vent et une faible quantité de résidus de végétaux recouvrant le sol, favorisent le processus de dégradation. Quant à l'érosion par le travail du sol, elle est principalement présente sur des terrains au relief accidenté. En effet, le déplacement du sol vers les dépressions du terrain avec la machinerie agricole combiné avec la force gravitationnelle mène à des pertes de sol. Il existe plusieurs pratiques permettant de freiner les processus d'érosion des sols telles que la présence de résidus végétaux à la surface du sol, l'orientation en travers de la pente des rangs de semis et le choix des cultures. Pour régénérer la fertilité d'un sol, certains agriculteurs épandent du fumier aux endroits appauvris en matière organique et d'autres déplacent le sol transporté en zones d'accumulation vers des zones en perte.

Le risque de pollution environnementale

Les pratiques agricoles intensives ont des répercussions sur la qualité de l'environnement. La surfertilisation et l'épandage de pesticides peuvent présenter des risques de contamination des sols, des eaux souterraines et des eaux de surfaces. La surfertilisation des sols peut mener à une augmentation des concentrations de phosphore et d'azote dans les eaux. La qualité de l'eau des rivières de la Montérégie a d'ailleurs fait l'objet d'étude et elle s'est avérée à bien des endroits très mauvaise (MDDEP, 2001).

2.3 Les fonctions de pédotransfert (FPT)

Une FPT est une équation mathématique ou un modèle servant à la prédiction de propriétés de sols difficilement mesurables (propriétés secondaires ou dérivées) à partir de propriétés s'obtenant plus facilement (propriétés primaires). Les FPT sont largement utilisées pour l'estimation de propriétés secondaires physiques telles que la teneur en eau et la conductivité hydraulique d'un sol. L'utilité première de ces fonctions consiste à combler un manque de données coûteuses à acquérir, mais très importantes dans diverses applications agro-environnementales. Les propriétés estimées par FPT sont souvent des paramètres essentiels pour alimenter différents modèles (climatiques, hydrologiques, etc.). Les propriétés de rétention en eau peuvent être regroupées en deux ensembles selon la méthode d'estimation d'une propriété dite ponctuelle ou continue. Les méthodes d'estimation de propriétés hydriques ponctuelles peuvent prendre la forme d'équations mathématiques permettant d'obtenir une valeur fixe d'une propriété secondaire à partir de propriétés primaires du sol. Ces propriétés sont généralement les teneurs en eau du sol à différentes tensions (0, 10, 33 et 1500 kPa), la masse volumique apparente et la conductivité hydraulique à saturation, des propriétés du sol plutôt fixes à un état spécifique (potentiel matriciel, saturation, etc.). Il existe aussi des FPT pour estimer des propriétés secondaires (ex : la capacité d'échange cationique). Quant aux méthodes d'estimation d'une propriété secondaire en continu, les FPT servent à estimer les paramètres employés avec des modèles de prédiction de teneur en eau ou de conductivité hydraulique en milieu non saturé, par exemple, le modèle de van Genuchten (1980). Elles peuvent aussi être utilisées pour alimenter des modèles qui se basent sur le mode d'assemblage et la distribution des particules élémentaires, lesquels ont des répercussions sur la géométrie des pores.

2.3.1 Méthodes de développement de FPT

Il existe plusieurs méthodes permettant le développement d'une FPT. Peu importe la méthode choisie, il faut garder en tête que les prédictions doivent être valides et que le coût rattaché à la complexité de la fonction doit demeurer inférieur au coût de la mesure directe de la propriété à prédire. Il existe deux catégories d'approches pour développer des FPT : par régression statistique et par exploration de données (*data mining*). La partie suivante abordera les techniques les plus communes utilisées pour créer une FPT.

Approche par régression statistique

Cette approche vise à construire une équation de régression exprimant une propriété secondaire physique/chimique (variable expliquée) à partir de propriétés primaires (variables explicatives). Cette régression peut être de type linéaire, linéaire multiple ou encore d'ordre supérieur. Pour ce faire, Vereecken & Herbst (2004) proposent une séquence de trois étapes à suivre : analyse des données, développement du modèle de régression et validation du modèle.

La première étape vise à analyser les données. Un nuage de points est construit avec chacune des variables expliquées et les variables explicatives. Ceci permet d'étudier s'il existe une relation entre certaines variables. Les relations ne sont pas toujours linéaires, elles peuvent être logarithmiques ou exponentielles par exemple. Des analyses statistiques entre les données peuvent aussi être effectuées afin de connaître le type de distribution. Enfin, il est important de vérifier la corrélation entre les variables explicatives afin d'éviter la redondance et d'éliminer les problèmes de multicollinéarité. L'analyse en composantes principales ou d'autres méthodes d'analyse multivariée permettent de créer de nouvelles composantes présentant un maximum de variance et étant non corrélées au moyen de combinaisons linéaires des variables originales.

La seconde étape vise à construire le modèle de régression. Il existe plusieurs façons de faire; dont plusieurs sont bien décrites dans Vereecken & Herbst (2004). Il faut ensuite déterminer quel modèle de régression est le plus approprié en analysant les hypothèses d'erreurs, la justesse de l'équation, les erreurs de spécification, les intervalles de confiance associés aux coefficients de régression estimés, les intervalles de confiance associés aux estimations des variables expliquées et les valeurs aberrantes.

La dernière étape consiste à valider les modèles de régression. La validation peut se faire de manière statistique en déterminant des coefficients de régression ou par une technique de validation croisée.

Approche par exploration des données (*data mining*)

Cette approche a été conçue afin de contrer la problématique liée au choix des variables explicatives et du choix des formes d'équations pour les régressions statistiques. L'approche par exploration de données consiste à utiliser différents algorithmes afin de déterminer quels sont les meilleures combinaisons de variables de prédiction disponibles dans la base de données et d'équations pour estimer une propriété hydraulique donnée. Des explications

détaillées des différentes techniques d'exploration des données sont décrites dans Pachepsky & Schaap (2004).

Trois méthodes sont principalement utilisées : les réseaux de neurones artificiels, le traitement des données par groupe et l'arbre de décision.

Un réseau de neurones artificiels est constitué de trois types de neurones : d'entrée, caché et de sortie. Le nombre de neurones d'entrée et de sortie correspond respectivement au nombre de variables explicatives et expliquées. Un facteur de pondération est introduit sur chacune des neurones d'entrée (variables de prédiction) de même que pour les neurones cachés. Une fois cette pondération effectuée à partir des neurones d'entrée, un facteur de biais est introduit pour les neurones cachés. Puis, le neurone de sortie génère la variable expliquée. Une erreur résiduelle est alors calculée à partir de la différence avec la valeur prédite et la valeur observée de la variable expliquée. L'algorithme cherche à minimiser la somme des résidus au carré. Par un procédé itératif, le biais et les pondérations de chaque variable de prédiction sont réajustés. Après quelques itérations, l'erreur résiduelle diminue puis se remet à croître dû au phénomène de surajustement (*overfitting*) de l'algorithme. Il faut donc trouver le nombre d'itérations optimal. Il en résulte généralement une équation plus complexe que par la méthode de développement par régression.

La méthode de traitement de données par groupe ressemble à un réseau de neurones artificiel dû au fait que des relations sont nécessairement trouvées entre les variables explicatives et les variables expliquées par des processus itératifs. Cependant, contrairement au réseau de neurones artificiels, seulement les variables explicatives significatives sont retenues, tout comme pour les régressions statistiques. Au départ, il y a donc un processus de sélection de variables explicatives. Le résultat généré est une fonction de composition d'ordre supérieur à 1 faisant appel à des équations linéaires de chacune des variables explicatives.

Il peut arriver qu'une équation de pédotransfert ne soit pas applicable sur l'ensemble d'une base de données. Il pourrait ainsi être pertinent de développer des FPT pour des données présentant des caractéristiques homogènes. L'arbre de décision est une approche permettant de partitionner les données selon des critères propres à chacune des variables explicatives. Ces critères sont des seuils déterminés à partir de mesures de non homogénéité à l'intérieur d'un groupe, basées sur la comparaison de la variance.

Il existe une mesure d'évaluation du coût de la complexité d'un arbre. Pachepsky *et al.* (2006) ont montré qu'à partir de propriétés primaires morphologiques des sols, il est possible de bâtir un arbre de décision comme fonction de pédotransfert afin d'obtenir des propriétés hydrauliques des sols de type quantitatif.

En résumé, chacune des méthodes d'élaboration de fonctions de pédotransfert décrites dans cette section présente des avantages et inconvénients. Selon Pachepsky & Schaap (2004), les arbres de décisions offrent une certaine transparence dans les résultats alors que les réseaux de neurones artificiels ont une capacité de simuler pratiquement toutes les relations. Les trois méthodes de développement de FPT par exploration de données produisent des estimations dont la fidélité aux variables mesurées est comparable.

2.3.2 Validation des FPT

Schaap (2004) propose une séquence de trois étapes à suivre pour le processus de validation de FPT : optimisation, exactitude et incertitude.

Les critères d'optimisation sont des fonctions servant à calibrer les paramètres d'origine physique ou empirique pour une équation. La méthode des moindres carrés est appliquée sur les données de type ponctuel. Cette méthode consiste à minimiser la somme des différences au carré entre une mesure et son estimation. Il est possible qu'il y ait des valeurs aberrantes influençant les tendances générales d'une fonction. Ces valeurs aberrantes influencent davantage la somme des carrés.

L'exactitude d'une FPT s'évalue à partir d'un ensemble de données n'ayant pas servi à la calibration de cette dernière. Il faut cependant que l'ensemble de données utilisé pour évaluer l'exactitude soit le plus représentatif de celui utilisé pour la calibration, c'est-à-dire qu'il soit acquis dans les mêmes conditions (climat, zone locale, régionale ou nationale). Ceci est également valable dans le contexte où des équations tirées de la littérature sont utilisées. L'exactitude d'une FPT doit être vérifiée pour éviter d'obtenir des résultats arbitraires. Elle est déterminée à l'aide d'une valeur numérique servant à quantifier l'erreur. Plusieurs mesures d'estimation de l'erreur ont été développées : l'erreur moyenne (ME, équation 5), la moyenne de l'erreur au carré (MSE, équation 6), la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE, équation 7), l'erreur absolue moyenne (AME, équation 8) ou encore l'erreur relative moyenne (RME, équation 9). Ainsi, ME, aussi appelé le biais, permet de caractériser les erreurs

systématiques en indiquant l'écart moyen entre les mesures et prédictions. Le signe indique s'il y a surestimation (+) ou sous-estimation (-). D'autre part, MSE et RMSE indiquent l'erreur aléatoire entre les mesures et les prédictions. Il existe une mesure de l'estimation de l'erreur considérant à la fois l'erreur systématique et aléatoire intitulée la racine carrée moyenne non biaisée (URMSE, équation 10).

$$ME = \frac{1}{N} \sum_N (E - O) \quad (5)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_N (E - O)^2 \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_N (E - O)^2} \quad (7)$$

$$AME = \frac{1}{N} \sum_N |E - O| \quad (8)$$

$$RME = \frac{1}{N} \sum_N \frac{E - O}{O} \quad (9)$$

$$URMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_N (E - O - ME)^2} \quad (10)$$

où E est la variable estimée et O est la variable observée ou mesurée.

L'incertitude d'une FTP s'évalue à partir de méthodes probabilistes (Schaap, 2004). Des intervalles de confiance sur la variable prédite peuvent être construits pour un niveau de confiance donné (ex : 90-95%). Les méthodes de *Monte-Carlo* et *Bootstrap* sont utilisées pour créer les intervalles de confiance. Une autre façon de procéder est de construire des matrices de variance ou de covariance.

2.3.3 Les FPT existantes

Un aspect intéressant soulevé par Morvan *et al.* (2004) est qu'il n'y a pas vraiment de FPT universelle. En fait, une FPT donne des résultats propres à un contexte pédoclimatique particulier. L'emplacement géographique et la nature du sol auxquels les FPT ont été développées restent à être considérés lors de l'utilisation d'une FPT existante. Dans cette section, des exemples de FPT tirés de la littérature seront présentés. Les FPT seront présentées selon la méthode de développement utilisée : les régressions statistiques et l'exploration des données.

Régressions statistiques

Selon Morvan *et al.* (2004), les équations tirées de Hall *et al.* (1977) considèrent deux types d'horizon : la surface et le sous-sol pour le développement de FPT. La teneur en eau volumétrique (θ) pour différentes valeurs de potentiel matriciel (h) est estimée à partir des pourcentages de sable, de limon, de carbone organique (CO) et de la masse volumique apparente d'un horizon (ρ_{ah}). Les FPT de Rawls *et al.* (1982) sont légèrement différentes des précédentes. Trois modèles de FPT ont été développés par ces auteurs. Le premier modèle fait intervenir soit une ou deux fraction(s) des particules primaires, le pourcentage de matière organique (MO) et la masse volumique apparente d'un horizon. Le premier modèle ne requiert aucune teneur en eau volumétrique alors que le second utilise en plus de ces variables primaires et secondaires, les valeurs de θ_{1500} . Le troisième modèle proposé inclut également les variables du second mais aussi les valeurs de θ_{33} . Il semble que le fait d'inclure les teneurs en eau volumétrique à des tensions de 33 et 1500 kPa a permis d'améliorer la prédiction d'une teneur en eau située entre ces valeurs de potentiel matriciel. Toutefois, cette démarche va à l'encontre de l'objectif visé par le développement de FTP puisque ces propriétés secondaires sont peu disponibles dans les bases de données sur les sols et très longues et coûteuses à mesurer.

Le modèle de courbes de rétention de van Genuchten (1980), largement utilisé, permet d'estimer la teneur en eau volumétrique d'un sol. Ce modèle requiert cinq paramètres importants : les teneurs en eau volumique résiduelle θ_r (θ pour $h \rightarrow -\infty$) et à saturation θ_s , exprimées en $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$, les paramètres α , n et m qui sont des constantes décrivant la forme des caractéristiques de rétention en eau (courbure) et h qui est la valeur de potentiel matriciel

exprimée en centimètres. Le paramètre m peut être exprimé en fonction de n selon l'ajustement du modèle avec le sol. L'équation 11 décrit le modèle en question.

$$\theta(h) = \theta_r + \frac{\theta_s - \theta_r}{[1 + (\alpha h)^n]^m} \quad (11)$$

Vereecken *et al.* (1989) ont développé des FPT pour estimer les paramètres θ_r , θ_s , α et n de la courbe de rétention de van Genuchten à l'aide de régression multiple. L'étude a été menée sur des sols de la Belgique pour des textures allant de sable à argile lourde. Les équations développées font intervenir les pourcentages de sable et de limon et la masse volumique apparente. Il est à noter que les auteurs ont aussi développé des équations à l'aide des classes texturales et de la taille et géométrie moyenne des particules. Saxton & Rawls (2006) ont aussi élaboré des FPT à partir de régressions avec des fonctions composées. Cette série d'équations permet d'estimer ρ_{app} , θ_{sat} , θ_{33} et θ_{1500} . La K_{sat} est obtenue avec les valeurs de θ_{sat} et θ_{33} générées, en utilisant le paramètre λ étant la pente de la relation entre les logarithmes du potentiel matriciel et de la teneur en eau. Ces équations sont le fruit des progrès réalisés suite à des travaux antérieurs (Saxton *et al.*, 1986). Sobieraj *et al.* (2001) ont évalué neuf FPT servant à l'estimation de la K_{sat} . En analysant les FPT utilisées, il est possible de constater que plusieurs d'entre-elles suggèrent une forme exponentielle généralement décroissante selon le pourcentage d'argile.

Bruand (2004) a décrit une méthode d'élaboration de FTP visant à utiliser une stratégie de regroupement par des propriétés de sols. Ceci a été développé en raison de la difficulté d'obtention d'une FTP universelle (applicable dans différentes conditions) fiable. L'auteur a examiné cinq critères pour le regroupement : la génétique (genèse), les horizons, la texture, la structure, la masse volumique apparente et le matériau originel. Une combinaison de ces critères peut aussi être effectuée pour le regroupement. La génétique du sol est liée surtout aux régions climatiques et aux grands groupes. Quant à l'utilisation des horizons pour le regroupement, on distingue la surface (horizon A) et le sous-sol (horizons B et C). Des FPT sont calculées sous forme de régressions multiples selon ces deux classes d'horizons avec la texture, la teneur en carbone organique et la masse volumique apparente.

Une autre approche décrite par Bruand (2004) consiste à utiliser les classes de texture pour déterminer les paramètres du modèle de van Genuchten (1980). Pour chacune des classes texturales, une valeur moyenne d'un paramètre est calculée à l'aide d'une banque de données

de profils de sols. Quant à la classification à partir de la structure et de la masse volumique apparente, il faut tout d'abord séparer en groupe de structure (lié à la texture). Ensuite selon l'ordre de grandeur de la masse volumique apparente associée à une classe structurale, on obtient une propriété hydraulique (K_{sat} ou θ_{sat}). Enfin, le regroupement avec le matériau originel peut être relié aux différents processus de météorisation ou encore la minéralogie. Il semble que dans tous les cas, le regroupement a permis de diminuer la variabilité des propriétés de sols, ce qui a mené à de meilleures estimations des propriétés hydrauliques. La texture et la masse volumique apparente seraient les propriétés les plus appropriées pour le regroupement. Kätterer *et al.* (2006) ont mentionné que l'approche de regroupement par les classifications texturales pourrait nécessiter une conversion d'un système de classification des sols à un autre. Ces auteurs ont réalisé des régressions multiples pour différentes classes texturales pour déterminer la réserve en eau.

Morvan *et al.* (2004) ont utilisé θ_{10} (capacité au champ) et θ_{1500} (point de flétrissement permanent) pour déterminer la réserve en eau (RE). L'équation 12 précise le calcul de RE où Z_i représente l'épaisseur d'un horizon i .

$$RE = \sum_i [(\theta_{10} - \theta_{1500})Z_i] \quad (12)$$

Connaissant la proportion de fragments grossiers présents dans le sol, une correction de RE a été appliquée. La correction consiste à multiplier la RE avec le pourcentage de sol sans fragments grossiers. Les auteurs ont aussi calculé la pluie efficace pour expliquer les changements dans la RE. Ces derniers ont testé plusieurs FPT et il s'est avéré que les meilleurs résultats ont été obtenus avec les classifications à partir de la texture et de la masse volumique apparente des sols réalisés préalablement au développement de FPT.

La matière organique a un effet important sur la masse volumique apparente d'un sol. L'équation 13, tirée de Rawls *et al.* (2004), décrit l'effet de la contribution à la masse volumique apparente pour les composantes organique et minérale d'un sol,

$$\rho_{app} = \frac{100}{\frac{MO}{\rho_{MO}} + \frac{100-MO}{\rho_M}} \quad (13)$$

MO est la matière organique ($1.724 \cdot CO$) et ρ_{MO} et ρ_M sont respectivement les masses volumiques apparentes pour les composantes organique et minérale d'un sol. La valeur

moyenne de ρ_{MO} est de 0.224 g cm^{-3} . Bien qu'il ne s'agisse pas d'une propriété secondaire, la masse volumique apparente peut aussi être estimée à partir de FPT. Cette variable est parfois considérée comme une variable devant être expliquée dans une FPT au lieu d'être employée comme variable explicative. Une équation polynomiale d'ordre 3, développée par le Ministère de l'agriculture des Etats-Unis (USDA). Elle fait intervenir les pourcentages de MO, argile et limon (Rawls *et al.* 2004). Kaur (2002) a aussi développé une FPT permettant d'estimer la masse volumique apparente, mais sous forme exponentielle. Il faut souligner que ces FPT ne considèrent pas la teneur en fragments grossiers comme une propriété explicative, ce qui peut fausser les estimations. Saxton & Rawls (2006) ont aussi proposé l'équation 14 afin de prédire cette même propriété en tenant compte de l'impact des fragments grossiers.

$$\rho_{app} = \rho_N(1 - R_v) + (R_v \times 2.65) \quad (14)$$

où

$$\rho_N = 2.65(1 - \theta_s)$$

$$R_v = \frac{\alpha R_w}{1 - R_w(1 - \alpha)} \quad \text{et}$$

$$\alpha = \frac{\rho}{2.65}$$

ρ_N étant la masse volumique normale du sol (g cm^{-3}), R_v la fraction volumétrique de fragments grossiers (graveleux) (g cm^{-3}), R_w la fraction massique de fragments grossiers (graveleux) (g g^{-1}) et α le rapport entre la masse volumique de la matrice de sol et la masse volumique des fragments (2.65 g cm^{-3}). Dans un autre ordre d'idée, To & Kay (2005) se sont servis de FPT pour l'étude de la résistance mécanique du sol. Cette propriété est intimement liée au degré de compaction du sol. La compaction du sol est nuisible au développement racinaire (morphologie et pénétration des racines) et affecte la structure du sol ainsi que sa perméabilité. La relation utilisée pour le calcul de la résistance mécanique du sol fait intervenir le potentiel matriciel (ou la teneur eau) et la masse volumique apparente du sol. Ces auteurs ont utilisé, comme variables explicatives, les pourcentages de sable, d'argile et de matière organique, ainsi que des constantes propres au sol pour prédire, par FPT, la masse volumique apparente. Par ailleurs, d'autres auteurs ont utilisé des FPT pour développer des indices de compaction du sol (Fritton, 2008, Saffih-Hdadi *et al.*, 2009).

Méthodes par exploration des données (*data mining*)

La teneur et la composition en CO influencent la structure et les propriétés d'adsorption du sol. Ceci se répercute sur les propriétés de rétention en eau du sol. Rawls *et al.* (2003) ont testé deux méthodes pour l'estimation de θ_{33} et θ_{1500} : les arbres de décision et la méthode de traitement des données par groupes (GMDH) à l'aide du logiciel *ModelQuest*. Les auteurs ont aussi testé des arbres de décision avec plusieurs combinaisons de variables explicatives : classe texturale et CO, classe texturale, ordre taxonomique et CO, ordre taxonomique et CO, et enfin, argile, limon, sable et CO. La combinaison de variables la plus performante pour l'estimation de θ_{33} et θ_{1500} est celle intégrant la texture (classe texturale ou pourcentage des fractions granulométriques) et le CO. Ces auteurs ont aussi observé que l'ajout de la masse volumique apparente à cette combinaison de variables explicatives améliorait la prédiction, et ce, même si le CO influence cette dernière.

Quant à la méthode de traitement de données par groupes, elle a servi au développement de deux FPT pour estimer θ_{33} et θ_{1500} . Les deux équations développées utilisent comme propriétés explicatives les pourcentages de sable, argile et CO. Dans les deux cas, ils ont observé que pour une même texture, l'augmentation du CO a pour effet d'augmenter θ . L'effet est plus important à un potentiel de -1500 kPa (θ_{1500}). Toutefois, lorsque la teneur en argile est élevée (texture fine), il semble que l'effet inverse se produit. Ceci signifierait que l'effet de l'argile serait plus important que le CO pour estimer la teneur en eau pour des sols à texture fine. Les auteurs ont aussi testé l'effet du CO sur la conductivité hydraulique. Il semblerait que pour des textures grossières, des teneurs en CO plus élevées feraient augmenter la conductivité hydraulique. Cependant, pour des sols ayant plus de 30% d'argile, ils ont observé que la teneur en CO n'a plus d'influence sur la conductivité hydraulique, car l'effet de l'argile domine largement.

Pachepsky & Rawls (1999), ont développé des fonctions de pédotransfert pour estimer θ_{33} et θ_{1500} . Les propriétés explicatives utilisées étaient les contenus en argile, sable, fragments grossiers et matière organique, la masse volumique apparente et un ratio de la capacité d'échange cationique avec le contenu en argile. L'approche utilisée est par régressions linéaires en utilisant l'algorithme GMDH. Les propriétés explicatives ont été regroupées selon le grand groupe, le régime hydrique, le régime thermique et les groupes de texture du sol. Les prédictions ont été plus précises avec les régressions générées avec regroupements que sans regroupements.

Pachepsky *et al.* (2006) ont estimé θ_{33} et θ_{1500} à l'aide de la masse volumique apparente et de la texture (regroupement de classes texturales et pourcentage d'argile). Les sols ont été classifiés à prime abord en cinq groupes de texture : très fin, fin, moyen, grossier et très grossier. Cependant, pour l'étude, seulement trois groupes ont été utilisés; les groupes fin et très fin ont été fusionnés, de même que les groupes grossier et très grossier. La FPT a été définie par une structure en arbre de décision. La classification par arbre de décision ne nécessite pas de relation entre la structure d'un sol et la rétention. Les groupes de texture ne suffisaient pas pris seuls comme variables explicatives d'une FPT. Les résultats ont été plus prometteurs en intégrant dans le modèle de classification le pourcentage d'argile. La classification par arbre de décision a démontré que les paramètres structuraux et la rétention d'eau sont influencés par les propriétés de base des sols: teneur et type d'argile (minéralogie), teneur en matière organique et qualité, etc. Les observations qualitatives de la morphologie des sols peuvent être traduites en paramètres quantitatifs hydrauliques des sols. Les auteurs ont mentionné que le développement de FPT serait bonifié en y intégrant comme variables auxiliaires à la cartographie numérique, des mesures indirectes de propriétés de sols facilement mesurables et fortement échantillonnées, telles que la conductivité électrique apparente du sol, les indices dérivés de modèle numérique de terrain et les informations spatiales sur la couleur de surface des sols visibles par télédétection.

Modèles d'estimation de propriétés par FPT

La plupart des modèles d'estimation de propriétés par FPT sont bien décrits par McBratney & Minasny (2004) et Schaap (2004). Le modèle *SWLIMITS* (Soil Water Limits) est disponible sous la forme d'une interface en ligne (Ritchie *et al.*, 1999, Suleiman & Ritchie, 2001). Il peut être utilisé pour calculer K_{sat} , θ_{33} , θ_{1500} et RE. Les propriétés explicatives sont les pourcentages de sable, d'argile, de CO, de fragments grossiers ainsi que la masse volumique apparente. Un second modèle est également disponible sous forme d'une interface web, intitulé *Soil Texture Triangle*. Il s'agit d'un calculateur de propriétés hydrauliques des sols utilisant les pourcentages de sable et d'argile pour prédire K_{sat} , θ_{33} , θ_{1500} , θ_{sat} ainsi que la réserve en eau disponible pour la plante d'après les FPT proposées par Saxton *et al.* (1986). Un troisième modèle est également utilisable sous la forme d'une interface web nommée *PEDON SEI* (Ungaro & Calzolari, 2001, Ungaro *et al.*, 2001). Les propriétés explicatives utilisées sont les pourcentages de sable, limon, argile, CO et fragments grossiers ainsi que l'information sur la structure du sol (forme, taille des

agrégats et netteté). Bien que l'interface demande en entrée les trois composantes de la texture, les FPT implémentées dans ce modèle ne les utilisent jamais ensemble (problème de colinéarité). Les propriétés expliquées sont les paramètres du modèle de Brooks & Corey (1964) déterminés selon des observations réalisées sur des sols d'Italie pour K_{sat} , θ_{sat} et θ à différents potentiels matriciels. Les modèles de FPT présentés précédemment s'avèrent intéressants cependant, chaque modèle estime une propriété secondaire avec une seule FPT. Conséquemment, il faut que le contexte pédologique de la FPT soit similaire à celui des données échantillonnées. Le logiciel *SOILPAR* développé par Acutis & Donatelli (2003) constitue une alternative. Avec ce logiciel il est possible de sélectionner parmi plusieurs FPT la plus appropriée. Selon la FPT sélectionnée, le logiciel utilise comme propriété primaire explicative, la texture, et parfois CO et la masse volumique apparente. Les propriétés secondaires estimées sont les teneurs en eau à la capacité au champ, au point de flétrissement permanent, à saturation et la conductivité hydraulique à saturation. Dans certains cas, la masse volumique apparente est estimée même s'il s'agit d'une propriété primaire. *SOILPAR* permet aussi d'estimer les paramètres des différents modèles de rétention de l'eau existants (Brooks & Corey, 1964, Campbell, 1985, Hutson & Cass, 1987, van Genuchten, 1980). Ce logiciel est compatible avec plusieurs formats de fichiers dont *MS Access*, *ShapeFile d'ESRI*, *MS Excel*, etc. Il existe également un autre logiciel nommé *ROSETTA* permettant d'estimer des propriétés secondaires par FPT. Ce logiciel, développé par Schaap *et al.* (2001), utilise un réseau de neurones artificiels afin de générer les paramètres de la courbe de rétention de van Genuchten (1980) permettant d'obtenir la teneur en eau et la conductivité hydraulique du sol à un potentiel matriciel donné. Il utilise cinq niveaux de propriétés explicatives : 1) les classes texturales, 2) les pourcentages de sable, de limon et d'argile, 3) le niveau 2 avec la masse volumique apparente, 4) le niveau 3 avec la capacité au champ et 5) le niveau 4 avec le point de flétrissement permanent. Il existe un module intégré permettant de déterminer la précision et l'exactitude des FPT développées et ainsi sélectionner le niveau optimal (compromis entre le nombre de variables explicatives et la diminution de l'erreur). Ce programme a été largement testé dans différentes études dont Abdelbaki *et al.* (2009), Fritton (2008) et Sobieraj *et al.* (2001).

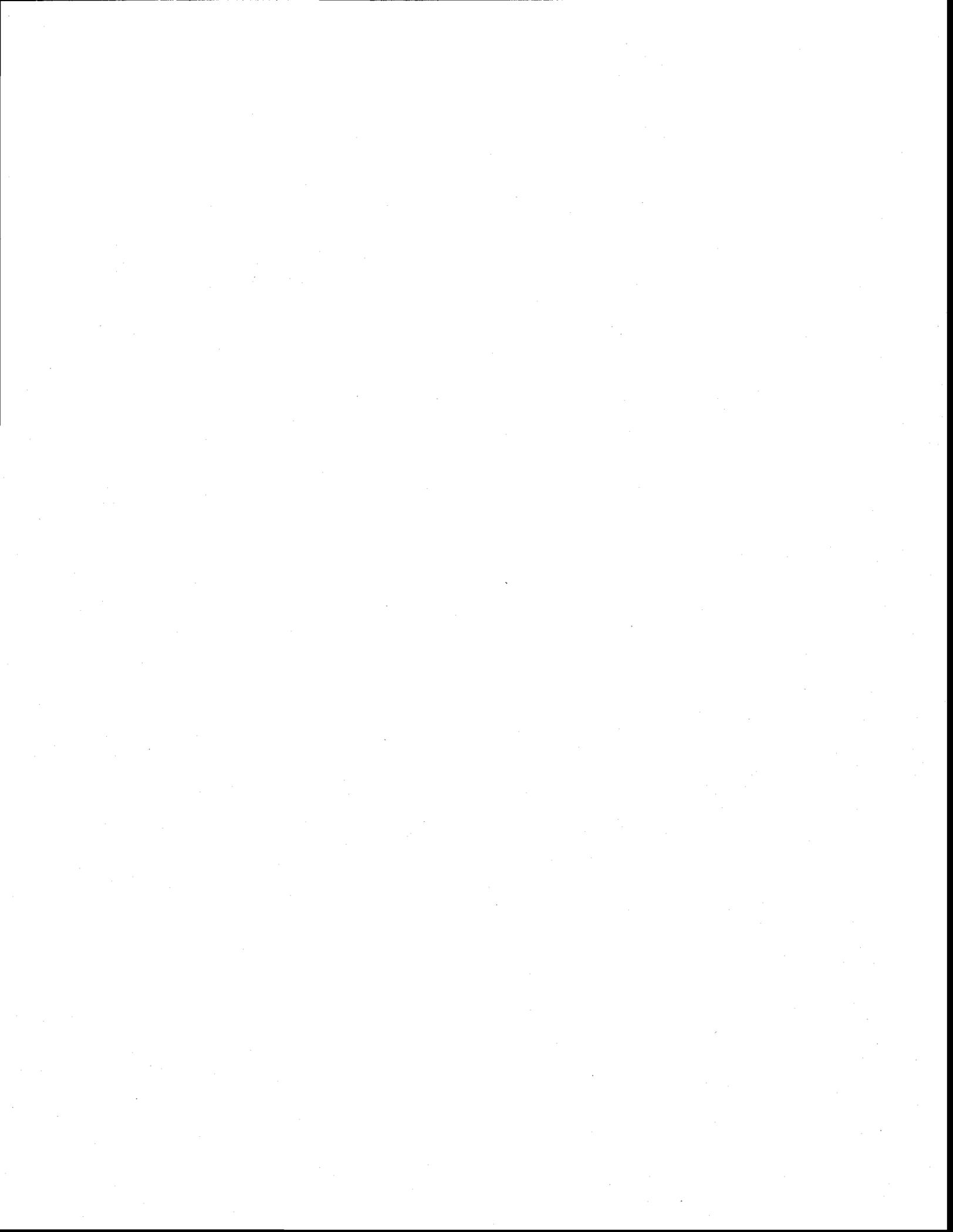
2.4 Les modèles pédoclimatiques

Le modèle HYDRUS-1D, décrit dans Simunek *et al.* (2005), est un logiciel permettant de simuler le transport de chaleur, d'eau et de solutés dans un milieu poreux. Ce modèle calcule les bilans hydriques et thermiques du sol. La demande en eau par les systèmes racinaires des plantes ainsi que l'écoulement en milieu à double porosité sont considérés dans le bilan hydrique du sol. Le bilan thermique tient compte des flux de conduction et de convection de la chaleur. La convection est engendrée par l'écoulement d'eau dans le sol. Le transport des solutés considère le mouvement convectif et dispersif de la phase liquide et la diffusion de la phase gazeuse. Le modèle utilise des méthodes numériques afin de solutionner l'équation de Richards (Richards, 1931) décrivant l'écoulement de l'eau dans un sol à l'état non-saturé. HYDRUS donne le choix à un utilisateur de cinq modèles de courbes non linéaires de rétention de l'eau du sol (θ et K selon le potentiel matriciel). Certains de ces modèles de courbes sont plus efficaces lors de conditions avoisinant l'état de saturation du sol alors que d'autres sont mieux adaptés aux sols lourds (argiles). Le choix du modèle est donc un compromis entre l'état hydrique, le type de sol (texture) et le nombre de paramètres requis (la complexité). En effet, aucun des paramètres de ces courbes n'est estimé par FPT et ces derniers sont spécifiques au sol à l'étude. Le modèle requiert des mesures directes du milieu pour solutionner les équations des bilans thermiques et hydriques. Ceci fait en sorte que les estimations produites par HYDRUS s'avèrent assez fidèles à la réalité observée. Plusieurs horizons de sol sont considérés dans ce modèle. Il existe des versions d'HYDRUS permettant une modélisation en trois dimensions, cependant ces versions ne sont pas offertes gratuitement.

Le modèle SPAW (*Soil-Plant-Air-Water*), décrit dans Saxton & Willey (2006) est similaire au modèle précédent. Il a été conçu cependant pour les prédictions hydrologiques en milieu agricole en considérant les interactions entre le sol et la culture. Le modèle est constitué de deux modules : SPAW-Field pour établir les bilans hydrique et thermique verticaux du sol et SPAW-Pond pour le bilan d'une zone inondée (étang naturel ou artificiel). Le modèle requiert des données climatiques quotidiennes telles que les précipitations totales et l'évapotranspiration potentielle. Tout comme le modèle HYDRUS 1D, il utilise une approche multi-couches pour un profil. Toutefois, une différence majeure est qu'il utilise des FPT pour déterminer la teneur en eau du sol. Il construit pour chaque couche les relations de la teneur en eau selon la tension et de conductivité hydraulique. Ces FPT emploient comme propriétés explicatives la texture (les

pourcentages de sable et d'argile) et le pourcentage de MO et appliquent une correction en considérant le degré de compaction du sol (selon la densité), la salinité et le pourcentage de fragments grossiers. Le bilan hydrique repose sur trois aspects : le ruissellement, l'infiltration et l'évapotranspiration potentielle. Le développement de la plante est considéré dans le bilan hydrique du sol par la composante évapotranspiration. Le modèle utilise des observations annuelles historiques d'une culture pour sa modélisation. Le modèle prend aussi en considération la gestion des cultures telle que la rotation des cultures, la fertilisation et l'irrigation selon le calendrier de la saison de croissance.

Le modèle STM² (*Soil Temperature and Moisture Model*) a été développé par Spokas & Forcella (2009) et permet de prédire l'humidité et la température du sol. Il a été conçu dans le but de prédire l'émergence des mauvaises herbes. Pour ce faire, il utilise comme données d'entrée la texture (% sable et argile) et le contenu en matière organique ainsi que les précipitations et les valeurs quotidiennes du maximum et minimum de température. Le STM² intègre plusieurs FPT dont la majorité proviennent de Saxton & Rawls (2006). Il estime tout d'abord la teneur en eau à la capacité au champ, puis la masse volumique apparente à partir de la moyenne de trois FPT, la teneur en eau à saturation et la conductivité hydraulique à saturation à partir de la moyenne de deux FPT. Contrairement aux autres modèles présentés précédemment, celui-ci ne tient pas compte de l'effet de la compaction du sol et de l'impact des plantes sur le bilan hydrique. Il est plutôt utilisé pour produire des estimations en surface. Même si les variables de sortie sont prévues pour plusieurs profondeurs, il ne s'agit pas ici d'un modèle multi-couches car seules les données de la couche de surface sont prises en compte dans le modèle. Ce dernier se veut une alternative aux autres modèles dont le nombre de variables explicatives demeure élevé, ce qui fait en sorte qu'il est plus flexible dans son utilisation. Pour cette étude, STM² a été sélectionné pour estimer le microclimat du sol en surface puisqu'il a été conçu dans l'objectif de prédire la germination et l'émergence des mauvaises herbes. Pour son fonctionnement, STM² ne requiert pas de nombreuses mesures de propriétés de sol, ce qui rend cet outil facile à utiliser. Bien que ce modèle ait été conçu pour modéliser le microclimat du sol en surface et qu'il ne considère pas le contenu en fragments grossiers, cette présente étude permettra de tester le modèle aux limites de son utilisation.



3. MATÉRIELS ET MÉTHODES

3.1 Cadre pédologique

La région de la Montérégie fait partie de la province pédologique des basses-terres du St-Laurent et comprend deux régions pédologiques soit la plaine de Montréal et les Hautes-terrasses du St-Laurent (Lamontagne & Nolin, 1997). La plaine de Montréal présente un paysage relativement plat ou légèrement incliné et se situe à des altitudes inférieures à 60 mètres. Il y a présence de collines, deltas, crêtes morainiques et terrasses sableuses. Pour ce qui est du matériau parental, il se compose de dépôts d'origine glaciaire ou glacio-lacustre et comprend des bassins de sédimentation de limon et d'argile en provenance de la mer de Champlain. La région pédologique des Hautes-terrasses du St-Laurent comporte deux sous-régions : Covey Hill et Drummondville. Dans la sous-région de Covey Hill, on retrouve des sols formés sur des terrasses marines entourant la colline de Covey Hill. Ces sols sont sableux, graveleux, interstratifiés et bien drainés. Des dépôts glaciaires (tills), fluvio-glaciaires ou glacio-lacustres sont présents sur la colline. Quant à la sous-région pédologique de Drummondville, on y retrouve principalement des dépôts de plage et des sols sableux ou graveleux où se sont formés des podzols ou des brunisols.

Plus spécifiquement, les sols de la Montérégie ont été classifiés selon la nature du matériau originel, le drainage, la texture de surface et du profil ainsi que la taxonomie. Une bonne variété de types de sols est donc présente dans cette région tels que les sols argileux, loameux, sableux et organiques (minces et profonds). L'origine des dépôts formant ces sols est marine, lacustre, fluviale, morainique ou organique. Plusieurs ordres taxonomiques de sols sont présents dans ce secteur tel que les podzols, brunisols, gleysols et sols organiques. En ce qui concerne le drainage, il varie de bien à très mal drainé. La Montérégie a fait l'objet d'études pédologiques publiées dans les années 40 et mises à jour par l'équipe des laboratoires de pédologie et d'agriculture de précision (LPAP) d'AAC de 1975 à 2010.

Ceci a permis de produire des cartes de sols à des échelles plus précises (1 :40 000 pour les comtés de Saint-Jean (Lamontagne *et al.*, 2001), Iberville et Napierville, 1 :20 000 pour les comtés de Saint-Hyacinthe (Lamontagne, 1991), Richelieu (Nolin & Lamontagne, 1990), Verchères (Lamontagne & Nolin, 1990), Chambly (Martin & Nolin, 1991), Rouville (Grenon *et al.*, 1999) et Laprairie (Lamontagne & Martin, 2000) et même 1 :10 000 pour quelques études parcellaires reliées à l'implantation de l'agriculture de précision) ainsi qu'une révision de la taxonomie canadienne des sols. La figure 3.1 illustre la variabilité de la texture de surface observée dans cette région.

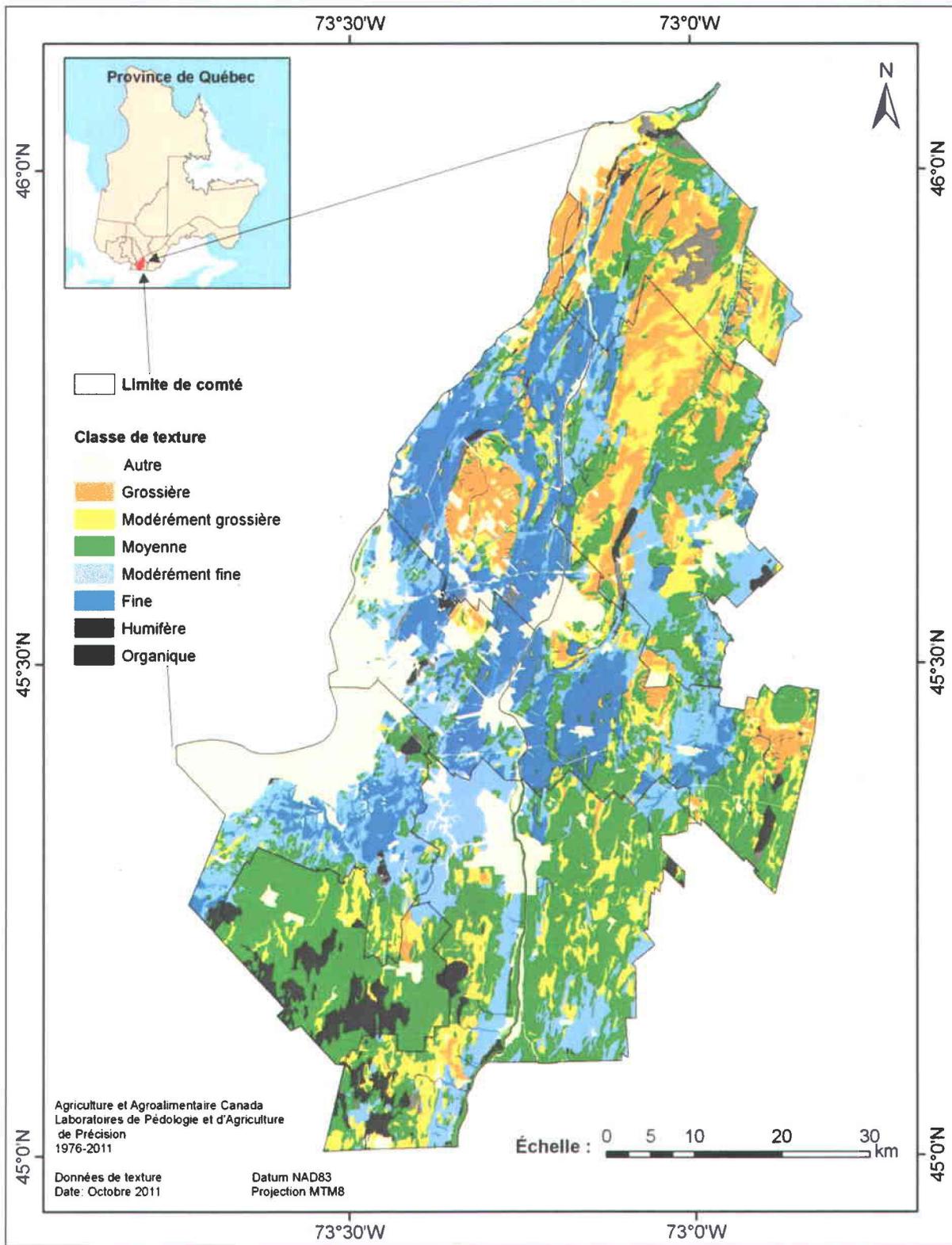


Figure 3.1 : Carte de la texture de surface des sols de la Montérégie, suite à la mise à jour de la carte des sols par les pédologues des LPAP d'AAC depuis 1975.

3.2 Cadre climatique

Des mesures enregistrées à la station météorologique de Farnham en Montérégie entre 1971 et 2000 ont permis de dresser le portrait climatique de cette région (Environnement Canada, 2011). Les températures moyennes oscillent entre $-10,2^{\circ}\text{C}$ en janvier à $20,4^{\circ}\text{C}$ en juillet. Sur une base annuelle, on y observe en moyenne 206,5 jours sans gel, 931,7 mm de pluie ainsi que 224,5 cm de neige. Des cartes décrivant le climat d'une région ont été conçues dans le cadre du système de classification des terres selon leurs aptitudes pour les cultures de céréales de printemps (Pettapiece, 1995). Ces cartes illustrent la tendance générale du climat basée sur des observations réalisées entre 1951 et 1980 dans différentes régions canadiennes. Il est donc possible d'avoir une évaluation de la limitation à la production de céréales de printemps selon l'humidité et la température du sol. Bien qu'en Montérégie, la culture la plus importante est le maïs grain, il n'en demeure pas moins que ce système puisse donner un aperçu des limitations climatiques propres à cette région par rapport au reste du Canada.

En ce qui a trait de l'humidité du sol, le système se fonde sur la mesure du déficit hydrique, soit la différence entre les précipitations et l'évapotranspiration potentielle (P-ETP) pour les mois de mai à août. Ainsi selon le système, la région de la Montérégie présente une valeur de P-ETP de -150 mm, soit le seuil jugé non limitatif en ce qui concerne le bilan hydrique. Des valeurs inférieures à ce seuil (moins de précipitations que d'évapotranspiration) seraient limitatives pour la production de céréales de printemps. En règle générale, il n'y a pas de limitations pour l'humidité du sol; néanmoins, il est possible que la moyenne observée pour une saison puisse fluctuer d'une année à l'autre.

Un indice utilisé pour caractériser la température est le nombre de degrés-jours de croissances réelles (DJCR). Cet indice considère la longueur de la saison, les degrés-jours et la longueur du jour. La Montérégie aurait un indice s'élevant à plus de 1800 DJCR (1650 à plus de 2000 pour la plaine de Montréal et 1650 à 1800 pour les Hautes-terrasses du St-Laurent), ceci est au delà du seuil fixé à 1600 DJCR (Pettapiece, 1995) et conséquemment la température serait non limitative à la production de céréales de printemps. Dans un autre ordre d'idées, le système national d'information sur les terres et les eaux d'Agriculture et Agroalimentaire Canada a classifié cette zone en unités thermiques maïs (UTM). Les UTM pour la région de la Montérégie varient entre 2500 et 3100, ce qui place cette région du Québec parmi les plus aptes à la culture du maïs.

3.3 Cadre agro-environnemental

Selon le profil bioalimentaire régional de la Montérégie élaboré en 2007 par le MAPAQ (MAPAQ, 2007), la Montérégie occupe un rôle économique important dans le secteur de l'agriculture et de l'agroalimentaire. L'ensemble de ce secteur engendre près de 82 800 retombées d'emplois directs et indirects. Par rapport à l'ensemble des entreprises du Québec, toujours dans ce même secteur, la Montérégie en détient 46% pour les grandes cultures, 44% pour les cultures maraîchères, 39% pour les productions fruitières et 27% pour l'aviculture. On y retrouve aussi certaines entreprises en production laitière, bovine (boucherie) et porcine (MAPAQ, 2007).

Mis à part la richesse de cette région du point de vue agronomique, les pratiques agricoles intensives entraînent des répercussions environnementales majeures. En effet, l'épandage excessif de fumier ou de lisier de porc (surfertilisation) et l'application de pesticides et d'herbicides conduisent souvent à la contamination des sols et des eaux souterraines et de surface. L'érosion des sols par le travail du sol peut aussi mener à une augmentation de la charge sédimentaire dans les eaux. Les relevés de la qualité des eaux sur les plans d'eaux de la Montérégie réalisés par le ministère du développement durable et des parcs du Québec (MDDEP, 2001) ont permis de faire état de la situation. Ainsi, des trois cours d'eau principaux (rivières Richelieu, Châteauguay et Yamaska), la rivière Yamaska s'est avérée la plus affectée par les pratiques agricoles.

3.4 Les sols à l'étude

Quatre sites situés sur des parcelles agricoles cultivées en maïs grain ont été sélectionnés pour étudier le modèle. Ces sites sont localisés dans le comté de Rouville (Grenon *et al.*, 1999). Ils ont été choisis pour leur représentativité de la variabilité texturale observée en Montérégie. Les échantillons de sol recueillis à chaque site ont été analysés aux laboratoires de pédologie et d'agriculture de précision (LPAP) d'Agriculture et Agroalimentaire Canada selon les méthodes analytiques officielles. L'analyse granulométrique (% sable, limon et argile) a été déterminée avec la méthode de l'hydromètre modifiée (Sheldrick et Wang, 1993), la matière organique par oxydation par voie humide (Tiessen et Moir, 1993), les fragments grossiers par tamisage (Sheldrick et Wang, 1993), les teneurs en eau au point de saturation, à la capacité au champ et au point de flétrissement permanent selon la procédure décrite par Topp *et al.* (1993), la conductivité hydraulique à saturation tel que proposé par Reynolds (1993) et la masse volumique apparente selon la méthode décrite par Culley (1993). Ces analyses ont été effectuées à cinq profondeurs pour chacun des sites.

La figure 3.2 illustre la classification texturale (moyenne pondérée de 0 à 60 cm) des sites sélectionnés selon le système canadien de classification des sols (AAC, 1987). Le tableau 3.1 présente les différentes analyses effectuées pour l'ensemble des sites. Le premier site appartient à la série de sols Rougemont (unité RGg2b). Il s'agit d'un sable loameux graveleux. Il est qualifié de graveleux puisqu'il contient de 10,5 à 32,6% de fragments de roches arrondis allant jusqu'à 8 cm de diamètre (Grenon *et al.*, 1999). En observant ses propriétés, on constate qu'il est assez riche en matière organique, que ses teneurs en eau au point de flétrissement et capacité au champ sont faibles et que sa conductivité hydraulique est élevée. La figure 3.3a illustre un profil typique de la série de sols Rougemont. Le second site appartient à la série de sols Saint-Jude (unité JU1); il s'agit d'un sable loameux. La principale différence de ce sol avec celui de Rougemont réside dans l'absence de fragments grossiers. Ceci a pour répercussion que ce sol a des propriétés secondaires totalement différentes de la série Rougemont, particulièrement pour la conductivité hydraulique à saturation qui est nettement plus faible. La figure 3.3b présente un profil typique de la série de sols Saint-Jude. Le troisième sol à l'étude appartient à la série de sols Sainte-Brigide (unité BG3), dont la texture moyenne est un loam sableux. Ce sol est celui contenant le moins de matière organique en surface. Il a des fragments grossiers dans le profil mais en moins grande quantité (8,7 - 25,7 %) que le sol de la série de Rougemont. C'est aussi le sol présentant la plus forte masse volumique apparente liée

aux caractéristiques de son matériau parental d'origine morainique. La figure 3.3c illustre un profil typique de la série de Sainte-Brigide. Enfin, le dernier site est une argile limoneuse de la série de Providence (unité PV5). Ce dernier ne contient pas de fragments grossiers. Comme il est possible de constater, les sols à l'étude sont assez différents d'un point de vue granulométrique. La figure 3.3d illustre un profil typique de la série de sols Providence. Il faut mentionner que les profils demeurent sensiblement uniformes quant à leur texture et par conséquent aucun site ne contient des horizons véritablement contrastant. Ces sites ont été analysés en 2008 et leurs caractéristiques ont été réutilisées pour la campagne de suivi de l'humidité et de la température lors de l'année 2010. Cependant, le site de série de sols Providence a dû être relocalisé, échantillonné et analysé à nouveau en 2010. Les analyses de la texture à 45 et 60 cm indiquent un changement de classe par rapport aux analyses de 2008. Ainsi la classe texturale moyenne passe d'une argile limoneuse à une argile lourde. En Montérégie, il existe une bonne variété de sols organiques mais dans cette étude, seulement les sols minéraux ont été retenus en raison des entrées du modèle (nécessite la texture du sol). La localisation des sites à l'étude est représentée à la figure 3.4.

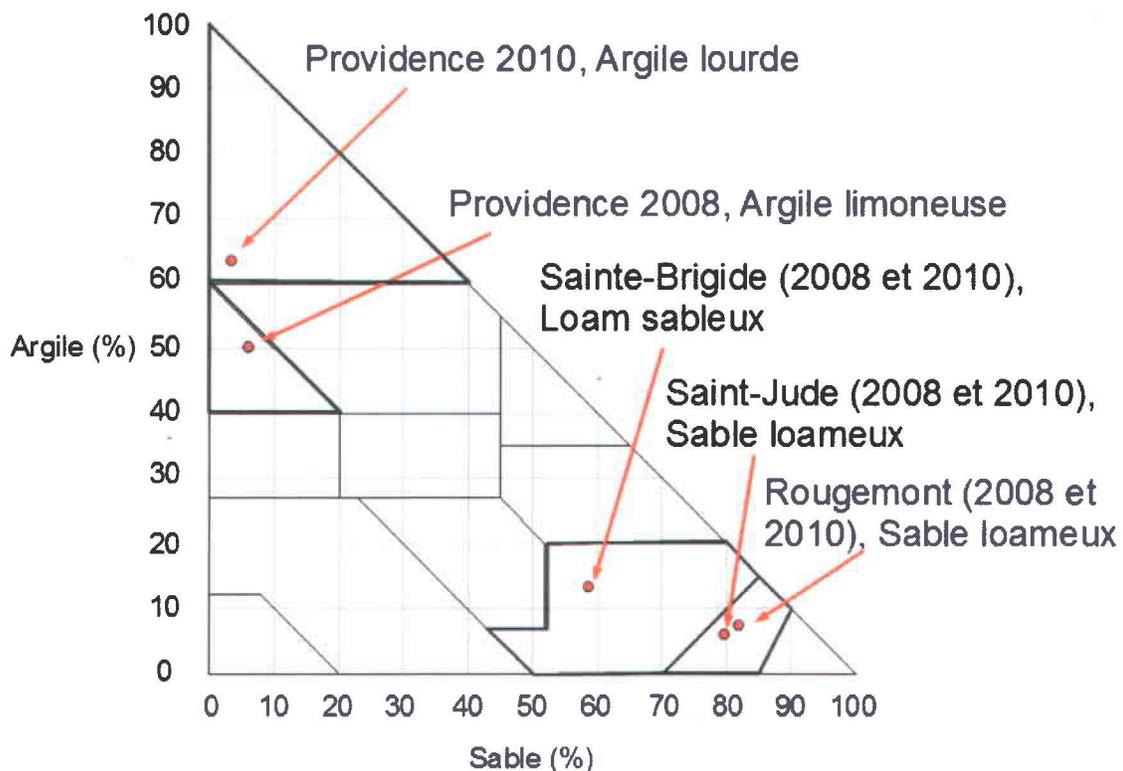


Figure 3.2 : Classification texturale des sols étudiés selon le système canadien de classification des sols (AAC, 1987).

Tableau 3.1 : Mesures analytiques des propriétés primaires et secondaires des différents sols à l'étude

Série de sols	Unité de sol	Profondeur cm	Classe texturale	Propriétés primaires					Propriétés secondaires			
				Argile %	Limons %	Sable %	MO %	F.G. % vol.	θ_{33} %	θ_{1500} %	K_{sat} cm h ⁻¹	ρ_{app} g cm ⁻³
Rougemont	RGg2b	15	Loam sableux	10,8	16,2	73,0	5,3	27,6	20,9	13,2	115,88	1,36
		30	Loam sableux	8,0	16,2	75,8	6,3	23,5	23,8	12,9	84,09	1,36
		45	Sable loameux	6,1	7,3	86,6	1,9	10,5	16,4	8,9	202,89	1,39
		60	Sable loameux	4,4	4,8	90,8	1,1	32,6	17,1	8,3	143,79	1,32
Saint-Jude	JU1	15	Sable loameux	4,4	13,1	82,5	4,6	0,0	40,6	11,0	1,69	1,18
		30	Sable loameux	5,3	12,6	82,1	4,6	0,0	30,9	8,0	1,47	1,45
		45	Sable	5,1	4,6	90,3	0,4	0,0	14,2	4,9	2,49	1,60
		60	Loam sableux	8,4	27,4	64,2	0,2	0,0	23,5	4,9	1,21	1,91
Sainte-Brigide	BG3	15	Loam sableux	13,0	27,9	59,1	2,1	15,6	31,7	11,2	0,89	1,64
		30	Loam sableux	13,3	27,0	59,7	1,5	8,7	24,0	11,8	1,65	1,72
		45	Loam sableux	18,1	25,3	56,6	0,7	25,7	18,8	9,2	9,98	1,75
		60	Loam sableux	7,4	32,7	59,9	0,3	17,3	16,5	4,2	6,57	1,67
Providence 2008	PV5 2008	15	Argile limoneuse	49,7	45,2	5,1	3,6	0,0	42,3	25,1	7,40	1,28
		30	Argile limoneuse	49,3	45,2	5,5	3,6	0,0	39,4	28,3	1,80	1,50
		45	Argile limoneuse	54,5	40,8	4,7	2,8	0,0	45,3	29,6	13,59	1,47
		60	Argile limoneuse	47,3	44,6	8,1	0,4	0,0	46,0	31,1	7,47	1,32
Providence 2010	PV5 2010	15	Argile limoneuse	43,2	52,1	4,7	3,0	0,2	45,1	24,8	0,01	1,37
		30	Argile limoneuse	47,7	50,2	2,2	1,6	0,3	45,6	26,0	0,00	1,43
		45	Argile lourde	78,1	20,0	2,0	0,4	0,3	51,1	32,7	0,15	1,25
		60	Argile lourde	79,6	17,0	3,5	0,3	0,1	52,2	31,5	0,10	1,18

Source : Nolin *et al.* (2010)

a)



b)



c)



d)



Figure 3.3 : Profils représentatifs des séries de sols a) Rougemont, b) Saint-Jude, c) Sainte-Brigide et d) Providence.

Source : Gracieuseté d'Agriculture et Agroalimentaire Canada

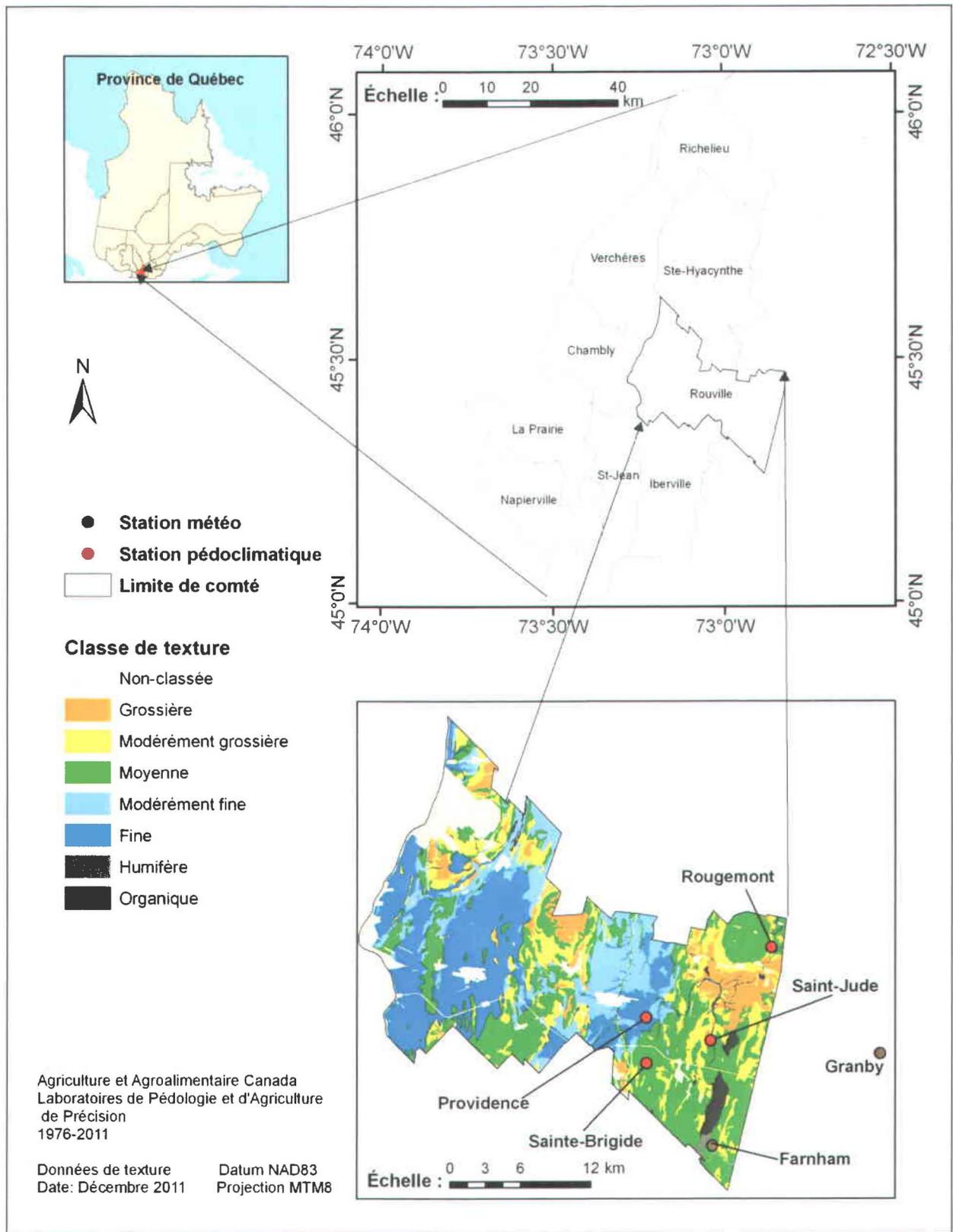


Figure 3.4 : Localisation des stations météorologiques et des sols à l'étude selon la cartographie de la texture de surface du sol.

3.5 Les données météorologiques

Les données météorologiques utilisées dans le contexte de ce projet proviennent de stations météorologiques d'Environnement Canada, situées à proximité des sites étudiés (moins de 10 kilomètres). Pour le site Rougemont, la station de Granby s'est avérée la plus rapprochée alors que pour les trois autres sites, il s'agissait de la station de Farnham (figure 3.4). La figure 3.5 illustre les conditions météorologiques observées à Farnham et Granby pour les saisons de croissance de 2008 et 2010. Il est possible de constater une ressemblance pour les données d'une même année entre les stations. Cependant, il semble y avoir eu plus d'évènements pluvieux rapprochés en 2008 qu'en 2010.

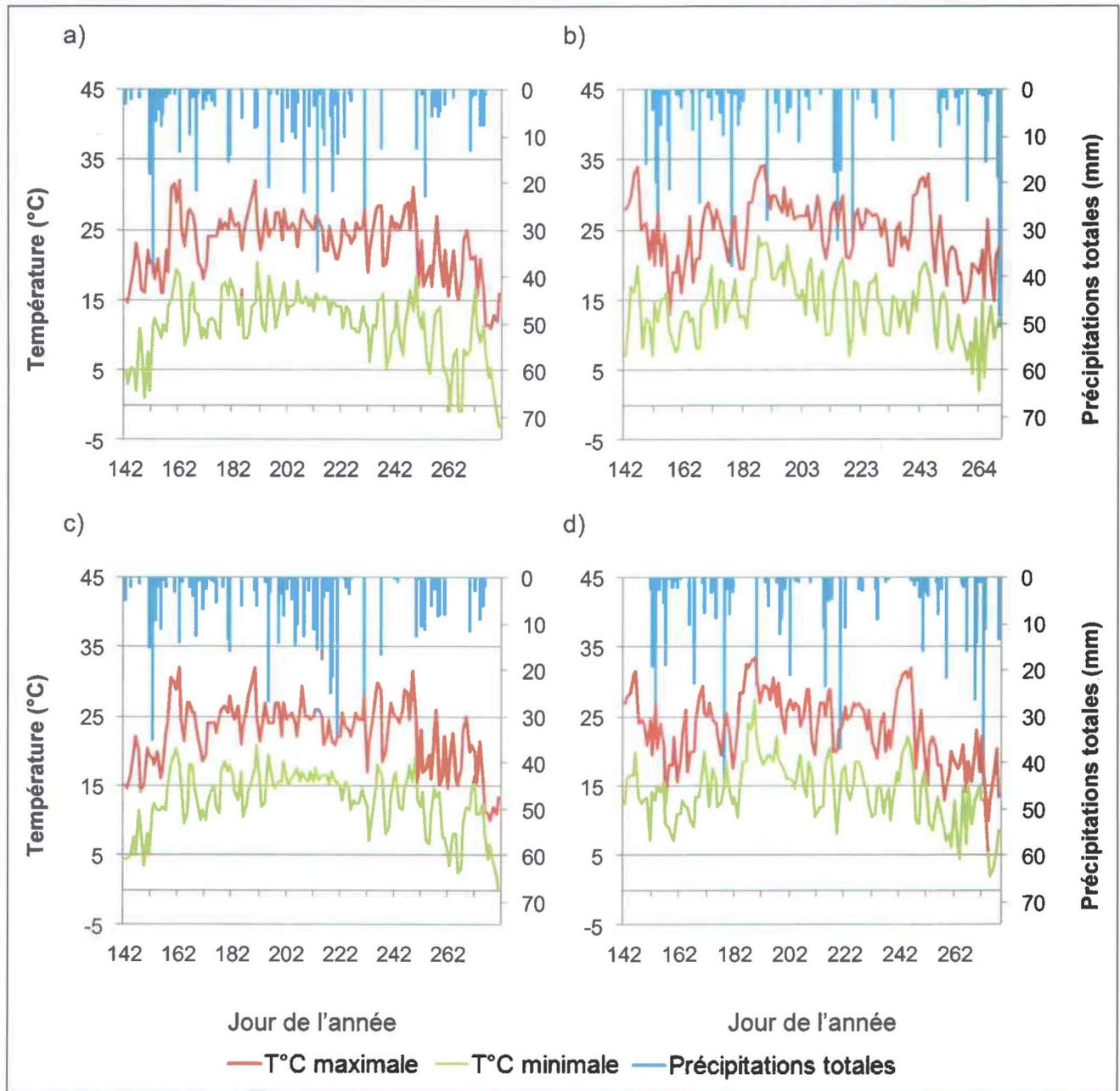


Figure 3.5 : Conditions météorologiques pour les stations de a) Farnham en 2008, b) Farnham en 2010, c) Granby en 2008 et d) Granby en 2010.

3.6 Les stations pédoclimatiques

Un des objectifs de cette étude consiste à valider les estimations de l'humidité et de la température du sol effectuées avec le modèle STM². Afin de procéder à cette validation, il faut détenir des mesures d'humidité et de température à différentes profondeurs pour chacun des sites étudiés. Pour ce faire, des stations pédoclimatiques ont été installées à chacun des sites sélectionnés au cours des saisons de croissance de 2008 et de 2010 (figure 3.4).

Chacune des stations pédoclimatiques est munie de quatre sondes *ECH₂O EC-10*, (Decagon Devices, Pullman WA, États-Unis) reliées à un module d'acquisition des données *Hobo Micro Station Data Logger* (ONSET, Bourne MA, États-Unis), pour la mesure de l'humidité du sol. Une sonde a été installée à une profondeur de 15, 30, 45 et 60 cm, profondeurs autour desquelles (± 3 cm) les propriétés primaires et secondaires du sol ont été analysées en laboratoire (tableau 3.1). La teneur en eau volumétrique du sol est mesurée indirectement avec ce type de sonde. En fait, la sonde mesure plutôt la conductivité électrique du sol qui, par la suite, est convertie en teneur en eau volumétrique selon une calibration du fabricant. La conductivité électrique du sol varie en fonction de son état hydrique et sa salinité (Allred *et al.*, 2008). Puisque la granulométrie et la structure du sol conditionnent le milieu poreux, la réponse enregistrée par les sondes diffère d'un type de sol à un autre. En fait, l'équation développée par le fabricant pour convertir la conductivité électrique du sol en teneur en eau volumétrique a été réalisée pour des sols loameux. L'erreur de ces sondes, selon le fabricant *Decagon*, est de $\pm 4\%$ avec la calibration en usine et pourrait atteindre $\pm 2\%$ avec une calibration spécifique au site. Des équations de calibration spécifique à la texture du sol ont été utilisées pour le présent projet (Mme Isabelle Perron AAC, communication personnelle). Pour le site de la série Sainte-Brigide, la calibration du fabricant a été conservée car la calibration spécifique à la texture faisait en sorte que les valeurs de la teneur en eau du sol dépassaient le point de saturation du sol (θ_0), ce qui est incohérent du point de vue de la physique du sol. Il faut se rappeler que ce sol est de texture loameuse et, par conséquent, la calibration en usine est bien adaptée aux conditions du sol étudié. Le tableau 3.2 détaille les équations utilisées selon la série de sols et l'horizon du sol (Mme Isabelle Perron, communication personnelle). Les sondes ont été installées sous le rang de maïs de manière à ne pas causer d'interférences aux travaux agricoles et bien représenter les conditions racinaires. La figure 3.6 illustre la disposition des sondes dans le profil de sol.

Tableau 3.2 : Équations de calibration spécifique aux différentes séries de sols et horizons

Série de sols	Horizon	Équation [†]	Coefficient de détermination R ²	Erreur standard (cm ³ cm ⁻³)	N
Rougemont	A	Y=1,658X+0,142	0,55	0,05	20
	B	Y=0,386X+0,077	0,54	0,04	20
Saint-Jude	A	Y=0,779X+0,096	0,94	0,02	20
	B	Y=0,688X+0,069	0,77	0,04	20
Sainte-Brigide	A	Y=1,029X+0,090	0,94	0,03	20
	B	Y=1,066X+0,071	0,58	0,05	20
Providence	A	Y=0,878X+0,057	0,92	0,05	20
	B	Y=1,024X+0,128	0,48	0,08	20

Source : (Isabelle Perron, communication personnelle).

† : X est la teneur en eau volumétrique mesurée par la sonde calibrée en usine.

Y est la teneur en eau volumétrique résultant de l'équation de calibration spécifique à la texture du sol.



Figure 3.6 : Exemple d'installation des sondes EC-10.

Photographie : Gracieuseté de Mario Deschênes, Agriculture et Agroalimentaire Canada.

Les stations pédoclimatiques comportaient également des unités *HOBO Temp H8* (ONSET, Bourne MA, États-Unis) permettant la mesure de la température du sol. Ces unités ont été installées à des profondeurs de 10 cm pour 2008 et 2010 ainsi qu'à 25 et 50 cm en 2010 uniquement. Avant leur installation, chaque unité a été disposée dans un boîtier protecteur scellé conçu pour une installation dans le sol. Les unités ont une erreur de $\pm 0,7^{\circ}\text{C}$ selon la fiche technique du fabricant. Pour ces mesures, aucune calibration spécifique n'a été effectuée. Il faut spécifier que le fabricant ne fait aucunement mention qu'un gain de précision peut être apporté avec une calibration spécifique de ces instruments.

L'humidité et la température du sol ont été enregistrées à toutes les 10 minutes dans le cas de la teneur en eau du sol et aux 30 minutes pour la température du sol. De cette façon, les données pourront être résumées par la moyenne obtenues à des intervalles à pas de temps horaire et quotidien. Bien que la teneur en eau à la surface du sol puisse être influencée par la présence d'une nappe d'eau peu profonde, aucune mesure de celle-ci n'a été réalisée.

3.7 Le modèle STM²

Le modèle choisi pour cette étude est le *Soil Temperature and Moisture Model* (STM²) développé par Spokas & Forcella (2009). Il s'agit d'un modèle 1D conçu pour estimer la teneur en eau volumétrique et la température du sol, pour un profil donné, à partir de données météorologiques quotidiennes et de propriétés primaires de sol : la texture et la matière organique du sol. Les données météorologiques alimentant le modèle sont les précipitations totales et les températures quotidiennes minimum et maximum de l'air. Le modèle a été conçu afin de produire une estimation du microclimat à la surface du sol dans l'objectif de prédire la germination et l'émergence des mauvaises herbes. Les auteurs ont également développé des modules permettant de prédire les conditions météorologiques quotidiennes reposant sur des séries temporelles d'observations. Ces prédictions météorologiques peuvent ensuite alimenter STM² en termes de données météorologiques d'entrée. L'aspect prédiction de scénarios ne sera pas traité dans cet ouvrage. Les estimations du modèle seront évaluées exclusivement du point de vue des caractéristiques des sols. Pour cela, des données observées à quelques stations météorologiques avoisinant les sites de mesures au champ seront utilisées. Le modèle a été introduit dans la revue de littérature et sera expliqué plus en détail dans cette section. Il sera question du fonctionnement du STM² ainsi que son paramétrage.

3.7.1 Description de STM²

Le modèle requiert en entrée des propriétés primaires du sol : la texture (% sable, limon et argile) ainsi que le pourcentage de MO de la couche de surface. Il prend pour acquis que la variation en profondeur de la texture du sol n'affecte pas significativement la prédiction de l'humidité ou de la température du sol. Une fonction de décroissance exponentielle de la teneur en MO avec la profondeur est utilisée (Campbell, 1985). À partir de ces propriétés primaires du sol, le modèle calcule des propriétés secondaires en utilisant des FPT. Ces propriétés secondaires générées sont la masse volumique apparente, la conductivité hydraulique à saturation, les teneurs en eau volumétriques à la capacité au champ, au point de flétrissement permanent et à la saturation. Dans le cas de la masse volumique apparente et de la conductivité hydraulique à saturation, les estimations sont obtenues en faisant une moyenne de trois et de deux FPT respectivement. Le modèle offre également la possibilité d'entrer directement les propriétés secondaires. Dans le cas de l'estimation de la teneur en eau du sol, le modèle emploie ces propriétés secondaires pour en générer d'autres au moyen de relations empiriques (conductivité hydraulique en milieu non saturé et le potentiel d'humidité du sol). La plupart des FPT utilisées se retrouvent dans les publications suivantes : Campbell (1985), Kaur (2002), Rawls *et al.* (1982) et essentiellement dans Saxton & Rawls (2006). Ces FPT ont pour la plupart été développées pour l'horizon A du sol. Ces FPT sont détaillées à l'annexe 1. Les propriétés thermiques du sol calculées sont disponibles dans Farouki (1986). Le calcul a recours, entre autres, à la masse volumique apparente du sol ainsi que la fraction de quartz du sol, déterminée à partir du pourcentage de sable dans le cas de STM², afin de calculer la conductivité thermique du sol à l'état dégelé. Le modèle calcule la radiation extraterrestre en considérant l'heure et la date, les coordonnées géographiques et l'altitude de l'endroit (Spokas & Forcella, 2006). Il détermine les bilans hydrique et thermique du sol en résolvant l'équation de Richards (Richards, 1931) considérant les flux de vapeur et des liquides à partir de conditions initiales et limites d'humidité et de température du sol et en tenant compte des propriétés primaires, secondaires et thermiques du sol ainsi que des données météorologiques. Le modèle ne gère pas le couvert végétal dans le calcul des bilans thermiques et hydriques. Les sorties du modèle à une profondeur donnée sont la température du sol et l'humidité exprimée en teneur en eau volumétrique ou en potentiel matriciel. Le modèle permet de produire des estimations à différents pas de temps (horaire, quatre fois par jour, deux fois par jour, quotidien et hebdomadaire). Un schéma abrégé de STM² est présenté à la figure 3.7.

Entrées

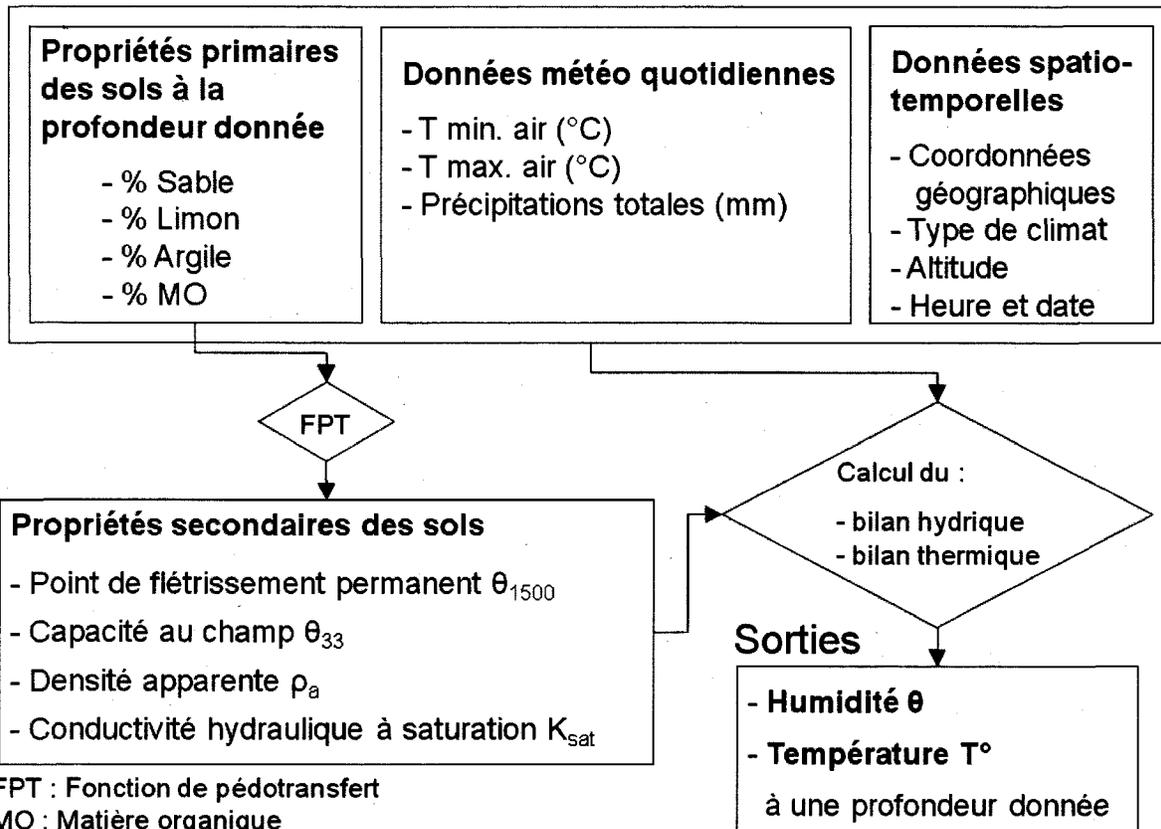


Figure 3.7 : Schéma abrégé du fonctionnement de STM².

3.7.2 Paramétrage du modèle

Bien que le modèle nécessite très peu de données en entrée, l'utilisateur doit tout de même faire des choix de certains paramètres pouvant influencer les résultats. Le premier choix est lié aux entrées des propriétés primaires du sol. Puisque le modèle ne considère pas les changements dans la texture du sol pour un profil donné, une moyenne pondérée avec la profondeur d'estimation des propriétés primaires a été utilisée. Ceci avait été recommandé par un des auteurs du modèle (Dr Kurt Spokas, communication personnelle). Pour ce qui est des caractéristiques climatiques, le type de climat sélectionné est tempéré chaud et humide (classe C) alors que la vitesse moyenne des vents est classée 2, soit une brise légère (6-11 km/h). La profondeur du profil de sol a été fixée à un mètre. Ce paramètre définit l'épaisseur du sol pour laquelle le modèle calcule des estimations selon les conditions des limites supérieure (à la surface) et inférieure (à cette profondeur). Par défaut, le modèle fixe la profondeur du profil à

4 m et les valeurs permises pour ce paramètre doivent être comprises entre 1 et 50 m. Dans le cas de la température, à la limite inférieure, l'interface suggère de prendre la moyenne annuelle de la température de l'air, ce qui a été choisi. À la limite supérieure (surface), la température est déterminée par la température de l'air selon les données météorologiques. Quant à l'humidité, à la limite inférieure, elle a été fixée à une valeur de potentiel matriciel de -1500 kPa. En surface (limite supérieure), ce sont les flux d'évaporation et de précipitation qui déterminent cette condition d'humidité. Idéalement, les conditions limites inférieures (à la profondeur du profil) devraient reposer sur des statistiques moyennes observées à cette profondeur tant pour la température que la valeur de potentiel matriciel. Dans cette étude, l'effet d'une nappe d'eau peu profonde n'a pas été considéré, ce qui normalement devrait être avoir un effet sur le choix de la valeur de potentiel matriciel à la limite inférieure du profil. Certains chercheurs ont optimisé ces paramètres des conditions de limites inférieures par des méthodes itératives afin de déterminer la valeur minimisant l'erreur entre les estimations et les mesures (Schutte *et al.*, 2008). Cependant la valeur déterminée est spécifique aux conditions climatiques d'une saison particulière, ce qui n'est pas souhaitable d'un point de vue pratique. Dans le cas présent, le choix de la profondeur du profil et des conditions à la limite inférieure n'a pas été étudié en détail pour chaque sol à l'étude, ce qui serait souhaitable pour une utilisation future. L'option permettant l'échauffement par le rayonnement solaire a été employée par défaut. Aucun pourcentage d'ombrage recouvrant le site n'a été ajouté étant donné que les tests du modèle se feront en milieu agricole où l'ombrage causé par la végétation est dynamique temporellement. Les options permettant l'évaporation, l'évaporation rééchelonnée par l'humidité ainsi que le mélange de neige ont été sélectionnées (par défaut). Spokas & Forcella (2009) ne mentionnent pas si le bilan hydrique inclut l'évapotranspiration ou l'évaporation uniquement. Par défaut également, le modèle considère un ruissellement de surface de 50%; cette option n'a pas été modifiée. Les auteurs n'ont pas mentionné la signification de ce paramètre mais il est possible qu'à cette valeur, par exemple, que 50% des apports par les précipitations ruissellent et 50% s'infiltrent sans tenir compte de la conductivité hydraulique à saturation. Quant à l'état initial de l'humidité du sol, une valeur de -10 kPa a été utilisée. Puisque le modèle est conçu pour la modélisation en surface, il est possible que cette condition initiale d'humidité soit appliquée à l'ensemble du profil, ce qui peut être faux pour des profils plus profonds. Schutte *et al.* (2008) prenaient pour acquis que le modèle démarrait à saturation du sol. Cependant, selon les travaux de Mumen (2006) visant à tester un modèle similaire (modèle TEC), il était suggéré de faire débiter le modèle un jour suivant un événement pluvieux important, considérant que le sol est à la capacité au champ (θ_{10} dans le cas présent au lieu de θ_{33}). Cette option a été retenue

dans le cas présent puisque ce dernier a souligné que rien n'indique que le sol est nécessairement à l'état de saturation suite à un évènement pluvieux.

3.8 Approche méthodologique pour la validation de STM²

Dans cette section il sera question de la démarche expérimentale utilisée afin d'évaluer les estimations de l'humidité et de la température du sol réalisées avec STM². Dans un premier temps, la méthode d'évaluation de l'efficacité et de l'exactitude des estimations sera décrite. Cette méthode sera ensuite employée afin d'évaluer l'effet des séries de sols, de la profondeur d'estimation, de la période de mesure et du pas de temps.

3.8.1 Qualité des estimations

Afin d'évaluer la qualité des estimations, deux mesures de l'erreur ont été sélectionnées : le biais et la racine carré de l'erreur quadratique. Le biais ou l'erreur moyenne se calcule selon l'équation 15. Il permet de quantifier la partie systématique de l'erreur exprimée dans l'unité de la mesure qui fait l'objet de l'estimation. Cette erreur sert à déterminer de combien en moyenne les estimations sont surestimées ou sous-estimées par rapport aux observations

$$\text{Biais} = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N (E_i - O_i) \right] \quad (15)$$

où :

E_i est une estimation
 O_i est une valeur observée
 N est la taille de l'échantillon.

La racine carrée de l'erreur quadratique se définit selon l'équation 16. Elle sert à quantifier l'erreur totale incluant la partie systématique (biais) et la partie non-systématique (variance), exprimée également dans l'unité de mesure.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N (E_i - O_i)^2 \right]} \quad (16)$$

Afin d'évaluer l'efficacité des estimations du modèle, un indice de performance a été sélectionné. Il s'agit de l'indice de modélisation d . Cet indice est aussi connu sous l'appellation

anglaise « *Index of agreement* », lequel a été développé par Willmott (1981). Il permet de caractériser le degré d'adéquation entre les estimations et les observations d'une variable. Puisque c'est un indice par définition, il est donc sans unité, ce qui permet de faire une comparaison pour des estimations d'unités de mesure différentes. L'indice varie entre zéro et un et s'interprète de la même façon qu'un coefficient de détermination, c'est-à-dire qu'une valeur de zéro présente aucune concordance entre les estimations et les observations/mesures alors qu'une valeur de un constitue une adéquation parfaite. Il a été inspiré de l'indice d'efficacité Nash-Sutcliffe (Nash & Sutcliffe, 1970). Le calcul de cet indice est détaillé à l'équation 17. Krause *et al.* (2005) ont décrit les forces et les faiblesses liées à l'utilisation de cet indice dans le cadre de l'évaluation de modèles hydrologiques. Ils affirment que l'indice s'avère plus approprié qu'un coefficient de détermination où seule la corrélation est exprimée. Ceux-ci affirment aussi que l'indice est particulièrement sensible aux pics d'intensité d'écoulement et peu sensible aux faibles conditions d'écoulement. Dans ce document, l'analyse des différents résultats obtenus ne reposera pas uniquement sur cet indice mais sera plutôt analysé conjointement aux deux mesures d'erreurs présentées précédemment.

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|O_i - \bar{O}| + |E_i - \bar{O}|)^2} \quad (17)$$

où \bar{O} est la moyenne des valeurs observées ou mesurées pendant une période donnée.

3.8.2 Effet des séries de sols

Un des objectifs de cette étude est de vérifier si la qualité des estimations de l'humidité et de la température du sol demeure la même peu importe la série de sols. Pour ce faire, quatre séries de sols ont été sélectionnés et présentés à la section 3.4. La sélection de ces sols reposait sur leur représentativité de la variabilité texturale des sols de la Montérégie. En Montérégie, il existe également des sols organiques, toutefois STM² ne permet pas de modéliser le pédoclimat de ces sols. Bien que le pourcentage de fragments grossiers ne soit pas considéré, le modèle accepte tout de même les sols pouvant en contenir (texture et matière organique). Pour cette raison, STM² doit être évalué pour les sols contenant des fragments grossiers. Pour chacune des séries de sols étudiées, l'indice d et les mesures d'erreur seront générés. L'interprétation et la comparaison des résultats obtenus permettront de déterminer si la série de sols a un effet sur

la qualité des estimations de l'humidité et de la température du sol et le cas échéant quelles séries de sols présentent de meilleures performances avec le modèle étudié.

3.8.3 Effet de la profondeur

Un autre objectif de l'étude consiste à vérifier si la profondeur à laquelle l'humidité et la température sont estimées a un effet sur l'efficacité et la précision des estimations réalisées avec STM². Le modèle avait été conçu pour effectuer des estimations pédoclimatiques en surface, ce qui explique pourquoi les auteurs ont principalement testé le modèle à des profondeurs allant en moyenne de 5 à 10 cm et à une profondeur maximale de 20 cm. Les résultats avaient été très concluants aux États-Unis. L'approche proposée dans cet ouvrage consiste à vérifier le modèle pour des profondeurs de 15, 30, 45 et 60 cm pour le cas de l'humidité et 10, 25 et 50 cm dans le cas de la température. Pour ce faire, l'indice d et les erreurs seront calculés à chacune de ces profondeurs. Ceci permettra d'évaluer si les performances du modèle sont similaires selon la profondeur et si ce n'est pas le cas, de déterminer quelles profondeurs présentent les meilleures estimations et s'il y a présence d'une tendance selon la profondeur.

3.8.4 Effet de la période de mesure

Au départ, le modèle a été conçu pour prédire la germination et l'émergence des mauvaises herbes. Les sols étudiés par les auteurs sont soit dénudés ou encore gazonnés. Dans le cas présent, les sols à l'étude sont cultivés en maïs grain et cette culture a un développement racinaire et foliaire plus important que les gazons. Le développement du plant de maïs comporte plusieurs stades de développement, dits phénologiques, qui sont souvent associés à des cumuls thermiques, plus spécifiquement les unités thermiques maïs (UTM). Le guide agronomique des grandes cultures du Ministère de l'agriculture, de l'alimentation et des affaires rurales de l'Ontario (MAAARO, 2009), au cours d'une saison (du semis allant jusqu'à la récolte), décrit sept stades végétatifs et six stades reproductifs. En présumant que la région agricole de la Montérégie a sensiblement le même régime climatique (température et précipitation) que la zone agricole de l'Ontario, il est possible de s'appuyer sur cette référence pour établir les stades phénologiques du maïs en Montérégie. Un autre objectif de cette étude consistait à vérifier si les performances du modèle demeureraient constantes pendant la saison entière. Étant donné que STM² ne requiert aucune information sur le type d'utilisation du sol, mis à part le

régime climatique dominant, conséquemment il est donc important d'évaluer ce dernier selon le stade phénologique du plant. Pour ce faire, les stades végétatifs et reproductifs du maïs définis par le MAAARO ont été regroupés en trois périodes phénologiques de mesures intitulées : 1) Semis à plantule, 2) Plantule à floraison et 3) Floraison à sénescence. La première période comporte l'étape du semis, la levée du plant, la période critique pour la lutte des mauvaises herbes et se termine avec le stade V4 (inclus les stades végétatifs : VE, V1, V4). À la fin de cette période quatre feuilles peuvent être perçues. À la seconde période, le plant croît en hauteur et atteint jusqu'à 14 feuilles perceptibles (stades végétatifs : V6, V8 et V12). À la troisième période, le plant a terminé le stade végétatif VT et entre dans les étapes des stades reproductifs (R1, R2, R3, R4, R5 et R6).

Le tableau 3.3 décrit les intervalles de temps des trois périodes de mesure. En observant le tableau, on constate que la troisième période est beaucoup plus longue que les deux premières (près de quatre fois plus élevée). Pour chacune de ces trois périodes phénologiques établies, l'indice d ainsi que les erreurs seront générés pour l'humidité et la température. Ceci permettra de vérifier si la qualité des estimations diffère d'une période phénologique à une autre et le cas échéant de déterminer quelles sont les périodes où le modèle offre de meilleures performances.

Tableau 3.3 : Définition des périodes de mesure selon les périodes phénologiques du maïs grain

		Semis à plantule	Plantule à floraison	Floraison à sénescence
Unités thermiques maïs (UTM)		0 à 630	630 à 1170	1170 et +
Dates selon la saison	2008	21 mai au 14 juin N = 25 jours	14 juin au 7 juillet N = 23 jours	7 juillet au 7 octobre N = 92 jours
	2010	28 mai au 17 juin N = 21 jours	17 juin au 5 juillet N = 18 jours	5 juillet au 30 septembre N = 87 jours

3.8.5 Effet du pas de temps

Comme il a été mentionné à la section décrivant STM², il est possible de générer des prédictions avec un pas de temps variant d'horaire à hebdomadaire dépendamment des besoins d'utilisation du modèle. Dans le cadre d'une utilisation à titre agronomique, les variations quotidiennes et horaires de l'humidité et de la température du sol s'avèrent les plus pertinentes. Le modèle sera alors testé avec des pas de temps quotidien et horaire. Il sera

possible de vérifier s'il y a des différences dans l'exactitude et la précision des estimations avec ces deux pas de temps au moyen de l'indice d et des mesures d'erreur.

3.9 L'analyse de sensibilité

L'analyse de sensibilité permet de connaître l'effet qu'ont des variables d'entrée sur des variables de sortie. Cette méthode, appelée analyse de sensibilité relative, consiste à faire varier une à une les variables d'entrée pour y observer la variation engendrée sur la variable de sortie. L'objectif de cette méthode est d'obtenir pour chaque variable d'entrée un coefficient de sensibilité relatif à la variable de sortie caractérisant l'effet ou le poids accordé par les fonctions du modèle à cette variable. Ceci permet alors de déterminer quelles sont les variables d'entrée ayant le plus d'impact sur une variable de sortie. Cette technique a été utilisée en modélisation pour l'atteinte de différents objectifs tels que l'analyse de l'effet de l'incertitude de variables (Chokmani *et al.*, 2001), la calibration ou l'optimisation de paramètres de modèles hydrologiques (Feyereisen *et al.*, 2007, Robert *et al.*, 1992) et la compréhension de l'impact de variables d'un modèle hydrologique (Cheviron & Coquet, 2009). Le coefficient de sensibilité se calcule à partir de la dérivée partielle d'une variable d'entrée $f(V_i)$ par rapport à une variable de sortie V_i , évaluée selon une valeur nominale de la variable d'entrée (V_i^0), tel que décrit à l'équation 18. Le coefficient de sensibilité est donc exprimé comme étant le rapport entre la variation de la variable de sortie du modèle $\partial f(V_i)$ engendrée par la variable d'entrée V_i et la variation de cette dernière ∂V_i , évaluée selon une variable nominale de V_i .

$$S(V_i) = \left. \frac{\partial f(V_i)}{\partial V_i} \right|_{V_i^0} \quad (18)$$

Pour enlever l'effet de l'échelle des unités des variables sur le coefficient de sensibilité, chacune des variations est divisée par sa valeur nominale. On obtient alors le coefficient de sensibilité relatif (équation 19). Ce coefficient s'interprète comme étant le pourcentage de variation qu'engendre une variable d'entrée sur une variable de sortie. Ainsi, dans le cas où le coefficient de sensibilité est de 0,5, cela signifie qu'une augmentation de 100% de la variable d'entrée fait augmenter de 50% la variable de sortie. Un coefficient pourrait être aussi de signe négatif, cela signifie que l'augmentation de la variable d'entrée provoque une diminution de la variable de sortie dans le cas d'une relation inverse. La valeur du coefficient peut aussi être supérieure à

100% dans le cas où la variation de la variable d'entrée induit une variation plus importante de la variable de sortie.

$$Sr(V_i) = \frac{\frac{\partial f(V_i)}{\partial V_i}}{\frac{f(V_i^0)}{V_i^0}} \quad (19)$$

$$Sr(V_i) = \frac{\partial f(V_i)}{f(V_i^0)} \times \frac{V_i^0}{\partial V_i}$$

$$Sr(V_i) = \left. \frac{\partial f(V_i)}{\partial V_i} \right|_{V_i^0} \times \frac{V_i^0}{f(V_i^0)}$$

L'équation précédente emploie les dérivées partielles de fonctions. Or dans certains cas, les fonctions utilisées sont soit non disponibles (modèle fermé) ou encore que les dérivées sont complexes à résoudre. Dans de tels cas, la valeur de la dérivée est approximée à l'aide de la méthode des différences finies. Le calcul du coefficient de sensibilité relatif prend alors la forme de l'équation 20 :

$$Sr(V_i) = \left. \frac{\Delta f(V_i)}{\Delta V_i} \right|_{V_i^0} \times \frac{V_i^0}{f(V_i^0)} \quad (20)$$

où : $\Delta V_i = V_{\max} - V_{\min}$.

Lenhart *et al.* (2002) ont établi un système de classification des coefficients de sensibilité relatifs. Ceci permet de faciliter l'interprétation des coefficients obtenus pour les différentes variables d'entrée. Le tableau 3.4 décrit les quatre classes de coefficient de sensibilité relatif proposées.

Tableau 3.4 : Classification du coefficient de sensibilité relatif absolu

Classe	Intervalle du Sr absolu	Qualificatif de la sensibilité
1	$0,05 \leq Sr < 0,10$	Faible
2	$0,10 \leq Sr < 0,20$	Moyenne
3	$0,20 \leq Sr < 1,00$	Élevée
4	$ Sr \geq 1,00$	Très élevée

Source : Adapté de Lenhart *et al.* (2002).

Dans cette étude, l'analyse de la sensibilité relative sera utilisée afin de mieux comprendre comment le modèle prend en compte les différentes propriétés de sols ainsi que les données météorologiques. L'analyse de sensibilité relative sera limitée aux propriétés de sol à une profondeur de 15 cm pour chacune des séries de sols à l'étude. Dans un premier temps, l'analyse de sensibilité relative du modèle sera effectuée sur les propriétés primaires (contenu en sable, limon, argile et matière organique) pour en déterminer leur effet sur les estimations de l'humidité et de la température du sol. La valeur nominale employée sera la moyenne des échantillons pour chaque site. Dans le cas présent, la méthode utilisant les différences finies a été sélectionnée puisque l'ensemble des fonctions du modèle demeure complexe. La variation des variables explicatives a été fixée à 20% soit $\pm 10\%$ de la variable nominale. Étant donné que la somme des fractions des particules primaires du sol (% sable + % limon + % argile) vaut par définition 100% (données compositionnelles), il est nécessaire de répartir la variation d'une propriété (+10% par exemple pour l'argile) aux autres propriétés (-5% pour le limon et -5% pour le sable par exemple) afin de respecter cette condition. Pour la matière organique, il en est autrement puisque cette propriété n'est pas considérée dans le calcul de la texture. Cette même méthode sera appliquée aux données météorologiques d'entrée (pluie totale et températures minimale et maximale quotidiennes) pour chacun des sols à l'étude. Les valeurs nominales utilisées seront les mesures enregistrées à la station de Farnham lors de la saison de croissance végétative de 2008.

La méthode d'analyse de la sensibilité relative employant les différences finies est aussi utilisée pour l'analyse de la sensibilité relative des propriétés secondaires pour les estimations de l'humidité et de la température. L'approche utilisée est la même que celle décrite avec les propriétés primaires. Dans le cas présent, aucune contrainte n'a été imposée au calcul. Enfin, l'analyse de la sensibilité relative sera également menée sur les FPT intégrées dans le modèle et générée à partir des propriétés primaires (texture et MO). Puisque les FPT utilisées sont connues, la sensibilité relative sera calculée au moyen des dérivées partielles.

Les valeurs nominales des propriétés primaires utilisées sont les mêmes que pour l'analyse de sensibilité du modèle.

3.10 Le développement de fonctions de pédotransfert

Le processus d'évaluation et l'analyse de la sensibilité relative des FPT intégrées dans STM² auront permis de connaître en premier lieu l'exactitude des FPT et en second lieu l'impact qu'ont les propriétés primaires sur ces FPT. L'objectif de la présente section est de vérifier s'il est possible d'améliorer la qualité d'estimation des FPT utilisées avec STM² par le développement de FPT à partir de la base de données analytiques des sols de la Montérégie d'AAC. Les propriétés primaires retenues pour le développement de FPT sont la texture (pourcentages de sable, limon et argile), le pourcentage de carbone organique et le pourcentage volumique de fragments grossiers du sol. Les propriétés secondaires qui seront estimées par FPT dans cette étude sont les teneurs en eau à la capacité au champ (θ_{33}) et au point de flétrissement permanent (θ_{1500}), la masse volumique apparente (ρ_{app}) ainsi que la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}), toutes disponibles dans la base de données analytiques. Étant donné que l'utilisation des trois fractions primaires des sols cause un problème de colinéarité puisque la somme des contributions doit nécessairement égaler 100%, le pourcentage de sable a été retiré du jeu de données dès le départ. Le développement des FPT s'appuie sur une approche stratifiée selon l'horizon de sol, de manière à obtenir une équation spécifique pour les horizons A, B et C. Ces équations mathématiques auront comme résultat une estimation sous forme de valeur numérique d'une propriété secondaire. Il existe des FPT ayant comme résultat un intervalle (classe) d'une propriété secondaire. Cette méthode de développement a été rejetée puisque l'objectif était de créer une alternative aux FPT du STM², lesquelles fournissent des valeurs quantitatives pour les propriétés secondaires. Deux méthodes de développement de FPT seront testées dans cette démarche : la première étant une méthode de régression statistique intitulée régression pas à pas (*Stepwise regression*) et la seconde est fondée sur l'analyse canonique de corrélation.

3.10.1 Prétraitement des données analytiques

Avant de procéder au développement de FPT, il faut effectuer un prétraitement des données. Il ne faut conserver que les profils des sols minéraux en y retirant ceux des sols organiques. Les données de profils sont par la suite groupées par horizon. Pour chacun des groupes d'horizon,

les données jugées aberrantes ont été retirées du lot en générant les *boxplot* de chacun des groupes. Ces diagrammes permettent d'identifier les données dites aberrantes (*outliers*) étant situées à plus de trois écart-types dans la distribution par horizon. Ces données aberrantes ne sont pas liées à une erreur lors de la mesure d'une propriété en laboratoire mais plutôt à l'échantillonnage sur le terrain. Par exemple, lors de la prise de cylindres pour la mesure de la masse volumique apparente ou de la conductivité hydraulique pour un horizon d'un profil, il est possible que dans certains échantillons, il y ait présence d'un vide rempli d'air. Ceci vient alors affecter la valeur moyenne de la propriété qui est enregistrée dans la base de données. Il existe plusieurs techniques permettant d'évaluer une FPT développée. La méthode d'évaluation choisie consiste à séparer le jeu de données pour un horizon en un jeu d'étalonnage et un jeu de validation. Le ratio des données fixé pour ces jeux de données est de 75% pour l'étalonnage et de 25% pour la validation. Pour chacune des propriétés secondaires à estimer par FPT, les valeurs minimale et maximale ont été introduites dans le jeu d'étalonnage de manière à s'assurer que la FPT n'extrapole pas lors de son utilisation. Pour le reste des profils, la répartition dans les deux jeux de données a été effectuée de manière aléatoire. Le nombre de profils par horizon réparti selon ce rapport est présenté au tableau 3.5.

Tableau 3.5 : Répartition du nombre de profils par horizon en deux jeux d'étalonnage et de validation

Horizon	Étalonnage (75%)	Validation (25%)	Total
A			
B	85	28	113
C			

Enfin, avant de passer à l'étape de l'application de méthodes de développement de FPT, une étude des corrélations et de la normalité des distributions des propriétés sera réalisée. Les méthodes de développement de FPT choisies présument que les propriétés sont normalement distribuées. Si nécessaire, il y aura des transformations des données pour rendre leur distribution normale. L'algorithme de transformation en distribution normale *Boxcox* du logiciel Matlab (MathWorks, Natick MA, États-Unis) sera utilisé pour l'obtention de la transformation optimale des données. Les équations 21 et 22 sont les principales transformations utilisées par l'algorithme de transformation. L'algorithme effectue principalement une transformation de puissance de degré λ maximisant la fonction Log de vraisemblance. Dans le cas où la puissance λ vaut 1, l'algorithme emploie le logarithme népérien :

$$\frac{x^\lambda - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \quad (21)$$

$$\ln x, \lambda = 1 \quad (22)$$

où x est la variable originale et λ est la valeur de l'exposant déterminée pour la transformation normale.

3.10.2 Approche par régression pas à pas

La méthode de régression pas à pas est une méthode permettant de sélectionner les propriétés primaires les plus pertinentes pour l'estimation d'une propriété secondaire. La sélection de variables explicatives repose sur des seuils d'inclusion et de rejet selon le degré de signification de la contribution à l'estimation de la variable expliquée. L'hypothèse nulle est que la propriété primaire sélectionnée ne contribue pas significativement à l'estimation de la propriété secondaire. La probabilité de rejet de l'hypothèse nulle (*p-value*) est calculée pour justifier l'entrée d'une nouvelle variable explicative (propriété primaire). Cette dernière doit être inférieure au seuil d'entrée pour que la propriété primaire soit conservée dans le modèle (rejet de l'hypothèse nulle). À chaque fois qu'une variable explicative est ajoutée au modèle, le paramètre *p-value* est recalculé pour chacune des variables explicatives, déjà acceptées, et les valeurs de *p-value* de ces dernières doivent être inférieures au seuil de rejet pour qu'elles soient conservées. Le logiciel Matlab a été utilisé pour réaliser des régressions pas à pas. Les seuils d'entrée et de rejet d'une variable par défaut sont de 0,05 et 0,10 respectivement. De cette façon, l'algorithme est légèrement plus restrictif à l'ajout qu'au rejet d'une variable. Le jeu de données d'étalonnage servira à réaliser la régression pas à pas. Les FPT seront validées à partir du jeu de données de validation. L'indice d , le RMSE, le biais et le coefficient de détermination seront les paramètres utilisés pour la validation des modèles.

3.10.3 Approche par régression canonique

L'analyse canonique de corrélation (ACC) est une méthode assez répandue en statistique. Elle consiste à transformer au moyen de combinaisons linéaires les variables explicatives ainsi que les variables expliquées en variables canoniques U_j et V_j respectivement de façon à maximiser la corrélation entre ces deux variables canoniques. Cependant, la corrélation interne entre les variables canoniques explicatives U_j doit être minimale et il en est de même pour les variables canoniques expliquées V_j . Les variables canoniques se calculent à partir des coefficients

canoniques (a_{ij} et b_{ij}) et des variables centrées à la moyenne telle qu'indiqué à l'équation 23 pour les variables U_j et à l'équation 24 pour les variables V_j :

$$U_j = \sum_{i,j=1}^N (x_i - \bar{x}_i) a_{ij} \quad (23)$$

$$V_j = \sum_{i,j=1}^N (y_i - \bar{y}_i) b_{ij} \quad (24)$$

où X_i est une variable explicative et Y_i est une variable expliquée.

L'intérêt de l'ACC est que les variables canoniques U_j et V_j regroupent les propriétés redondantes pour une même composante ce qui fait en sorte que ces composantes détiennent le maximum de l'information disponible (à l'intérieur d'une même variable canonique) tout en étant corrélées de façon optimale (entre les deux types de variables canoniques). Cette technique est bien décrite dans Clark (1975). Dans le contexte du développement de FPT, l'objectif n'est pas de générer de nouvelles variables canoniques expliquées V_j mais plutôt d'estimer les variables expliquées. Toutefois, en considérant que certaines propriétés secondaires du sol sont reliées de même que pour les propriétés primaires, il serait envisageable d'effectuer une ACC avec l'ensemble des variables explicatives et expliquées pour ensuite effectuer une régression multiple entre les variables canoniques U_j , garantissant que les variables explicatives sont orthogonales (non corrélées), et les propriétés secondaires du sol. De cette façon, on exploite le maximum de l'information contenue dans les propriétés primaires, en les traduisant en variable canonique U_j tout en étant optimisé selon des variables canoniques V_i des propriétés secondaires. Une étude menée par Nezhad *et al.* (2010) a démontré que la régression dans l'espace des variables canoniques produit des résultats similaires à l'interpolation dans cet espace.

La méthode de développement de FPT décrite est schématisée à la figure 3.8. Cette méthode débute avec une ACC utilisant les propriétés primaires (variables explicatives X_i) et les propriétés secondaires (variables expliquées Y_i) du jeu de données d'étalonnage d'un horizon. De cette analyse résultent deux groupes de variables canoniques U_j et V_j ainsi que leurs coefficients canoniques a_{ij} et b_{ij} . Les variables V_j et leurs coefficients b_{ij} sont alors abandonnés. La prochaine étape consiste à réaliser la régression multiple avec une variable expliquée et les variables U_j du jeu d'étalonnage. Seules les variables U_j dont l'intervalle de confiance à 95%

des coefficients de régression ne contenant pas la valeur de 0 sont retenues. Lorsque 0 est compris dans cet intervalle, c'est qu'il y a plus de 5% de chances que le poids accordé à la variable soit négligeable ou nulle et donc il y a rejet d'une variable canonique U_j . Il faut maintenant utiliser les variables explicatives X_i du jeu de validation, la moyenne de chacune de ces variable provenant du jeu d'étalonnage et les coefficients canoniques a_{ij} déterminés précédemment dans l'ACC afin de générer les variable canonique U_j de validation. Pour cette partie, se référer à l'équation 21. Au moyen de ces variables canoniques de validation, des coefficients de régression et l'ordonnée à l'origine, obtenus précédemment par la régression, il faut alors estimer une variable expliquée Y_i . Ensuite, on procède à la validation croisée à partir de cette dernière et de la variable expliquée provenant du jeu de validation. Pour ce faire, l'indice d , le RMSE, le biais et le coefficient de détermination sont employés. On obtient alors une nouvelle FPT. Il faut refaire les étapes à partir de la régression avec U_j et Y_i du jeu de données d'étalonnage pour chacune des propriétés secondaires à estimer.

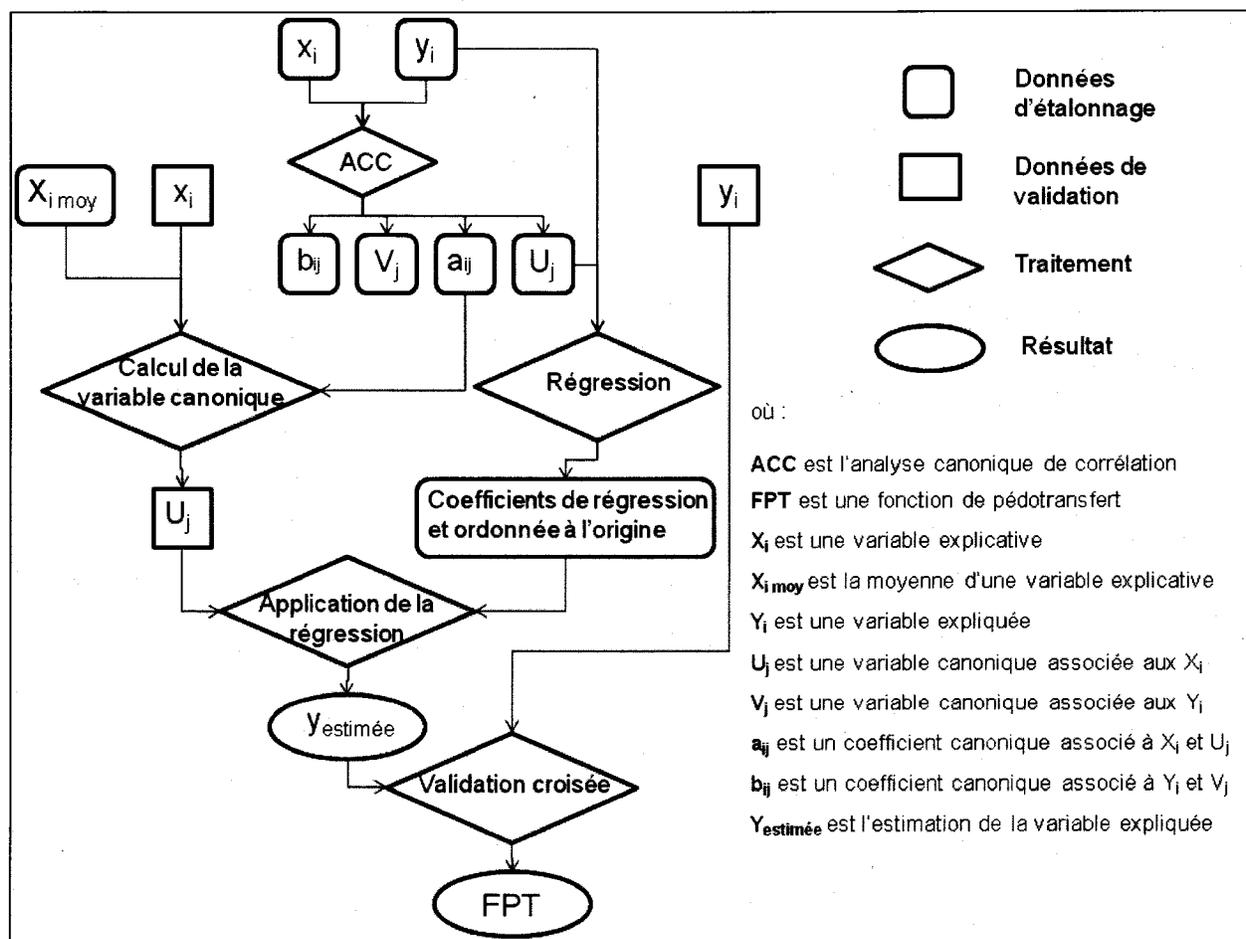


Figure 3.8 : Démarche expérimentale pour le développement de FPT par analyse canonique de corrélation

4. RÉSULTATS ET DISCUSSION

4.1 Validation du modèle STM²

4.1.1 Estimation de l'humidité du sol

La section suivante abordera l'aspect modélisation de l'humidité du sol. Les résultats sont présentés pour chacun des sites étudiés en considérant les effets des séries de sols, la profondeur d'estimation, la période de mesure et le pas de temps.

Les estimations de teneurs en eau volumétrique pour les séries de sols Rougemont (unité RGg2b), Saint-Jude (unité JU1), Sainte-Brigide (unité BG3) et Providence (unité PV5) sont présentés respectivement aux figures 4.1 à 4.8, pour les saisons de croissance de 2008 et de 2010. Ces figures présentent les estimations et les mesures de la teneur en eau aux profondeurs de 15, 30, 45 et 60 cm. Dans chaque graphique, on retrouve les précipitations totales quotidiennes observées de même que les teneurs en eau à saturation (θ à 0 kPa), à la capacité au champ (θ à -33 kPa) et au point de flétrissement permanent (θ à -1500 kPa), calculées à la profondeur d'installation de la sonde. Ces mesures servent de références pour l'analyse des estimations selon l'état hydrique du sol. Dans l'ensemble des figures, il est possible de remarquer que les pics de précipitations observés coïncident avec les pics de la teneur en eau estimée avec STM² pour la couche de surface (15 cm). En observant plus en détail, on constate un petit délai entre la précipitation et l'humidité mesurée et estimée en raison du temps d'infiltration de l'eau dans le sol.

En ce qui a trait aux estimations pour la série Rougemont en 2008, un écart important peut être observé entre les valeurs estimées et mesurées. Pour les profondeurs de 15 et 30 cm, une explication de cet écart est que le modèle ne prend pas en considération la présence et l'abondance de fragments grossiers (> 2 mm). Le modèle considère alors ce sol comme un loam sableux alors qu'il est aussi qualifié de graveleux. Il y a donc une surestimation de la teneur en eau puisque la présence de fragments grossiers a généralement pour effet de diminuer la capacité de rétention de l'eau du sol. À 45 et 60 cm de profondeur, cette hypothèse demeure valide. Toutefois, les mesures effectuées à partir des sondes se situaient sous le point de flétrissement permanent, ce qui nous porte à croire qu'il pourrait s'agir également d'une défaillance des sondes puisque le maïs a pu tout de même croître pendant la saison sans signe évident de stress hydrique. Le contact de la sonde dans le sol était plutôt faible dans la série

Rougemont, ce qui peut expliquer certaines mesures aberrantes. Il faut souligner qu'à 15 et 30 cm, la classe de texture du sol est un loam sableux grossier alors qu'à 45 et 60 cm la classe est un sable grossier loameux. La calibration en usine des sondes ne semblent pas bien adaptée aux conditions particulières des sols à texture de sable grossier loameux graveleux. D'ailleurs, en 2010, le même scénario s'est produit pour ce type de sol.

Pour les autres séries de sols, on observe généralement une assez bonne concordance entre les estimations et les mesures à l'exception de la série Providence en 2010. En fait, le site d'installation de 2008 a été déplacé en 2010, ce qui fait en sorte qu'il y a eu un changement dans la texture du profil de sol étudié, principalement à 45 et à 60 cm où la classe passe d'argile limoneuse à argile lourde. À la figure 4.8, on note beaucoup moins d'oscillations à 45 et 60 cm tant pour les estimations que pour les mesures. À 30 cm de profondeur, on constate une défaillance de la sonde près du 236^e jour de l'année. Pour plusieurs sites, à la fois les mesures et les estimations ont excédé la capacité au champ. Les saisons de croissance de 2008 et 2010 étaient assez pluvieuses et conséquemment le sol n'a pas pu retenir la totalité des apports en eau. À quelques reprises, le sol a atteint le point de saturation en eau pour les séries Providence (unité PV5) et Brigide (unité BG3). Dans de tels cas, on peut douter de l'exactitude de la mesure par les sondes. Malgré les précautions prises, l'installation de ces sondes perturbe la structure du sol, ce qui pourrait modifier les caractéristiques de rétention du milieu. Dans certains cas, il est possible de constater que la teneur en eau du sol n'a pas augmentée suite à une précipitation importante. Ceci pourrait être expliqué par la grande variabilité spatiale de la pluie en raison des phénomènes orographiques se produisant l'été. Les mesures de la pluie totale aux stations météorologiques ne sont pas toujours représentatives des précipitations aux sites de mesures.

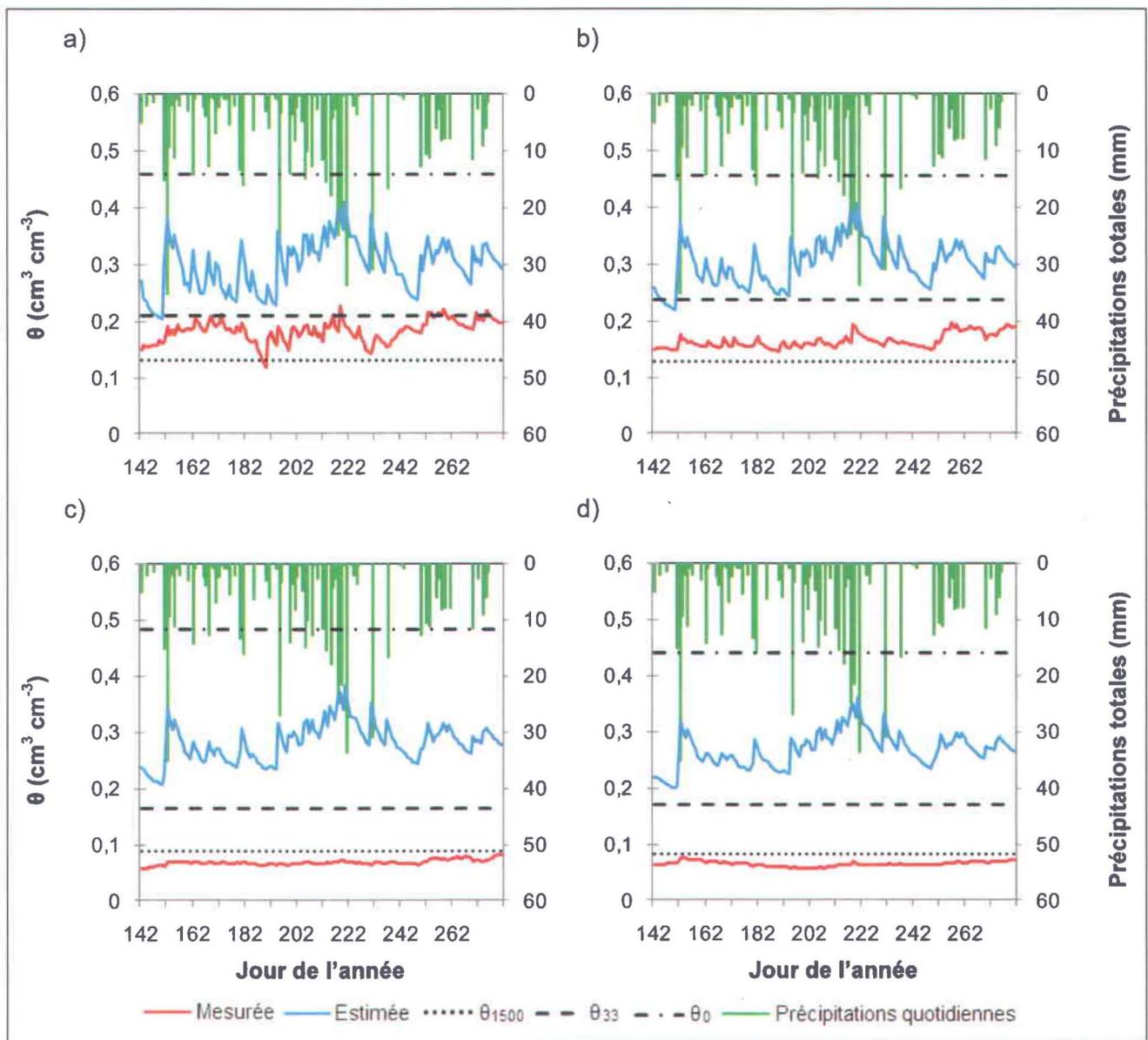


Figure 4.1 : Estimation de la teneur en eau volumétrique θ pour la série Rougemont (unité RGg2b) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2008.

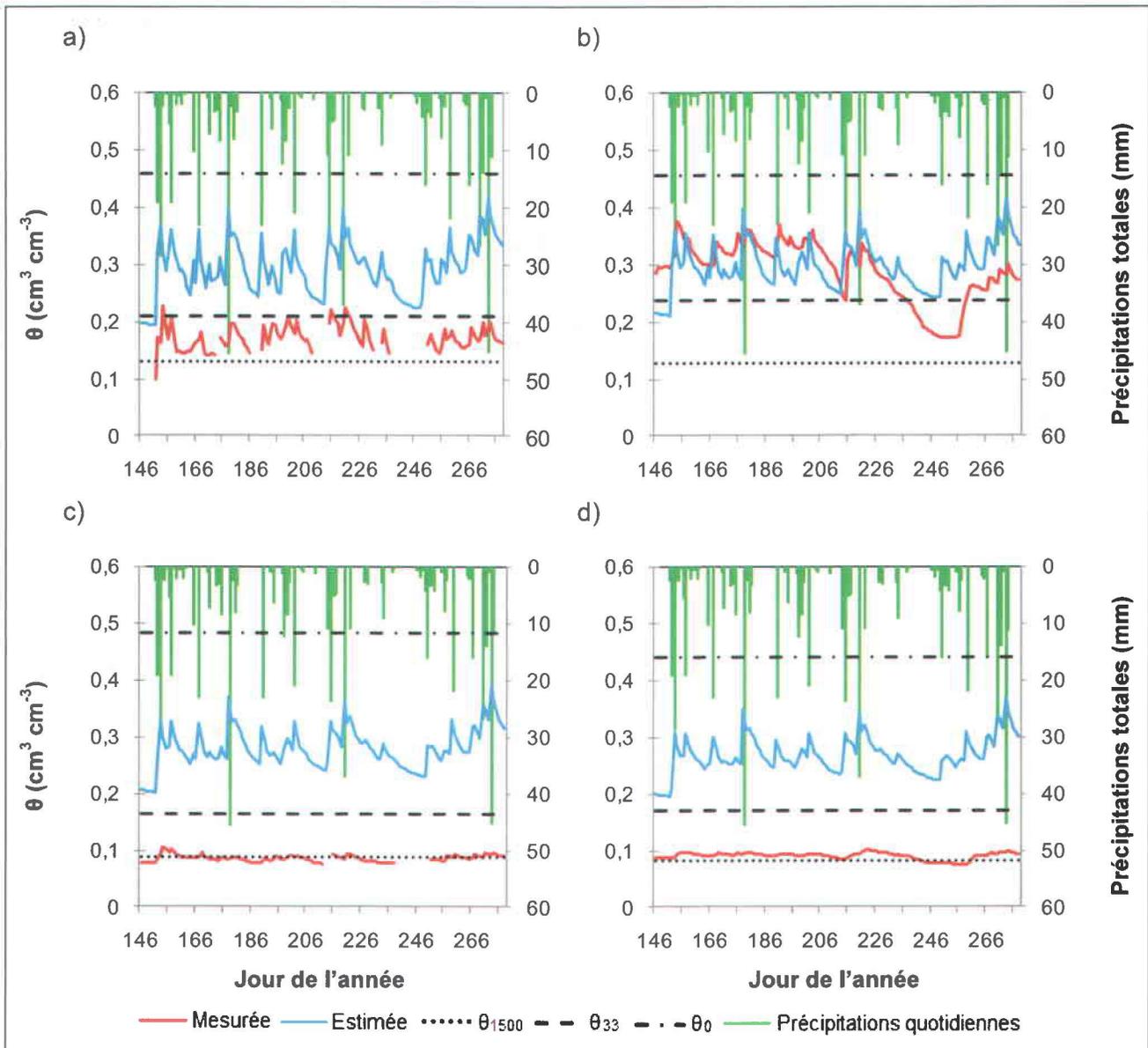


Figure 4.2 : Estimation de la teneur en eau volumétrique θ pour la série Rougemont (unité RGg2b) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2010.

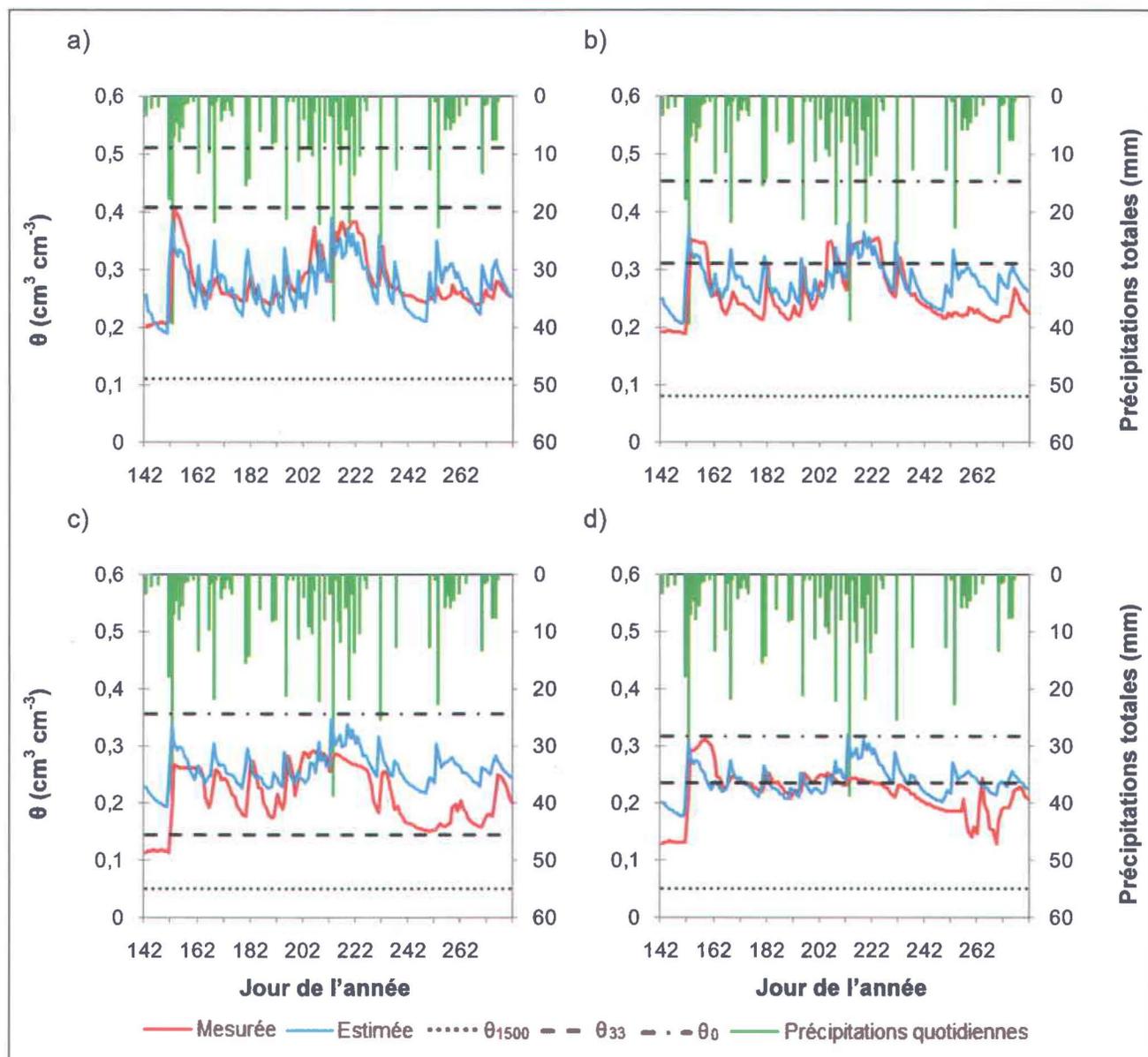


Figure 4.3 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série St-Jude (unité JU1) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2008.

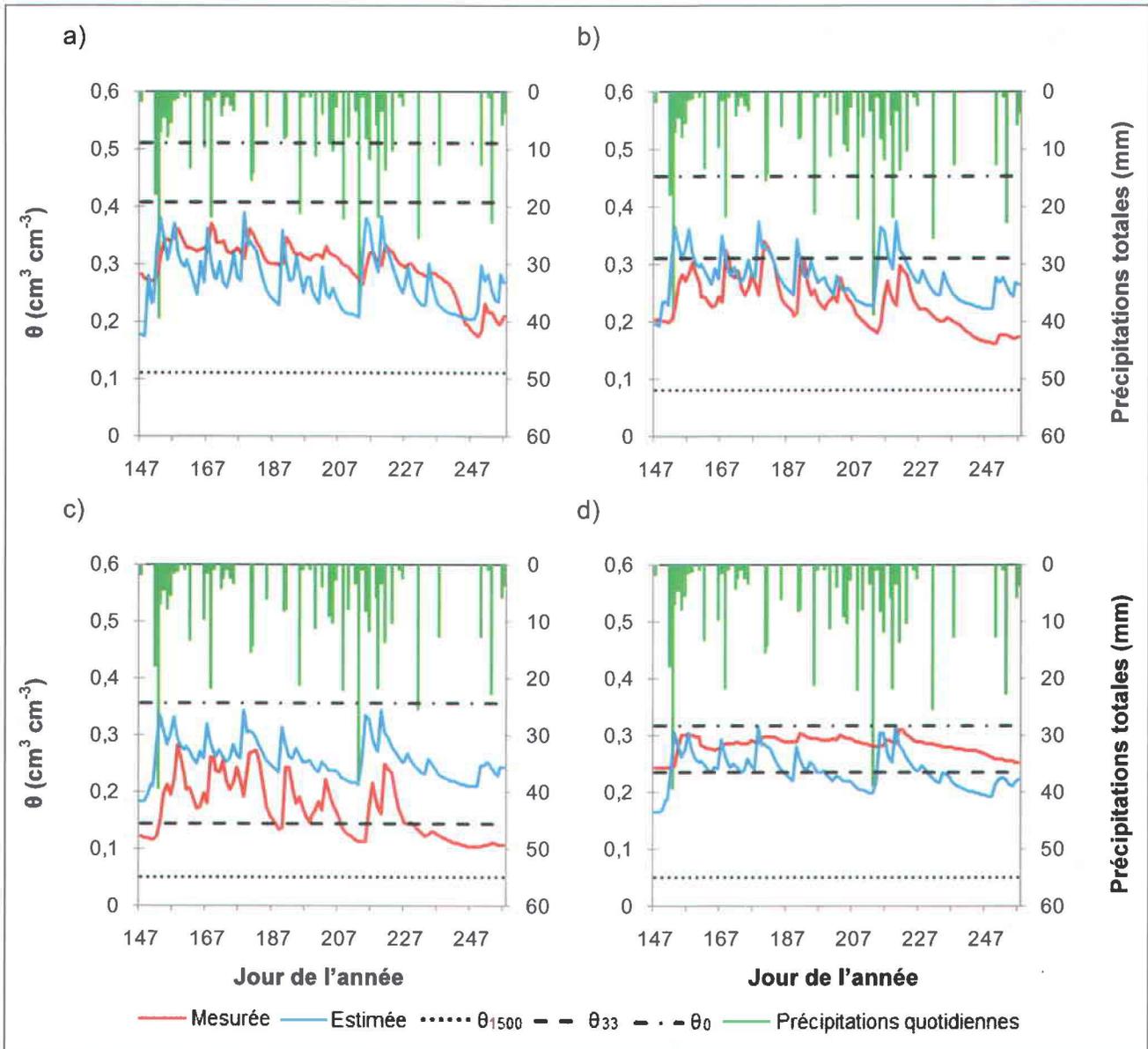


Figure 4.4 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série St-Jude (unité JU1) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2010.

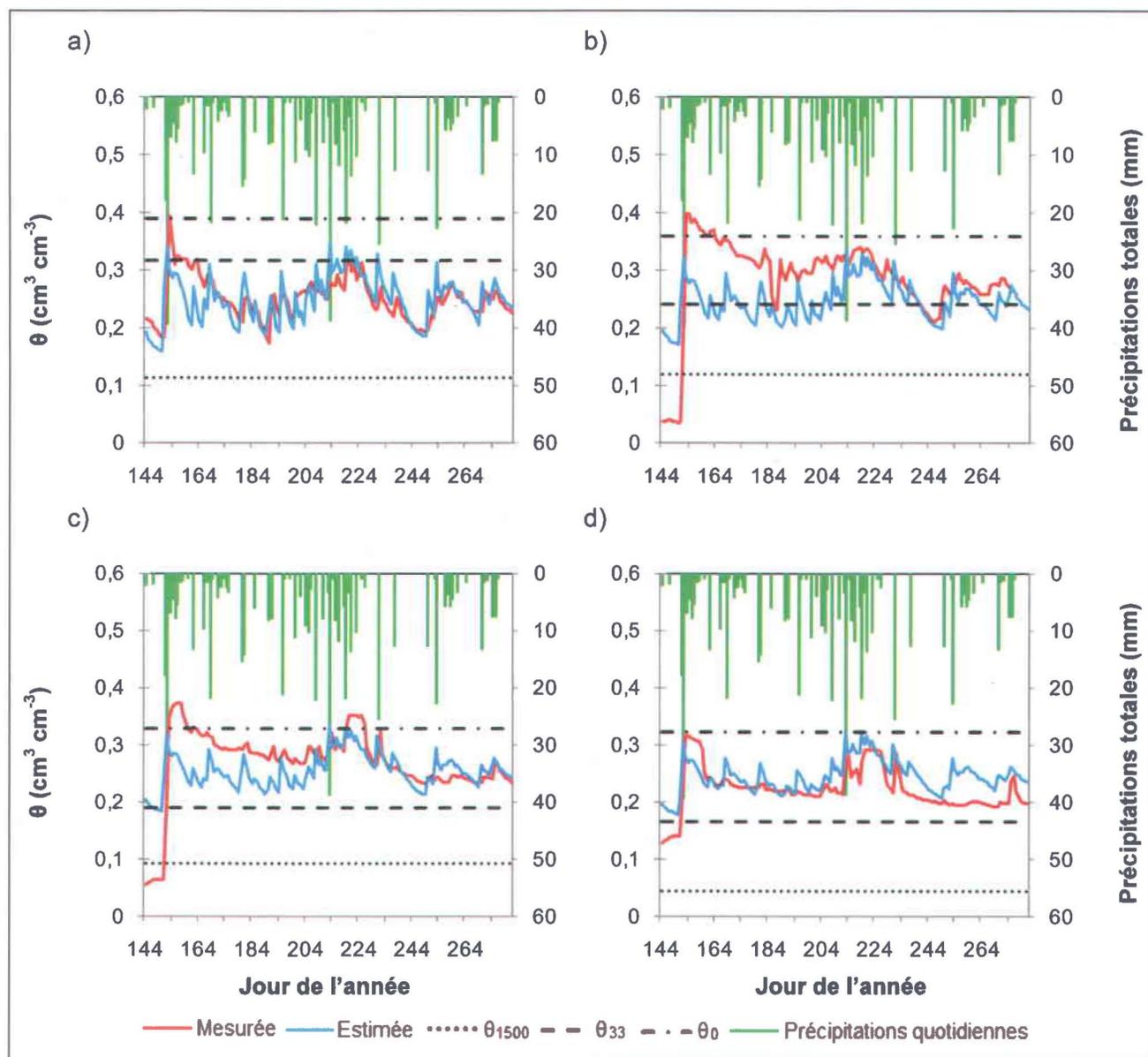


Figure 4.5 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série Ste-Brigide (unité BG3) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2008.

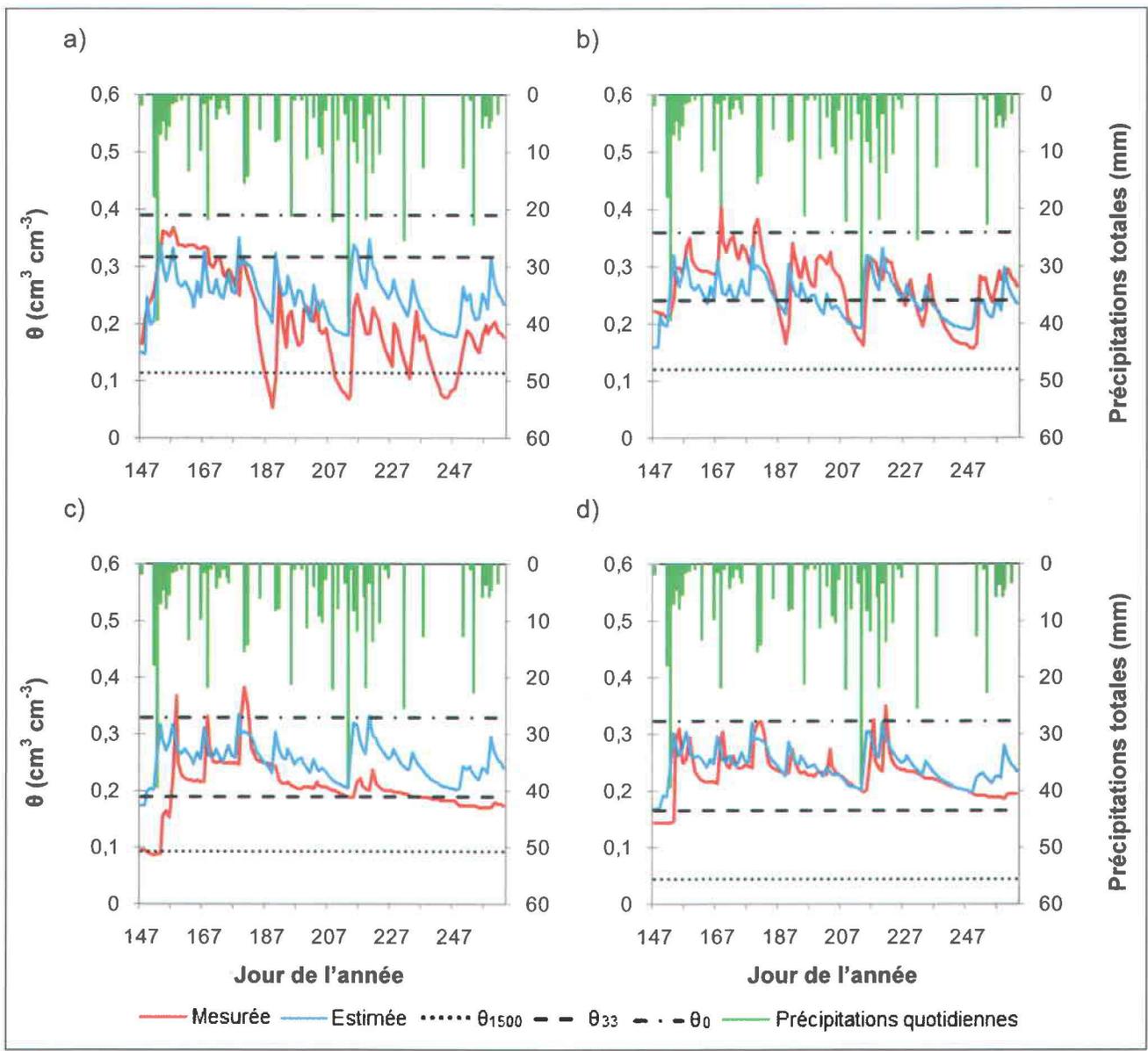


Figure 4.6 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série Ste-Brigide (unité BG3) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2010.

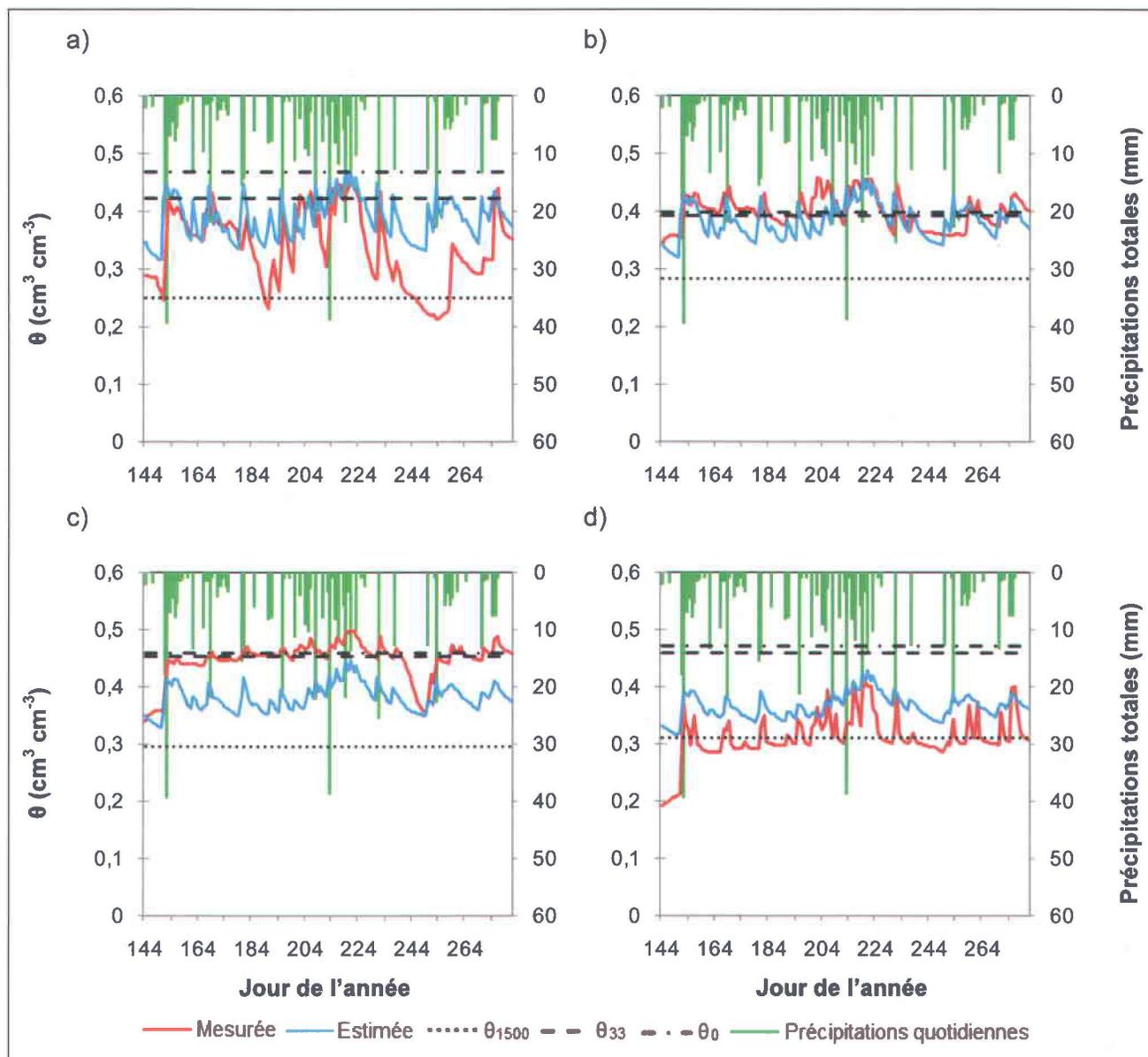


Figure 4.7 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série Providence (unité PV5) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2008.

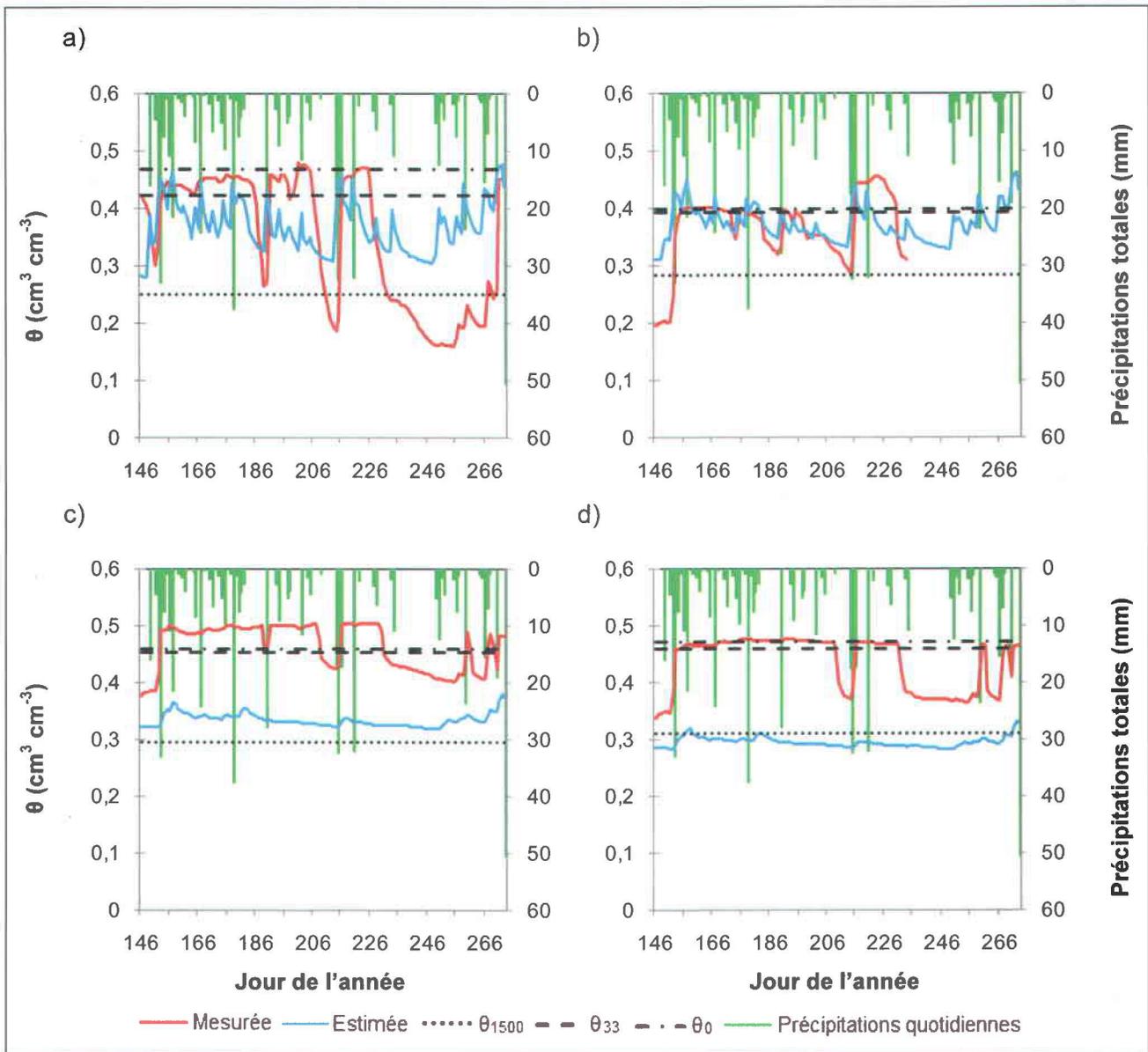


Figure 4.8 : Estimation de la teneur en eau volumétrique pour la série Providence (unité PV5) à a) 15 cm, b) 30 cm, c) 45 cm et d) 60 cm de profondeur, lors de la saison 2010.

Effet des séries de sols

Les résultats de l'estimation quotidienne de l'humidité du sol sont présentés au tableau 4.1 pour l'ensemble des séries de sols et des profondeurs à l'étude. Il a été noté que la performance de l'estimation de l'humidité du sol diffère selon la série de sols. En général, d'après les indices d obtenus, le modèle a très bien performé pour les sols sableux (JU1) et loameux (BG3), modérément bien performé pour le sol argileux (PV5) et très mal performé pour le sol graveleux (RGg2b). Le même patron a été observé pour les RMSE, c'est-à-dire que l'erreur était relativement faible pour les unités JU1 et BG3, un peu plus élevée pour PV5 et très élevée pour RGg2b. Quant au biais observé pour l'unité RGg2b, le modèle a produit un biais positif, du même ordre de grandeur que l'erreur quadratique. Pour PV5, les biais sont légèrement plus faibles en valeurs absolues que les RMSE alors que pour JU1 et BG3, les biais sont quasiment nuls. Ces résultats indiquent que le modèle est bien adapté aux sols de textures sableuse et loameuse. Pour les sols argileux, le modèle devrait être rajusté de manière à ce que le biais tende vers 0, puisque le RMSE dans ce cas-ci est expliqué principalement par la contribution du biais. Il faut dire que la valeur de potentiel matriciel imposée à la limite inférieure (-1500 kPa) pourrait être une cause expliquant le biais observé. Un ajustement basé sur des statistiques d'observation à cette profondeur (1 m) pourrait être testé. Une autre hypothèse plausible pouvant expliquer cette moins bonne performance pour les sols argileux proviendrait du fait que l'hystérèse de la courbe de rétention (sorption/désorption) est plus prononcée pour ces sols. Or, il n'est aucunement mentionné que STM² considère l'hystérèse. Quant au sol graveleux, il faudrait sans doute envisager la prise en compte du pourcentage de fragments grossiers comme variable d'entrée du modèle puisque les trois indicateurs de performance ont révélés que STM² est plutôt inefficace pour estimer l'humidité pour ce type de sol. Le modèle SPAW (Saxton & Willey, 2004) pourrait être une alternative envisageable pour ce type de sol puisqu'il considère non seulement les fragments grossiers mais également le degré de compaction du sol.

Tableau 4.1 : Évaluation de la qualité des estimations quotidiennes de l'humidité du sol

Unité de sol	Saison		Profondeur (cm)			
			15	30	45	60
RGg2b	2008	d	0,21	0,14	0,03	0,03
		RMSE (cm³ cm⁻³)	0,12	0,14	0,22	0,21
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	0,12	0,14	0,21	0,20
	2010	d	0,21	0,50	0,05	0,05
		RMSE (cm³ cm⁻³)	0,14	0,06	0,20	0,18
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	0,14	0,01	0,20	0,18
JU1	2008	d	0,82	0,76	0,70	0,62
		RMSE (cm³ cm⁻³)	0,04	0,04	0,05	0,05
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,00	0,02	-0,00	-0,03
	2010	d	0,65	0,62	0,51	0,39
		RMSE (cm³ cm⁻³)	0,05	0,06	0,10	0,05
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,03	0,04	0,09	-0,05
BG3	2008	d	0,78	0,61	0,65	0,75
		RMSE (cm³ cm⁻³)	0,04	0,07	0,05	0,04
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,00	-0,04	-0,02	0,02
	2010	d	0,65	0,72	0,55	0,75
		RMSE (cm³ cm⁻³)	0,08	0,05	0,07	0,04
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	0,04	-0,02	0,05	0,02
PV5	2008	d	0,58	0,70	0,46	0,54
		RMSE (cm³ cm⁻³)	0,08	0,03	0,07	0,06
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	0,05	-0,02	-0,07	0,05
	2010	d	0,48	0,62	0,25	0,28
		RMSE (cm³ cm⁻³)	0,11	0,05	0,27	0,28
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	0,02	0,01	-0,27	-0,27

Effet de la profondeur

En se référant au tableau 4.1, on constate que les indices d diminuent et les RMSE augmentent avec l'augmentation de la profondeur d'estimation. Quant au biais, aucune tendance n'est observée avec la profondeur. Toutefois, il a été observé à 45 et 60 cm dans le cas de la série Providence, que le biais est négativement plus élevé. Il avait été observé aux figures 4.7 et 4.8 que les mesures de l'humidité dépassent le point de saturation, ce qui laisse croire qu'il s'agit plutôt d'un problème avec les sondes. En général, les estimations de la teneur en eau sont meilleures à la surface (à 15 et 30 cm de profondeur). Il est à noter que STM² a été principalement conçu pour la prévision de la germination et de l'émergence des mauvaises herbes (Spokas & Forcella, 2009), des phénomènes étroitement reliés aux conditions hydriques du sol en surface. Le modèle n'avait pas été encore testé pour des estimations à des profondeurs au delà de 20 cm. Les tendances observées en 2008 ont également été notées en 2010 pour l'ensemble des séries de sols. Il est arrivé à quelques reprises que l'estimation soit

meilleure à 30 cm qu'à 15 cm. Ceci pourrait être expliqué par la variabilité temporelle occasionnée par le travail du sol étant donné que les sites étaient cultivés. Les FPT intégrées dans STM² utilisent seulement la texture et le pourcentage de matière organique et ne considèrent pas l'effet du travail du sol sur l'estimation de propriétés secondaires. Par conséquent, le modèle utilise une approche uni-couche avec des entrées homogènes en fonction de la profondeur. On remarque également que pour l'unité BG3, de meilleurs résultats ont été obtenus à 60 cm. Il est à noter qu'à cette profondeur le pourcentage de sable est plus élevé qu'aux autres profondeurs au détriment du pourcentage d'argile (tableau 3.1), ce qui pourrait avoir eu un effet sur la conductivité hydraulique résultante.

Effet de la période de mesure

Le tableau 4.2 présente l'effet de la période de mesure sur l'estimation de l'humidité selon chacune des séries de sols pour des estimations quotidiennes à une profondeur de 15 cm. Selon les indices obtenus, on constate que les estimations sont meilleures à la première et à la troisième période phénologique du maïs. Les RMSE obtenus sont assez stables dans le temps, quoiqu'un peu plus élevées à la première période phénologique. Dans certains cas (Providence et Ste-Brigide), RMSE est plus important à la 3^e période, ce qui est probablement causé par la présence de racines venant modifier les propriétés secondaires du sol. Quant au biais obtenu, il demeure dans l'ensemble relativement faible et légèrement plus élevé à la première période phénologique. Il faut souligner que le délai de stabilisation du modèle, c'est-à-dire le laps de temps nécessaire pour que les estimations soient stabilisées avec les précipitations, est inclus dans la première période phénologique, ce qui pourrait justifier pourquoi l'erreur est légèrement plus élevée. L'indice *d* est assez révélateur car à la période couvrant la plantule à la floraison du maïs, le développement du plant est à son apogée et conséquemment la demande en eau du plant est plus importante. Le modèle étant conçu pour des sols nus n'arrive pas à bien modéliser l'humidité du sol à cette période où les prélèvements par évapotranspiration de la plante contribuent significativement au bilan hydrique du sol. À la période s'échelonnant de la floraison à la sénescence, la croissance de la plante est ralentie et donc, la demande en eau est moins importante ce qui explique en quelque sorte la hausse de l'indice *d* par rapport à la période précédente.

Tableau 4.2 : Effet de la période de mesure sur l'estimation de l'humidité du sol à une profondeur de 15 cm

Unité de sol	Saison		Période phénologique		
			Semis à plantule	Plantule à floraison	Floraison à sénescence
RGg2b	2008	d	0,24	0,27	0,20
		RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,11	0,09	0,13
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	0,10	0,09	0,13
	2010	d	0,23	0,19	0,20
		RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,14	0,15	0,14
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	0,14	0,14	0,14
JU1	2008	d	0,87	0,60	0,80
		RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,04	0,03	0,04
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,01	0,01	-0,00
	2010	d	0,63	0,41	0,61
		RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,05	0,05	0,05
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,03	-0,04	-0,02
BG3	2008	d	0,75	0,76	0,82
		RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,06	0,02	0,03
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,04	-0,00	0,01
	2010	d	0,75	0,50	0,55
		RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,06	0,05	0,09
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,05	0,01	0,08
PV5	2008	d	0,74	0,49	0,57
		RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,05	0,05	0,09
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	0,03	0,02	0,07
	2010	d	0,46	0,20	0,49
		RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,06	0,07	0,13
		Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,03	-0,07	0,06

Effet du pas de temps

Le tableau 4.3 présente les résultats pour des estimations avec un pas horaire ou quotidien dans le cas de l'unité JU1 à 15 cm de profondeur pour la saison de 2008. L'indice *d* s'est avéré plus élevé pour des estimations à pas quotidien. Quant à RMSE, elle était pratiquement la même pour les deux pas de temps. Les biais observés sont quasiment nuls dans les deux cas. Il faut dire que le modèle répartit la quantité de précipitation quotidienne, tel que fournie en entrée du modèle, de manière égale pour chacune des 24 heures, ce qui n'est généralement pas le cas lors d'un évènement pluvieux. Le modèle ne peut donc pas prendre en considération l'intensité et la distribution réelles des précipitations au cours de la journée. Les auteurs du modèle (Spokas & Forcella, 2009) avaient d'ailleurs précisé que le choix du pas de temps horaire versus quotidien n'avait pas d'effet sur la qualité des estimations car l'indice et les erreurs restaient identiques. Dans la présente étude, les tests ont démontré que l'indice *d* est légèrement supérieur en utilisant un pas de mesure quotidien.

Tableau 4.3 : Effet du pas de temps sur l'estimation de l'humidité du sol de la série St-Jude (unité JU1)

	Pas temporel	
	Horaire	Quotidien
d	0,78	0,82
RMSE (cm ³ cm ⁻³)	0,04	0,04
Biais (cm ³ cm ⁻³)	-0,00	-0,00

4.1.2 Estimation de la température du sol

La section suivante aborde l'aspect modélisation de la température du sol. Tout comme la section précédente concernant l'estimation de l'humidité, les résultats sont présentés en considérant les effets des séries de sols, de la profondeur d'estimation, de la période de mesure et du pas de temps.

Les figures 4.9 à 4.12 illustrent les estimations de la température du sol selon le jour de l'année pour les séries Rougemont, St-Jude, Ste-Brigide et Providence (unités RGg2b, JU1, BG3 et PV5, respectivement). Chaque figure présente les estimations à des profondeurs de 10 cm pour les saisons de croissance de 2008 et 2010 et ainsi qu'à 25 et 50 cm pour la saison de croissance 2010. Les températures mesurées ainsi que les estimations produites avec le modèle sont illustrées pour chacun des graphiques. Les valeurs maximum et minimum de la température de l'air ont été également ajoutées aux figures à titre de référence pour l'interprétation des résultats. Dans l'ensemble, les patrons de température de l'air s'accordent avec la température mesurée dans le sol. Les pics de température de l'air sont plus abrupts que ceux de la température du sol même à 10 cm de profondeur. Ceci s'explique en raison de l'inertie thermique du sol et de l'effet de l'évapotranspiration prévenant le réchauffement ou le refroidissement abrupte du sol. Il y a beaucoup moins de pics d'intensité de température du sol à 50 cm étant donné l'épaisseur de sol considérée (effet de la conductivité thermique du sol). Dans l'ensemble des sites, les courbes des températures estimées et mesurées apparaissent plus rapprochées que celles obtenues pour l'estimation de l'humidité du sol. Il est possible que l'interaction de la végétation sur la température du sol soit moindre que pour le cas de l'humidité. Un petit écart semble s'installer au cours de la saison. Deux hypothèses peuvent expliquer cette surestimation : l'effet d'ombrage du sol causé par les plantes ou encore l'évapotranspiration par celles-ci utilisant l'énergie disponible pour réchauffer le sol. Par ailleurs, cet effet semble moins marqué en profondeur (45 et 60 cm) dû à l'évapotranspiration moins importante.

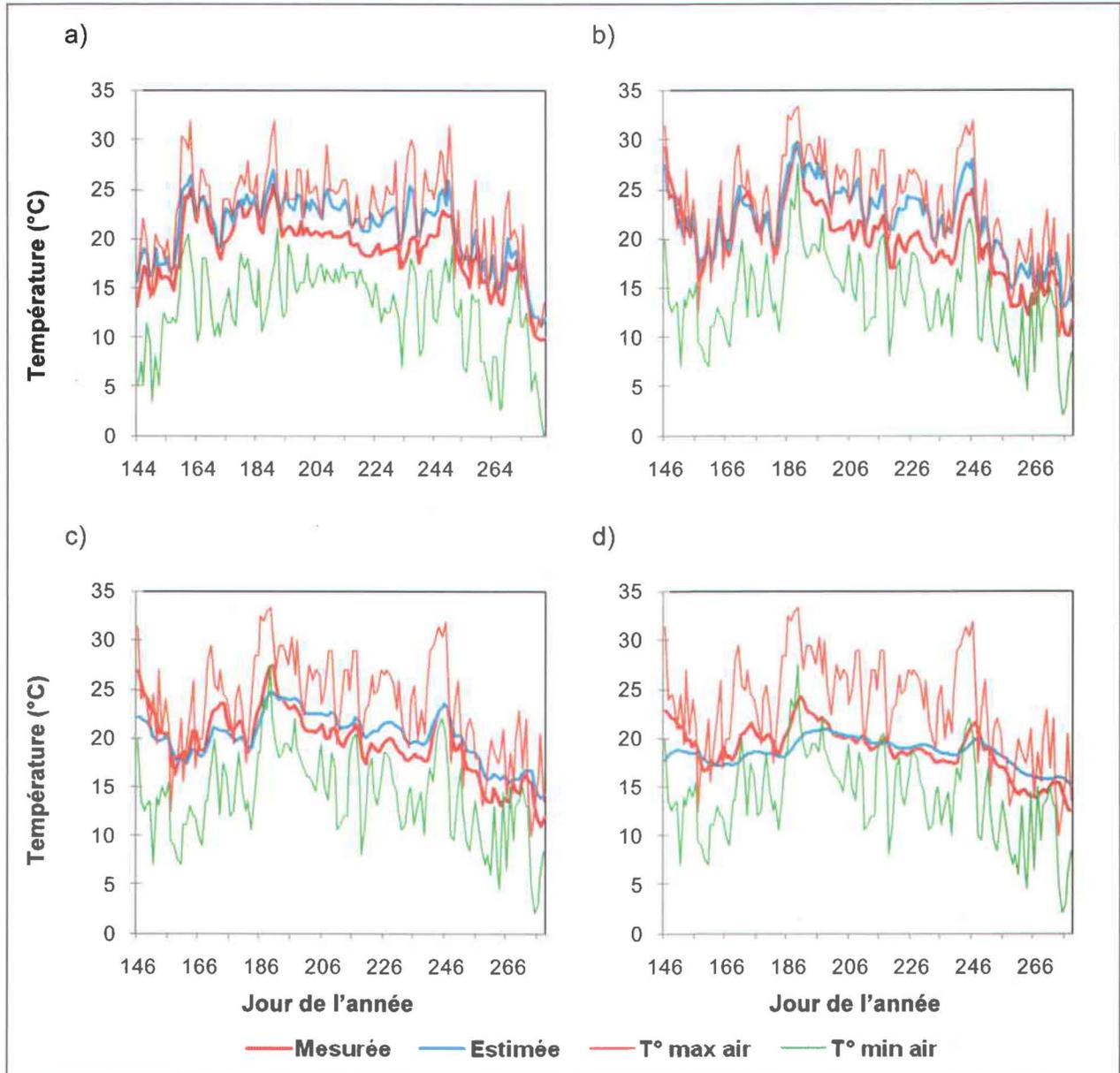


Figure 4.9 : Estimation de la température pour la série Rougemont (unité RGg2b) à des profondeurs de a) 10 cm pour la saison 2008, b) 10 cm pour 2010, c) 25 cm pour 2010 et d) 50 cm pour 2010.

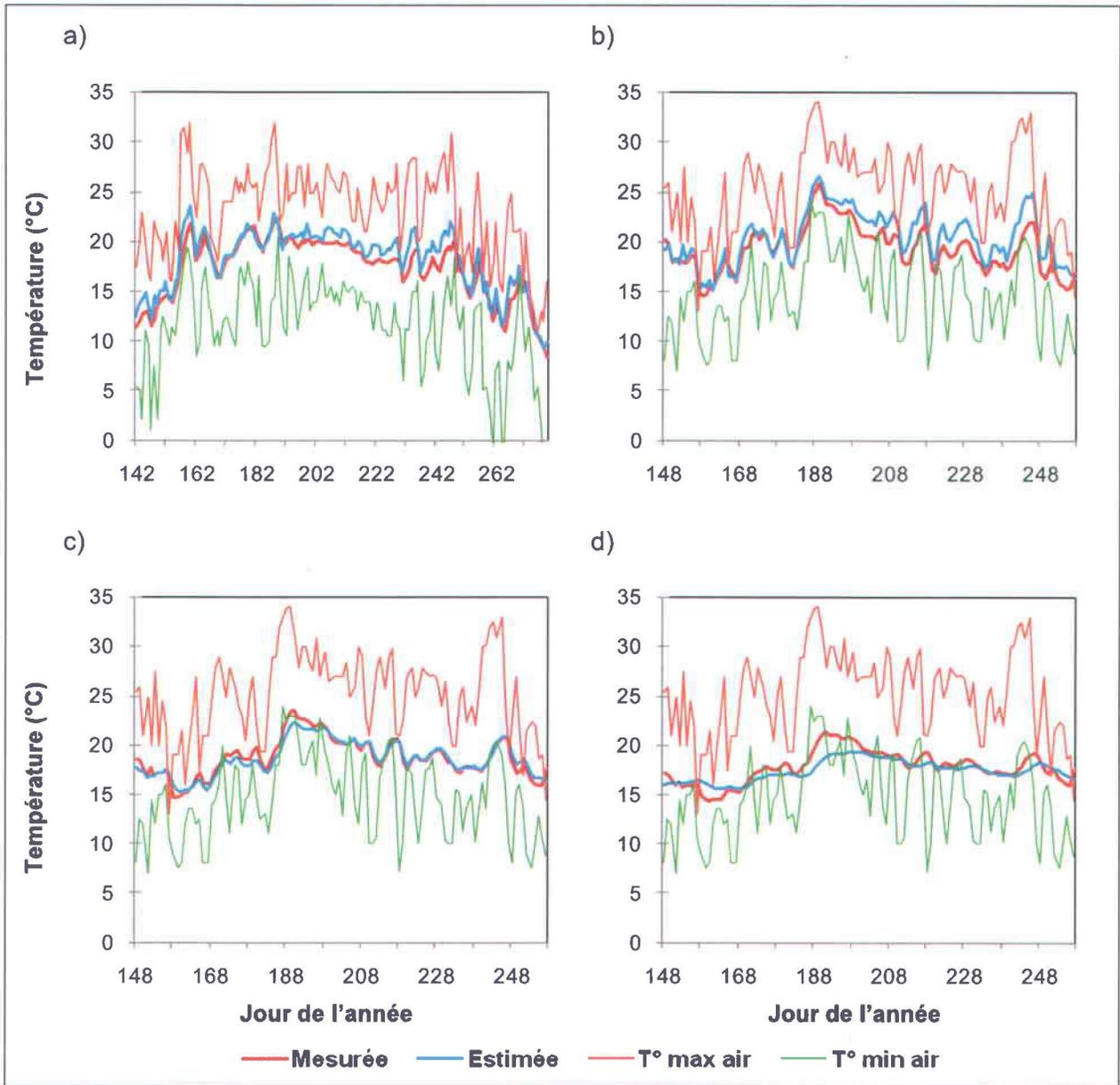


Figure 4.10 : Estimation de la température pour la série St-Jude (unité JU1) à des profondeurs de a) 10 cm pour la saison 2008, b) 10 cm pour 2010, c) 25 cm pour 2010 et d) 50 cm pour 2010.

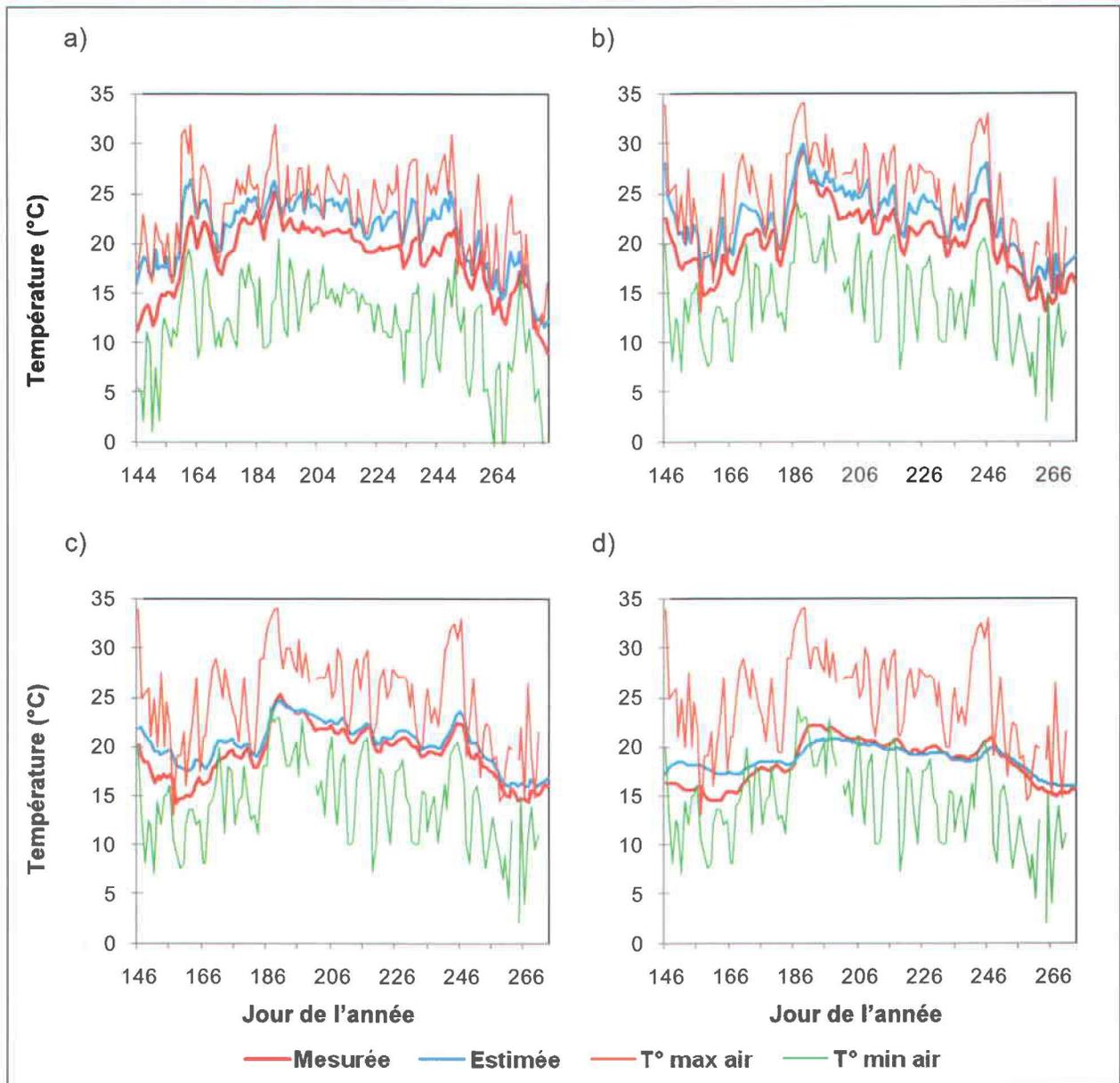


Figure 4.11 : Estimation de la température pour la série de Ste-Brigide (unité BG3) à des profondeurs de a) 10 cm pour la saison 2008, b) 10 cm pour 2010, c) 25 cm pour 2010 et d) 50 cm pour 2010.

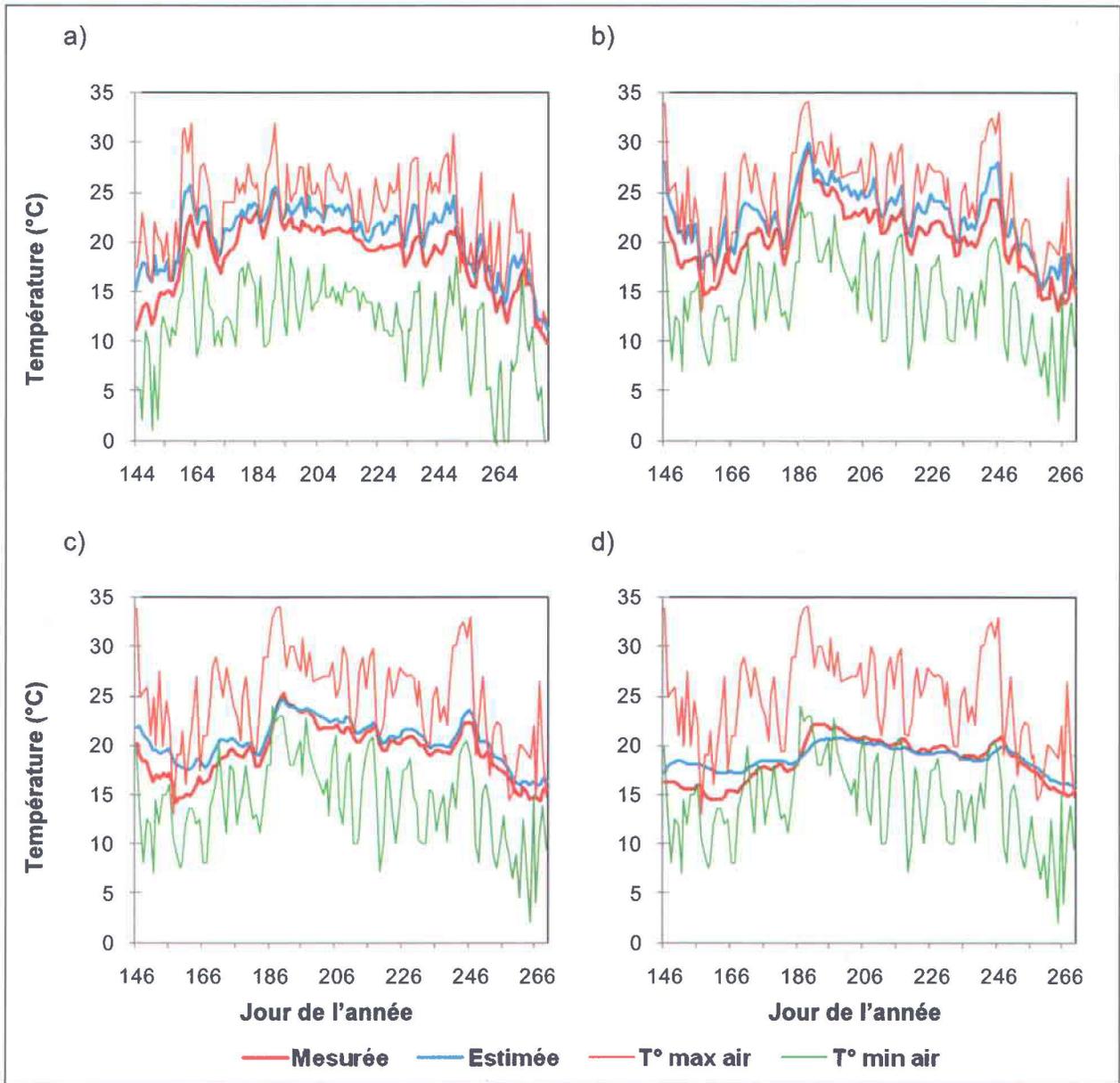


Figure 4.12 : Estimation de la température pour la série Providence (unité PV5) à des profondeurs de a) 10 cm pour la saison 2008, b) 10 cm pour 2010, c) 25 cm pour 2010 et d) 50 cm pour 2010.

Effet des séries de sols

Le tableau 4.4 présente les performances du modèle pour l'estimation de la température selon les différentes séries de sols dans le cas des estimations quotidiennes à 10, 25 et 50 cm de profondeurs. Dans l'ensemble, la qualité des estimations s'avère supérieure à celle obtenue pour l'humidité, présentée précédemment au tableau 4.1, en ce qui concerne l'indice d . La température est mieux modélisée que l'humidité du sol, ce que les auteurs de STM² avaient aussi remarqué (Spokas & Forcella, 2009). Les écarts entre les différents indicateurs de performance sont plus rapprochés d'une série de sols à une autre contrairement à l'estimation de la teneur en eau, ce qui signifie que le type de sol a moins d'effet sur l'estimation de la température relativement aux conditions météorologiques. Le modèle semble particulièrement bien adapté aux sols sableux (unité JU1) puisque les erreurs avoisinent la précision de l'unité HOBO, soit de $\pm 0,7^{\circ}\text{C}$. Quant aux autres sols, un biais positif d'environ 2°C est généralement observé, ce qui laisse croire qu'il faudrait réajuster le modèle. Cependant, le biais positif observé dans chacune des séries de sols serait causé par la non-adéquation de l'évapotranspiration. En fait, le contenu en quartz est, entre autres, utilisé dans le calcul de la conductivité thermique du sol et ce dernier est principalement dérivé du pourcentage de sable. Une hypothèse expliquant les différences obtenues pour la série St-Jude (unité JU1) avec les autres types de sols serait que le contenu en sable, moins abondant dans ces derniers, influencerait le calcul de la conductivité thermique du sol. Cependant, en suivant cette hypothèse, les résultats escomptés pour les sols ayant moins de sable devraient proposer des valeurs de biais négatives, une sous-estimation, ce qui n'est pas le cas. Une autre hypothèse expliquant le biais positif moins élevé pour la série St-Jude est que le sable plus abondant dans cette dernière, favoriserait la percolation, diminue la rétention d'eau en surface pour ainsi provoquer un effet moins marqué de l'évapotranspiration. La masse volumique apparente du sol est aussi incluse dans le calcul de la conductivité thermique du sol (Farouki, 1986). Son estimation par fonction de pédotransfert induit nécessairement une erreur dans le calcul.

Tableau 4.4 : Évaluation de la qualité des estimations quotidiennes de la température du sol à différentes profondeurs pour chaque série de sols, lors des saisons 2008 et 2010

Unité de sol	Saison	Profondeur (cm)			
		10	25	50	
RGg2b	2008	d	0,88	–	–
		RMSE (°C)	2,3	–	–
		Biais (°C)	2,0	–	–
	2010	d	0,89	0,91	0,81
		RMSE (°C)	2,6	1,8	1,7
		Biais (°C)	1,9	0,5	-0,3
JU1	2008	d	0,96	–	–
		RMSE (°C)	1,2	–	–
		Biais (°C)	0,8	–	–
	2010	d	0,92	0,98	0,87
		RMSE (°C)	1,5	0,6	1,0
		Biais (°C)	1,1	-0,1	-0,4
BG3	2008	d	0,85	–	–
		RMSE (°C)	2,8	–	–
		Biais (°C)	2,5	–	–
	2010	d	0,71	0,79	0,80
		RMSE (°C)	3,8	2,1	1,5
		Biais (°C)	3,5	2,0	1,1
PV5	2008	d	0,89	–	–
		RMSE (°C)	2,3	–	–
		Biais (°C)	2,0	–	–
	2010	d	0,88	0,93	0,88
		RMSE (°C)	2,4	1,4	1,2
		Biais (°C)	2,2	1,1	0,3

Effet de la profondeur

D'après le tableau 4.4, il est possible de constater que la qualité des estimations est influencée par la profondeur d'estimation mais de manière moins évidente que pour le cas de l'estimation de l'humidité du sol. Toutefois, il semble y avoir une meilleure estimation à 25 cm de profondeur par rapport à 10 et 50 cm, pour l'ensemble des sols étudiés. En Montérégie, une grande partie des sols cultivés sont généralement labourés avant d'être semés (à l'automne et occasionnellement au printemps). Ceci pourrait avoir un impact sur l'estimation de la masse volumique apparente, à l'aide des fonctions de pédotransfert intégrées dans le modèle. Toutefois, l'épaisseur moyenne du labour des sols est de 30 cm, ce qui n'explique pas pourquoi les estimations à 10 cm sont plus erronées qu'à 25 cm. Mis à part le labour, les travaux préparatoires du sol en surface tel que l'hersage, le semis, l'application d'engrais et d'herbicides ainsi que le désherbage pourraient avoir des répercussions sur la qualité des estimations à 10 cm. Ces travaux pourraient modifier la masse volumique apparente du sol, utilisée dans le calcul de l'estimation de la température (Farouki, 1986). Le biais plus élevé en surface serait occasionné par l'évapotranspiration par les plantes ayant pour effet d'absorber l'énergie disponible pour le réchauffement du sol.

Effet de la période de mesure

Les résultats de l'effet de la période de mesure sur la qualité de l'estimation de température sont détaillés au tableau 4.5 pour chacune des séries de sols, calculées pour un pas de temps quotidien et une profondeur de 10 cm. Les résultats sont assez similaires peu importe la période phénologique. Toutefois, l'indice d décroît légèrement pendant la seconde période de mesure. Une fois de plus, il est possible que ceci soit expliqué par l'évapotranspiration de la plante, pouvant engendrer un refroidissement du sol, non considéré dans le bilan thermique. De manière globale, l'estimation de température du sol à l'aide de STM^2 semble peu influencée par les périodes phénologiques du maïs, ce qui signifie que le modèle pourrait être utilisé durant la saison entière de croissance. Pour des fins d'optimisation, il serait possible d'y ajouter une correction tenant compte de l'évapotranspiration de la plante.

Tableau 4.5 : Effet de la période de mesure sur l'estimation de la température du sol à 10 cm de la série St-Jude

Unité de sol	Saison		Période phénologique		
			Semis à plantule	Plantule à floraison	Floraison à sénescence
RGg2b	2008	d	0,94	0,84	0,86
		RMSE (°C)	1,9	1,5	2,6
		Biais (°C)	1,5	1,2	2,3
	2010	d	0,96	0,94	0,88
		RMSE (°C)	1,1	1,0	3,0
		Biais (°C)	-0,2	0,3	2,7
JU1	2008	d	0,96	0,98	0,96
		RMSE (°C)	1,4	0,5	1,3
		Biais (°C)	1,1	0,0	0,9
	2010	d	0,94	0,91	0,89
		RMSE (°C)	0,7	0,8	1,7
		Biais (°C)	0,3	0,4	1,6
BG3	2008	d	0,85	0,80	0,85
		RMSE (°C)	2,9	1,9	2,7
		Biais (°C)	2,2	1,0	2,2
	2010	d	0,69	0,74	0,69
		RMSE (°C)	2,9	3,2	4,1
		Biais (°C)	2,4	2,9	3,9
PV5	2008	d	0,89	0,87	0,94
		RMSE (°C)	2,5	1,4	1,7
		Biais (°C)	1,7	0,1	0,8
	2010	d	0,68	0,64	0,92
		RMSE (°C)	3,1	2,4	2,1
		Biais (°C)	3,0	2,3	2,0

Effet du pas de temps

Le tableau 4.6 présente les résultats de l'estimation de la température pour la série St-Jude (unité JU1) à un pas de temps horaire et quotidien et une profondeur d'estimation de 10 cm. Le même effet que pour l'estimation de l'humidité a été observé, c'est-à-dire que les performances du modèle en termes d'indice de modélisation sont légèrement meilleures avec un pas de temps quotidien plutôt que horaire. L'erreur est légèrement plus faible également pour l'estimation quotidienne. La même conclusion avait été obtenue par les auteurs du modèle (Spokas & Forcella, 2009). Toutefois, dans les deux cas, en considérant uniquement l'indice d pour lequel il n'y a aucun effet de l'unité de mesure, les performances s'avèrent meilleures que celles de l'estimation de l'humidité. Une hypothèse pouvant expliquer que la température est mieux modélisée serait par la stabilité du phénomène. En effet, la radiation solaire affectant la température du sol est intimement liée à la position géographique et au moment de la journée.

Tableau 4.6 : Effet du pas de temps sur la qualité des estimations de la température du sol à 10 cm de la série St-Jude

	Pas temporel	
	Horaire	Quotidien
d	0,93	0,96
RMSE (°C)	1,7	1,2
Biais (°C)	-0,5	0,8

4.1.3 Les fonctions de pédotransfert du modèle

L'évaluation et la validation des différentes fonctions de pédotransfert intégrées dans STM² ont été effectuées à partir de la base de données analytiques des sols de la Montérégie. L'indice de modélisation, le coefficient de détermination ainsi que les mesures d'erreur ont été générés pour l'ensemble des fonctions de pédotransfert. Les résultats de cette évaluation sont disponibles au tableau 4.7. Il est important de mentionner que cette évaluation a été réalisée avec tous les types de sols minéraux et horizons confondus, de la même façon que STM² utilise les FPT. En termes d'indice d, la teneur en eau au point de flétrissement est la propriété la mieux estimée suivie par la teneur en eau à la capacité au champ et la masse volumique apparente. La conductivité hydraulique à saturation est la propriété la moins bien estimée. Selon les coefficients de détermination, la teneur en eau au point de flétrissement est la propriété la mieux estimée suivie par la teneur en eau à la capacité au champ, la masse volumique apparente et finalement la conductivité hydraulique à saturation. Cette dernière propriété a une valeur de coefficient pratiquement nulle. En comparaison avec les coefficients de détermination obtenus dans la validation croisée, Saxton & Rawls (2006) avaient obtenu une valeur un peu plus élevée pour la teneur en eau au point de flétrissement (0,86) et similaire pour la capacité au champ (0,63). Dans le cas de la masse volumique apparente, Kaur (2002) avait obtenu un coefficient de détermination légèrement plus élevé (0,62). Saxton & Rawls (2006) n'avaient pas évalué la conductivité hydraulique à saturation puisqu'elle a été déduite à partir de propriétés secondaires estimées par FPT (annexe 1). Sur le plan des RMSE, la teneur en eau au point de flétrissement présente une erreur plus faible que la capacité au champ. Les erreurs obtenus par Saxton & Rawls (2006) pour ces propriétés étaient plus faibles que celles générées par validation croisée; soit des valeurs de 2% et 5% respectivement pour le point de flétrissement et la capacité au champ. Quant à la masse volumique apparente, l'erreur est similaire à Kaur (2002) avec une valeur de 0,25 g cm⁻³. Un biais négativement faible a été obtenu pour les propriétés de teneur en eau. En valeur absolue, le biais est près de la moitié de RMSE pour la conductivité hydraulique à saturation. Il est quasiment nul pour la masse

volumique apparente. Ce constat nous a conduit à introduire un autre volet au projet, soit le développement de FPT spécifiques à la région afin d'améliorer les estimations du modèle. Pour atteindre cet objectif, ces nouvelles FPT devront présenter des indices de modélisation plus élevés ainsi que des erreurs plus faibles que celles intégrées dans STM². Si ce n'est pas le cas, il serait intéressant d'envisager à introduire au modèle la valeur mesurée d'une propriété secondaire plus difficilement estimée par FPT, par exemple pour le cas de la conductivité hydraulique à saturation.

Tableau 4.7 : Évaluation des fonctions de pédotransfert intégrées dans STM² à partir de la base de données analytiques des sols de la Montérégie, tout horizon confondu

	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
N	334	333	351	316
R²_{vc}	0,61	0,67	0,51	0,02
d	0,85	0,89	0,67	0,34
	%	%	g cm ⁻³	cm h ⁻¹
RMSE	8,89	6,26	0,22	40,53
Biais	-3,92	-0,09	-0,02	-17,65

R²_{vc} : Coefficient de détermination associé à l'équation de validation-croisée.

4.1.4 Conclusions sur les estimations de STM²

Comme il a été mentionné dans ce chapitre, le modèle STM² semble mieux adapté à l'estimation de la température qu'à l'humidité du sol. Toutefois, il faut rester prudent avec cette conclusion puisque l'imprécision des mesures de teneur en eau est beaucoup plus élevée que celle des mesures de températures. Pour l'estimation de la température, le modèle représente bien les processus d'accumulation et de transfert de chaleur et ce, peu importe la série de sols, la profondeur ou la période de mesure au cours de la saison. Il en est tout autrement pour l'estimation de l'humidité. Il semble que le modèle performe mieux pour les sols sableux et loameux et moins bien pour les sols argileux. Le modèle est particulièrement inefficace pour l'estimation des propriétés des sols graveleux. Une décroissance de la qualité des estimations a été notée lorsque la profondeur d'estimation est augmentée. Il est important de souligner que le modèle a été conçu pour la prédiction de la température et de l'humidité des sols en surface et qu'il demeure risqué, comme le démontre les résultats de cette recherche, de l'utiliser pour la prédiction en profondeur. Le modèle demeure relativement simple et ne tient pas compte de la variation verticale du sol en termes de contenu en sable, argile, limon et matière organique. Le

fait d'employer une moyenne pondérée des propriétés de sol selon la profondeur étudiée en entrée du modèle fait en sorte que l'interaction entre les horizons contrastants n'est pas considérée dans la prédiction de l'humidité. La période de mesure semble avoir un certain impact sur la qualité des estimations de l'humidité du sol. En effet, il a été observé que, durant la première et la troisième période phénologique du maïs, le modèle performe mieux. Celui-ci a été principalement conçu pour des sols nus. Conséquemment, le développement d'une culture à même le site à l'étude influence les résultats. Les estimations de l'humidité à pas quotidien se sont avérées plus concluantes que celles effectuées à un pas horaire. Toutefois, pour répondre aux besoins de modélisation selon un pas horaire, ces estimations pourraient tout de même être utilisées si l'erreur est jugée acceptable à de telles applications. En ce qui concerne les FPT intégrées dans le modèle, il s'avère que la qualité des estimations diffère d'une propriété à l'autre. Mis à part la FPT retenue pour estimer la conductivité hydraulique à saturation, toutes les valeurs prédites à partir des FPT étudiées ont présenté une assez bonne corrélation avec les valeurs mesurées. Toutefois, les coefficients de détermination (R^2) demeurent plus faibles que ceux des concepteurs de ces FPT et les RMSE sont plus importants que ceux obtenus par ces derniers. Ceci indique que ces fonctions ne sont pas très bien adaptées au contexte pédoclimatique de la Montérégie et par conséquent, qu'il faut envisager développer des FPT spécifiques à cette région.

4.2. ANALYSE DE SENSIBILITÉ

Dans cette section, il sera question, dans un premier temps, d'étudier la sensibilité relative de STM² aux propriétés primaires de sol ainsi qu'aux données météorologiques utilisées en entrée pour l'estimation de l'humidité et de la température du sol. Ensuite, les résultats de l'analyse de sensibilité relative de STM² porteront sur les propriétés secondaires dérivées par le modèle à partir de FPT pour l'estimation de l'humidité et de la température du sol. Il est important de rappeler que le modèle ne considère aucunement les fragments grossiers, ce qui fait en sorte que l'analyse ne reflète pas l'effet qu'aurait pu avoir ces derniers sur l'estimation de l'humidité ou de la température du sol. Par exemple, le sol de la série Rougemont, qualifié de sable loameux graveleux, sera traité comme un sable loameux. D'un point de vue textural, le sol de l'unité RGg2b occupe une classe intermédiaire entre les sols des unités JU1 et BG3. Les résultats de l'analyse de sensibilité des FPT intégrées dans le modèle aux propriétés primaires seront également discutés. En dernier lieu, une discussion générale de l'analyse de la sensibilité sera présentée en lien avec les résultats présentés au chapitre précédent.

4.2.1 Sensibilité relative de STM² aux propriétés primaires de sol et aux données météorologiques utilisées en entrée

Estimation de l'humidité

Les valeurs absolues moyennes des coefficients de sensibilité relative aux propriétés primaires de l'estimation de l'humidité par STM² sont présentées au tableau 4.8 pour les séries Rougemont, St-Jude, Ste-Brigide et Providence (unités RGg2b, JU1, BG3 et PV5). Pour chacun de ces sols, la moyenne des coefficients de sensibilité a été calculée selon trois conditions : les journées sans précipitations, avec précipitations et sans distinction. Les coefficients obtenus pour chacune des propriétés primaires diffèrent d'un sol à un autre. En effet, l'estimation de l'humidité pour l'unité RGg2b est en premier lieu influencée par la variation du contenu en sable avec une valeur de coefficient de 0,30 (sensibilité élevée) suivi des contenus en limon et matière organique qui présentent tous les deux des coefficients de sensibilité de 0,22 (sensibilité élevée). L'unité JU1 semble plus influencée par le contenu en sable avec un coefficient de sensibilité de 0,63 (sensibilité élevée) quatre fois plus élevée que pour les contenus en limon et argile et près de huit fois plus élevée que celle du contenu en matière organique (sensibilité moyenne). Pour l'unité BG3, c'est le contenu en limon qui a dominé avec

un coefficient de sensibilité de 0,31 (élevée). Les coefficients des autres propriétés primaires sont plus rapprochés pour ce sol, similairement à l'unité RGg2b. Enfin, pour l'unité PV5, c'est le contenu en argile qui a ressorti du lot avec un coefficient de sensibilité de 0,20 (élevée). Les contenus en matière organique et en limon ont suivi de près (classe moyenne) alors que le contenu en sable a obtenu un coefficient faible pour cette unité de sols. Dans le cas présent, l'abondance d'une propriété (la valeur nominale observée) semble avoir influencé la valeur absolue moyenne des coefficients de sensibilité principalement pour les unités JU1 et PV5. L'unité JU1 contient très peu d'argile et beaucoup de sable et l'unité PV5 contient très peu de sable et beaucoup d'argile. Pour l'unité BG3, le contenu en limon a été la variable ayant le plus d'effet sur l'estimation de l'humidité suivi de la matière organique. Dans ce cas-ci, ce n'est pas vraiment l'abondance mais plutôt le poids porté sur le contenu en limon par le modèle car dans ce sol le contenu en sable est plus abondant. Il faut souligner que la teneur en matière organique est assez faible en surface dans ce sol (2,2%) et elle constitue la seconde propriété primaire ayant le plus d'effet. Le comportement de l'humidité pour le sol de l'unité RGg2b ressemble à celui de l'unité BG3 sauf que dans le cas présent, l'abondance des contenus en sable et en matière organique a eu un impact sur les coefficients obtenus. Les valeurs des coefficients de sensibilité des propriétés primaires de ces sols n'ont pas été affectées par la présence ou l'absence d'évènements pluvieux. Quant à la sensibilité de l'humidité du sol aux données météorologiques, il s'est avéré que le modèle est plus sensible aux précipitations et à la température maximale. On observe un lien entre les coefficients de sensibilité aux précipitations et la granulométrie du sol. Ainsi, les fluctuations de l'humidité estimée pour les sols grossiers sont moins sensibles aux fluctuations des propriétés primaires du sol que dans le cas des sols plus fins, ce qui est probablement dû à la rétention en eau plus grande des sols à textures plus fines.

Tableau 4.8 : Coefficients moyens de sensibilité absolue de l'estimation de l'humidité du sol avec STM² aux propriétés primaires de sol ainsi qu'aux données météorologiques utilisées comme entrées.

Unités de sol	Moyenne des valeurs absolues de la sensibilité relative						
	Propriétés primaires du sol				Données météorologiques		
	STOT	LTOT	ATOT	MO	Précipitations	T° air max	T° air min
RGg2b							
Sans distinction	0.30	0.22	0.12	0.22	0.14	0.17	0.04
Sans précipitation	0.30	0.22	0.14	0.22	–	0.17	0.04
Avec précipitations	0.30	0.21	0.10	0.22	0.29	0.18	0.05
JU1							
Sans distinction	0.63	0.18	0.14	0.07	0.17	0.22	0.05
Sans précipitation	0.65	0.18	0.14	0.07	–	0.24	0.05
Avec précipitations	0.62	0.17	0.14	0.07	0.36	0.19	0.04
BG3							
Sans distinction	0.16	0.31	0.14	0.20	0.22	0.29	0.07
Sans précipitation	0.17	0.32	0.15	0.20	–	0.33	0.08
Avec précipitations	0.16	0.30	0.13	0.20	0.46	0.24	0.06
PV5							
Sans distinction	0.04	0.10	0.20	0.15	0.22	0.17	0.04
Sans précipitation	0.04	0.11	0.22	0.15	–	0.18	0.04
Avec précipitations	0.03	0.10	0.19	0.14	0.47	0.16	0.04

La figure 4.13 illustre la sensibilité relative de l'estimation de l'humidité aux propriétés primaires du sol ainsi qu'aux données météorologiques au fil de la saison pour les unités de sol RGg2b, JU1, BG3 et PV5. Dans tous les cas, il est possible de constater que lors d'évènements pluvieux importants, le modèle devient plus sensible à cette variable. Ceci engendre une diminution des coefficients de sensibilité pour les contenus en sable, limon et matière organique du sol. Pour les unités de sol JU1 et BG3, lors de précipitations, les coefficients de sensibilité du contenu en argile augmentent. Une diminution de ces coefficients est observée pour l'unité PV5. On note que le entre l'humidité et les températures maximales et minimales de l'air est inverse. En effet, la température influence l'évaporation de l'eau contenue dans le sol. Les contenus en sable et en limon semblent engendrer un effet négatif sur l'estimation de l'humidité quelque soit la série de sols alors que pour les contenus en argile et en matière organique, l'impact est positif. Cette analyse montre que l'effet des propriétés primaires sur l'estimation de l'humidité du sol est différent d'un sol à l'autre.

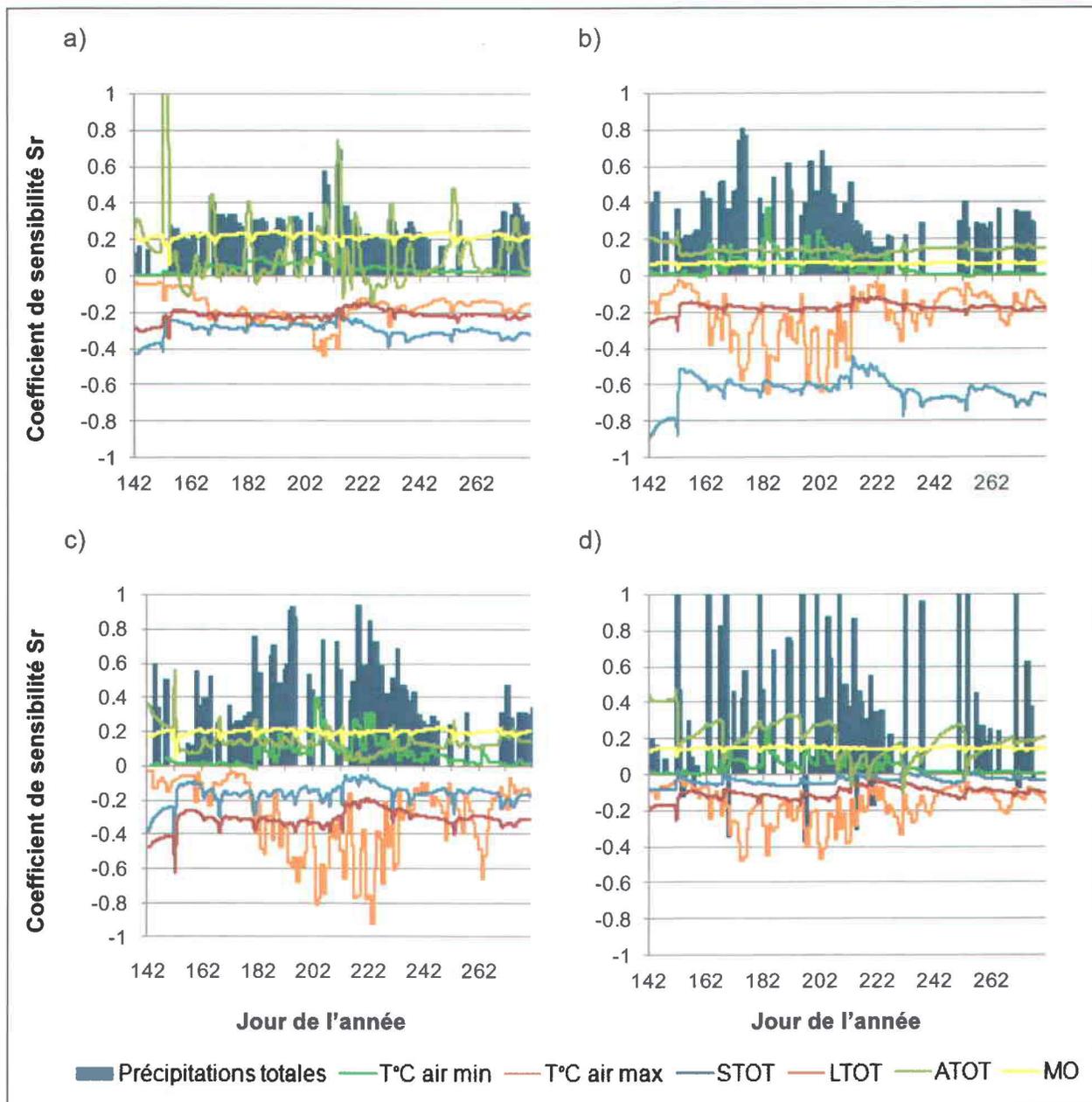


Figure 4.13 : Analyse de la sensibilité relative de l'estimation de l'humidité du sol avec STM² aux propriétés primaires de sol ainsi qu'aux données météorologiques utilisées en entrée pour différentes unités de sols : a) RGg2b, b) JU1, c) BG3 et d) PV5.

Estimation de la température

Tout comme pour l'humidité, la sensibilité relative de la température aux propriétés primaires a été mesurée. Pour chacune des unités de sol, les valeurs absolues moyennes des coefficients de sensibilité relative de la température aux propriétés primaires sont présentées au tableau 4.9. Pour chacun de ces sols, la moyenne des coefficients de sensibilité a été calculée selon trois conditions : les journées sans précipitations, avec précipitations et sans distinction. L'estimation de la température du sol est beaucoup moins sensible aux propriétés primaires des sols. En effet, les valeurs absolues moyennes des coefficients sont environ de 10 à 100 fois moins élevées que celles obtenues avec l'humidité du sol. Toutefois, ce n'est pas le cas pour l'ensemble des variables météorologiques. En effet, il semble que l'estimation de la température soit principalement influencée par la température maximale journalière avec une valeur de coefficient avoisinant 0,60 (sensibilité élevée) suivi de la température minimale journalière avec des valeurs variant de 0,13 à 0,27 (sensibilité moyenne à élevée). Il est normal que la température de l'air ait un effet important sur la température du sol. En effet, plusieurs modèles calculent le flux de chaleur à la surface du sol à partir de la température de l'air uniquement. Quant à la sensibilité de la température du sol aux précipitations, les coefficients générés ont varié entre 0 et 0,05, ce qui est classé faible à négligeable. À la figure 4.14, on y retrouve les différents coefficients de sensibilité relative obtenus pour les différentes unités de sol au fil de la saison. Les valeurs demeurent très faibles pour l'ensemble des sols et des propriétés mis à part le contenu en argile pour l'unité PV5 où il y a des valeurs légèrement plus fortes négativement. Il semble que l'argile aurait un léger effet plutôt négatif sur la température du sol. L'augmentation de 100% d'argile engendrait alors une diminution de 2% de la température, ce qui est très faible. Ceci peut s'expliquer par la plus grande capacité de rétention en eau de ces sols. Ainsi, l'énergie disponible pour augmenter la température du sol servirait à évaporer l'eau présente dans ce sol. Malgré cela, toutes les propriétés primaires de sols ont obtenus des coefficients de sensibilité à la température classés faibles ou négligeables. Les propriétés primaires du sol n'ont pas ou très peu d'influence sur l'estimation de la température. Dans tous les cas présentés, les températures maximale et minimale ont des effets positifs, c'est-à-dire qu'ils varient dans le même sens, sur la température du sol. Bien que négligeable, les graphiques des sols d'unité BG3 et PV5 ont montré des effets négatifs dans le cas de l'effet des précipitations sur la température du sol.

Tableau 4.9 : Coefficients moyens de sensibilité absolue de l'estimation de la température du sol avec STM² aux propriétés primaires de sol et aux données météorologiques utilisées en entrée.

Unités de sol	Moyenne des valeurs absolues de la sensibilité relative						
	Propriétés primaires du sol				Données météorologiques		
	STOT	LTOT	ATOT	MO	Précipitations	T° air max	T° air min
RGg2b							
Sans distinction	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.60	0.19
Sans précipitation	0.00	0.00	0.00	0.01	–	0.60	0.18
Avec précipitations	0.00	0.00	0.00	0.01	0.04	0.61	0.19
JU1							
Sans distinction	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.61	0.25
Sans précipitation	0.00	0.00	0.00	0.01	–	0.61	0.24
Avec précipitations	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.60	0.27
BG3							
Sans distinction	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.59	0.15
Sans précipitation	0.00	0.00	0.00	0.00	–	0.59	0.13
Avec précipitations	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.59	0.17
PV5							
Non distinct	0.00	0.01	0.02	0.01	0.02	0.60	0.16
Sans précipitation	0.00	0.01	0.02	0.01	–	0.60	0.15
Avec précipitations	0.00	0.01	0.02	0.01	0.04	0.60	0.18

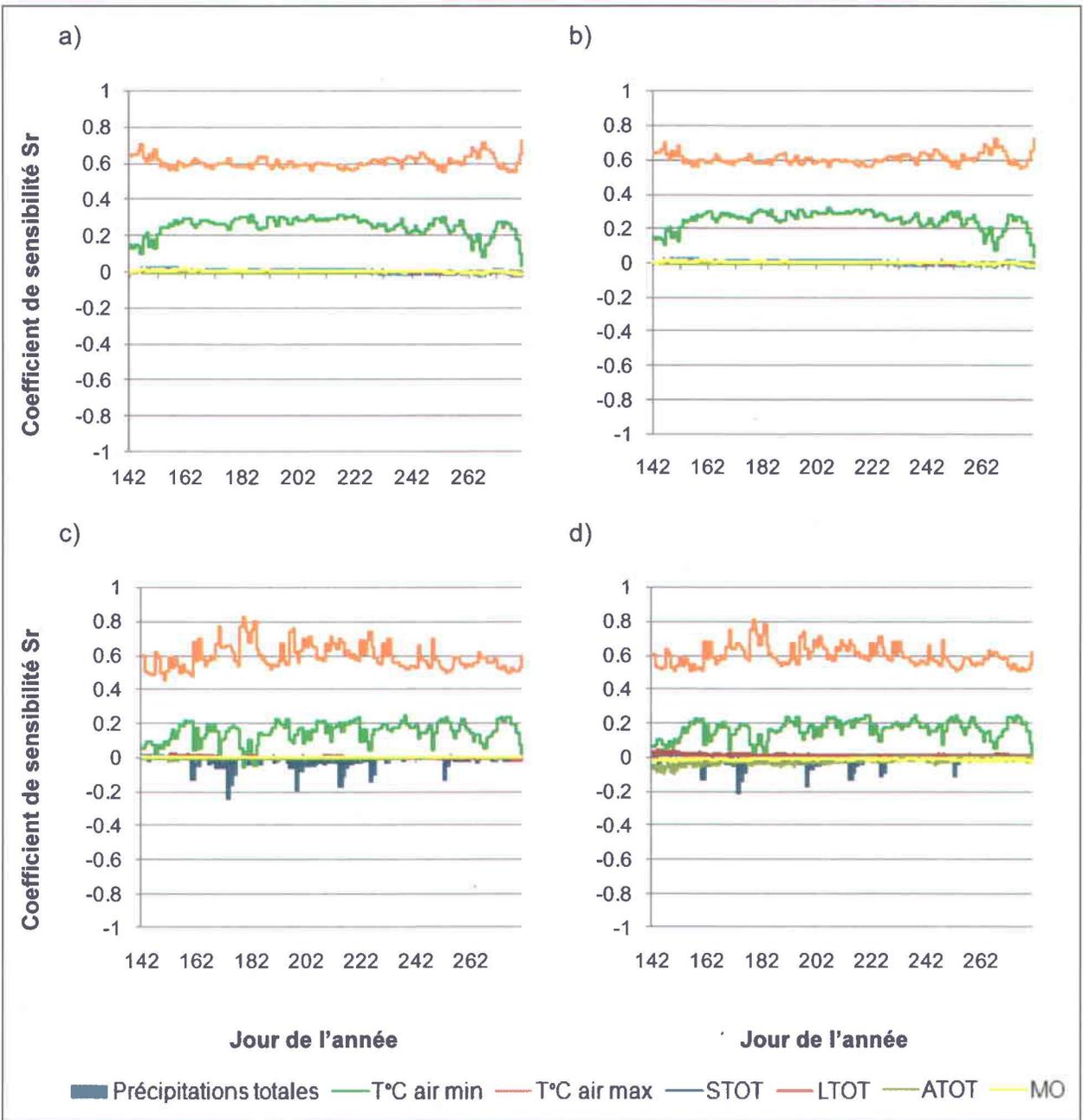


Figure 4.14 : Analyse de la sensibilité relative de l'estimation de la température du sol avec STM² aux propriétés primaires de sol et aux données météorologiques utilisées en entrée pour différentes unités de sols : a) RGg2b, b) JU1, c) BG3 et d) PV5.

4.2.2 La sensibilité relative de STM^2 aux propriétés secondaires

Estimation de l'humidité

Le tableau 4.10 présente les valeurs absolues moyennes des coefficients de sensibilité relative de l'estimation de l'humidité aux propriétés secondaires de sol pour les différentes unités de sols. Pour toutes les séries de sols testées, il s'avère que la masse volumique apparente est la propriété secondaire ayant le plus d'effet sur l'estimation de l'humidité du sol. En effet, il semble qu'une variation de 100% de la densité engendrerait entre 12 et 20% de variation d'humidité (sensibilité classée de moyenne à élevée). Quant à la conductivité hydraulique à saturation, la variation engendrée est de 2% pour l'unité PV5 (sensibilité faible à négligeable), de 6% pour les unités RGg2b et JU1 (sensibilité moyenne) et 8% pour l'unité BG3 (sensibilité moyenne). Enfin, les coefficients de sensibilité relative pour la capacité au champ et varient entre 2 et 6% (faible ou négligeable allant à moyenne) et sont quasiment nuls au point de flétrissement permanent, ce qui est marginal par rapport aux autres propriétés secondaires. Les variations des coefficients de sensibilité relative au cours de la saison sont illustrées à la figure 4.15 pour chacune des unités de sols. Il est possible de constater que tout comme pour l'analyse de sensibilité aux propriétés primaires, que les précipitations font diminuer la sensibilité aux propriétés secondaires du sol. Près du 212^e jour de l'année, il semble y avoir un renversement de la tendance observée pour l'ensemble des variables secondaires pour les quatre séries de sols. Cet effet semble plutôt lié à l'apport en eau, ce qui peut être dû à l'accumulation des eaux de précipitations précédant cette période. En effet, les pluies connaissent une accalmie suivant cette période. Ce qui entre alors en jeu est l'effet des mécanismes de redistribution verticale sur le bilan d'eau dans la couche de sol et par conséquent, ceci accroît la sensibilité aux propriétés secondaires du sol. D'une série de sols à l'autre, les tendances des coefficients de sensibilité sont similaires. Il faut souligner que dans le cas de la capacité au champ, cette propriété a de l'effet lorsque les précipitations font grimper la teneur en eau du sol au-delà de cette limite, par la suite il y a aucune influence. Dans le cas du point de flétrissement permanent, il est rare que les conditions humides atteignent cette limite, ce qui explique la sensibilité négligeable observée.

Tableau 4.10 : Coefficients moyens de sensibilité absolue de l'estimation de l'humidité du sol avec STM² aux propriétés secondaires de sol.

Unités de sol	Moyenne des valeurs absolues de la sensibilité relative Propriétés secondaires du sol			
	K_{sat}	ρ_{app}	θ_{1500}	θ_{33}
RGg2b				
Sans distinction	0.06	0.13	0.00	0.02
Sans précipitation	0.06	0.13	0.00	0.02
Avec précipitations	0.06	0.14	0.00	0.02
JU1				
Sans distinction	0.06	0.12	0.00	0.01
Sans précipitation	0.06	0.12	0.00	0.01
Avec précipitations	0.05	0.12	0.00	0.01
BG3				
Sans distinction	0.08	0.12	0.00	0.02
Sans précipitation	0.07	0.12	0.00	0.02
Avec précipitations	0.08	0.12	0.00	0.02
PV5				
Sans distinction	0.02	0.20	0.00	0.06
Sans précipitation	0.02	0.20	0.00	0.06
Avec précipitations	0.02	0.20	0.00	0.06

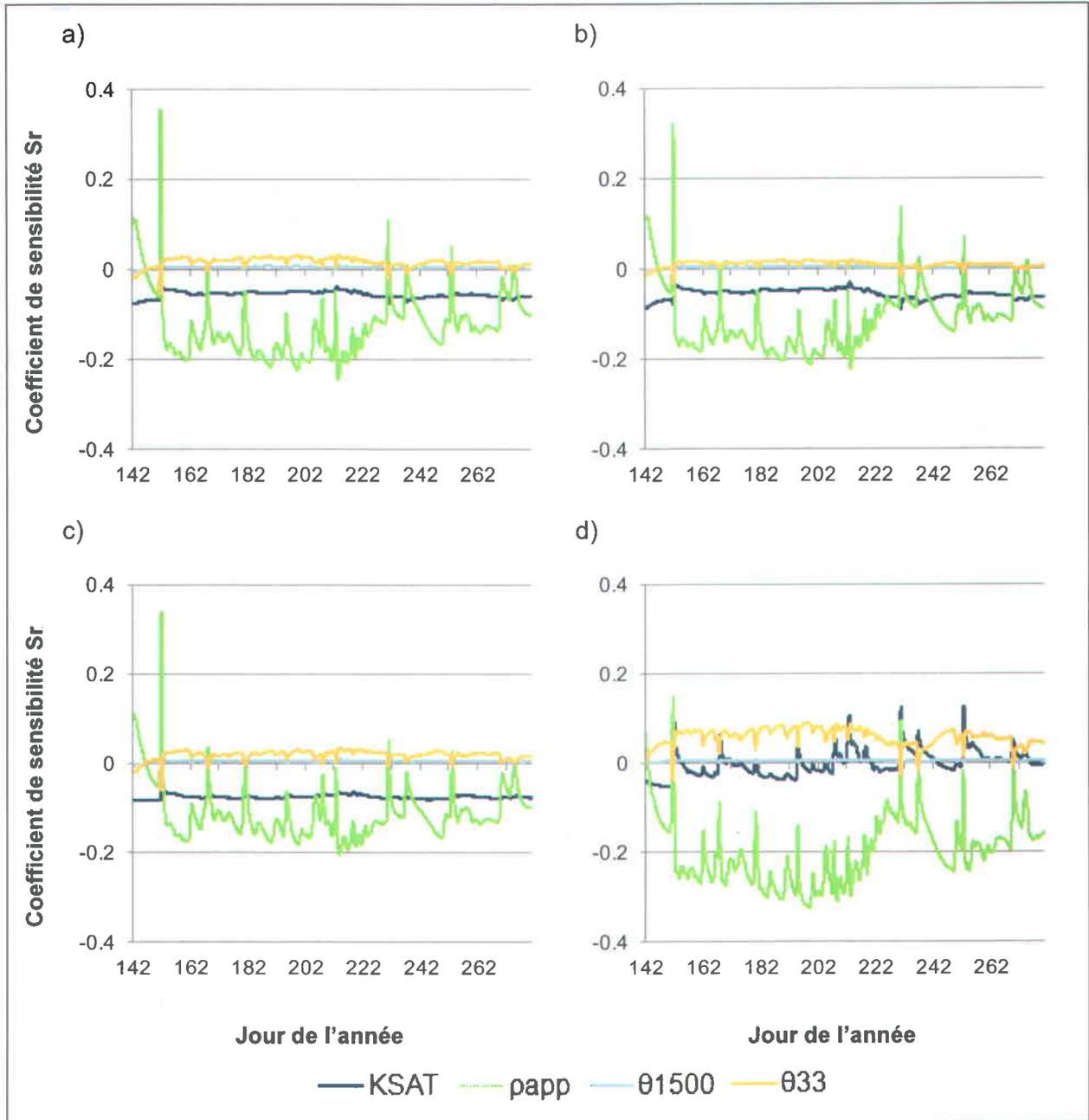


Figure 4.15 : Analyse de la sensibilité relative de l'estimation de l'humidité du sol avec STM² aux propriétés secondaires de sol pour différentes unités de sols : a) RGg2b b) JU1, c) BG3 et d) PV5.

Estimation de la température

Le tableau 4.11 présente les résultats de l'analyse de sensibilité relative de l'estimation de la température aux propriétés secondaires de sols. Les moyennes absolues des coefficients de sensibilité relative sont présentées pour l'ensemble de la saison. L'effet des propriétés secondaires est très faible sur l'estimation de la température car la plus haute valeur absolue moyenne de coefficient de sensibilité est de 0,01. Dans tous les cas, la sensibilité est qualifiée de faible à négligeable et plus souvent qu'autrement négligeable. La figure 4.16 présente les différents coefficients de sensibilité relative observés pendant la saison de croissance de 2008. Puisque les propriétés primaires des sols n'ont pratiquement aucun impact sur l'estimation de la température du sol, il n'en demeure pas moins que leur transformation résultante en propriétés secondaires par FPT n'a pas eu un aussi grand impact que pour le cas de l'analyse de sensibilité avec l'humidité du sol. Dans le cas présent, ce sont les températures maximale et minimale quotidiennes qui influencent la température du sol dans STM².

Tableau 4.11 : Coefficients moyens de sensibilité absolue de l'estimation de la température du sol avec STM² aux propriétés secondaires de sol.

Unités de sol	Moyenne des valeurs absolues de la sensibilité relative Propriétés secondaires du sol			
	K_{sat}	ρ_{app}	θ_{1500}	θ_{33}
RGg2b				
Sans distinction	0.01	0.00	0.00	0.00
Sans précipitation	0.01	0.00	0.00	0.00
Avec précipitations	0.01	0.00	0.00	0.00
JU1				
Sans distinction	0.00	0.00	0.00	0.00
Sans précipitation	0.00	0.00	0.00	0.00
Avec précipitations	0.00	0.00	0.00	0.00
BG3				
Sans distinction	0.00	0.01	0.00	0.00
Sans précipitation	0.00	0.01	0.00	0.00
Avec précipitations	0.00	0.01	0.00	0.00
PV5				
Sans distinction	0.00	0.01	0.00	0.00
Sans précipitation	0.00	0.01	0.00	0.00
Avec précipitations	0.00	0.01	0.00	0.00

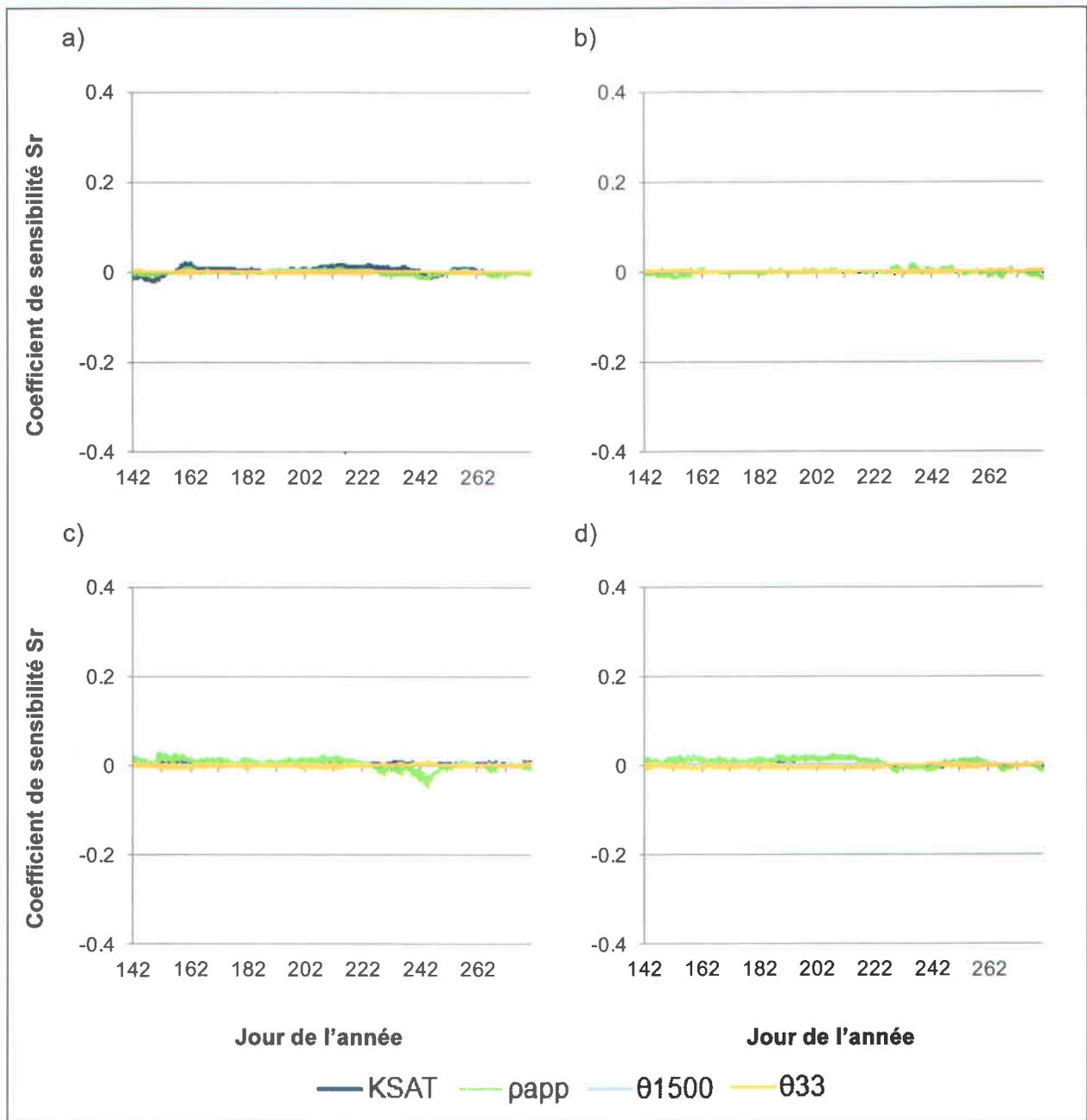


Figure 4.16 : Analyse de la sensibilité relative de l'estimation de la température du sol avec STM^2 aux propriétés secondaires de sol pour différentes unités de sol : a) RGg2b b) JU1, c) BG3 et d) PV5.

4.2.3 La sensibilité relative des fonctions de pédotransfert du modèle

Les tableaux 4.12 à 4.15 présentent les résultats de l'analyse de sensibilité relative des FPT utilisées par STM² pour les différentes unités de sol. Les différentes FPT sont détaillées à l'annexe 1. Certaines propriétés primaires ne sont pas utilisées par les FPT, ce qui explique pourquoi, dans certains cas, aucun coefficient de sensibilité relative n'a pu être généré. Il est rare qu'une FPT utilise les valeurs des trois fractions des particules primaires qui définissent la texture du sol étant donné les problèmes de colinéarité engendrés en intégrant la troisième fraction. Les coefficients de sensibilité les plus élevés pour chacune des propriétés secondaires ont été mis en rouge de façon à faciliter la consultation. La teneur en eau au point de flétrissement permanent semble principalement influencée positivement par le contenu en argile et en partie par la quantité de matière organique pour les unités BG3 et PV5. Pour l'unité JU1, la valeur nominale du contenu en argile est la plus faible des quatre unités et sa valeur nominale de matière organique est élevée, ce qui peut expliquer les différences observées. Pour l'unité RGg2b, c'est le contenu en matière organique qui a eu la plus grande valeur de coefficient suivi de très près par le contenu en argile. L'unité BG3 contient très peu de matière organique alors que l'unité PV5 contient beaucoup d'argile. Le point de flétrissement permanent est une propriété plutôt liée à la rétention de l'eau et augmente positivement avec les taux de matière organique et d'argile. Quant à la capacité au champ, le contenu en sable a été la variable ayant le plus d'effet pour les unités RGg2b, JU1 et BG3 alors que pour l'unité PV5, c'est le contenu en argile qui a le plus d'effet. L'unité PV5 contient très peu de sable ce qui peut expliquer la différence observée. Pour cette propriété secondaire, le contenu en sable aurait un impact négatif sur les valeurs, ce qui est normal car une hausse de la teneur en sable a pour effet de diminuer la rétention de l'eau dans le sol. À l'opposé, l'effet observé avec le contenu en argile a été positif dans tous les cas. En ce qui a trait aux résultats de l'analyse de sensibilité relative pour la conductivité hydraulique à saturation, il semble que dans tous les cas, les résultats sont partagés entre les contenus en argile et limon du sol. Les valeurs observées se sont avérées négatives, ce qui signifie que pour cette FPT, la conductivité hydraulique à saturation diminue lorsque les valeurs d'argile et de limon augmentent. Ceci fait un certain sens puisque la texture du sol détermine la surface spécifique du sol et l'intensité d'adsorption du sol et décrit en partie les forces de frottement (Musy & Soutter, 1991). Ainsi, des proportions d'argiles élevées réduiront la conductivité hydraulique du sol. Les coefficients les plus faibles ont été observés pour l'unité JU1, là où le contenu en sable est important. Dans le cas du sable, la surface spécifique est plus faible et donc l'adsorption du sol est plus faible ce qui fait en sorte

que le sol a une plus grande conductivité que les sols argileux. Enfin, la masse volumique apparente s'est avérée plus sensible à la matière organique pour les unités RGg2b, JU1 et BG3 alors que pour l'unité PV5 ce fut le contenu en argile mais de très peu. L'effet de la matière organique sur la densité est négatif. Des corrélations négatives avaient par ailleurs déjà été obtenues auparavant par Simard & Anger (1986) entre la matière organique et la masse volumique apparente du sol. Les valeurs des coefficients de sensibilité sont tous plus faibles pour cette propriété (entre 0,03 et -0,12). Ceci indique que les variations des propriétés primaires engendrent de très faibles variations de la masse volumique apparente. En fait, la masse volumique apparente du sol peut être expliquée par d'autres propriétés non considérées telles que la quantité de fragments grossiers, le niveau de compaction du sol lié à la fois aux travaux au champ ou encore à différents processus de la pédogénèse, etc.

Tableau 4.12 : Analyse de la sensibilité relative des FPT implantées dans STM², cas de la série de sols Rougemont (unité RGg2b).

Propriétés primaires	Coefficient de sensibilité			
	Propriétés secondaires dérivées par FPT			
	θ_{1500}	θ_{33}	K_{sat}	ρ_{app}
ATOT	0.42	0.22	-0.64	0.01
LTOT	-	-	-0.57	-
STOT	0.08	-0.82	-	0.05
MO	0.50	0.43	-	-0.18

Tableau 4.13 : Analyse de la sensibilité relative des FPT, cas de la série de sols Saint-Jude (unité JU1)

Propriétés primaires	Coefficient de sensibilité			
	Propriétés secondaires dérivées par FPT			
	θ_{1500}	θ_{33}	K_{sat}	ρ_{app}
ATOT	0,44	0,22	-0,39	0,01
LTOT	-	-	-0,40	-
STOT	-0,04	-1,40	-	0,01
MO	0,57	0,41	-	-0,12

Tableau 4.14 : Analyse de la sensibilité relative des FPT, cas de la série de sols Sainte-Brigide (unité BG3)

Propriétés primaires	Coefficient de sensibilité			
	Propriétés secondaires dérivées par FPT			
	θ_{1500}	θ_{33}	K_{sat}	ρ_{app}
ATOT	0,69	0,26	-1,20	-0,02
LTOT	-	-	-1,53	-
STOT	0,01	-0,32	-	0,03
MO	0,17	0,14	-	-0,11

Tableau 4.15 : Analyse de la sensibilité relative des FPT, cas de la série de sols Providence (unité PV5)

Propriétés primaires	Coefficient de sensibilité			
	Propriétés secondaires dérivées par FPT			
	θ_{1500}	θ_{33}	K_{sat}	P_{app}
ATOT	0,84	0,28	-3,42	-0,08
LTOT	-	-	-1,38	-
STOT	0,15	0,00	-	0,02
MO	0,00	-0,02	-	-0,07

4.2.4 Discussion générale sur l'analyse de sensibilité

L'analyse de sensibilité relative a permis de déterminer quel est l'impact d'une variable d'entrée d'un modèle sur une variable de sortie. Ainsi, dans le cas de la sensibilité du modèle aux propriétés primaires du sol, des conclusions différentes ont été obtenues pour les estimations de l'humidité et de la température. La variation de l'humidité est influencée par les propriétés primaires du sol alors que celle de la température est très peu influencée par ces propriétés. Pour l'humidité, l'abondance relative d'une propriété primaire (v.g. le pourcentage de sable dans un sol sableux) fait augmenter le coefficient de sensibilité relatif, ce qui a fait en sorte que les différentes unités de sols se comportent différemment. Bien que le modèle considère les propriétés primaires du sol, il n'en demeure pas moins que les variables météorologiques ont des répercussions importantes. Ainsi l'estimation de l'humidité est fortement influencée par les quantités de précipitations alors que pour la température, c'est essentiellement les maximum et minimum quotidien de température de l'air. Contrairement aux résultats précédents, l'analyse de sensibilité relative de STM² aux propriétés secondaires a permis de déceler certaines tendances d'une unité de sol à une autre. Ainsi pour l'humidité du sol, la masse volumique apparente est la propriété secondaire la plus influente suivie de la conductivité hydraulique à saturation. Un effet négatif a pu être remarqué sur l'estimation de l'humidité pour ces deux propriétés secondaires. Ceci fait un certain sens puisque un sol dont la conductivité hydraulique est élevée aura tendance à moins retenir l'eau à l'intérieur. Pour la masse volumique apparente, lorsqu'elle est élevée, la porosité du sol est moindre ce qui fait en sorte que ce dernier contient moins d'espaces vides pour l'eau. Cependant l'analyse de sensibilité a révélée que le modèle est peu sensible à la conductivité hydraulique à saturation. Par conséquent, l'erreur commise sur cette propriété avec les FPT actuelles n'altère pas la capacité d'estimation du modèle. Les résultats de cette analyse indiquent que si les FPT intégrées dans STM² devaient être remplacées, il faudrait prioriser principalement la masse volumique apparente puisque le modèle est sensible à cette propriété pour l'estimation de l'humidité. Concernant la température,

l'ensemble des propriétés secondaires a présenté des valeurs de coefficients de sensibilité faibles ou négligeables, ce qui est en accord avec le même exercice mené avec les propriétés primaires. La conclusion est que les propriétés du sol ne jouent pas un grand rôle dans le modèle sol pour l'estimation de la température, ce sont plutôt les variables météorologiques qui importent. Enfin, l'analyse de sensibilité relative des FPT aux propriétés primaires a révélé une certaine cohérence d'une unité de sol à une autre. Dans ce cas-ci, le poids porté à une propriété primaire a expliqué en bonne partie les FPT.

4.3 DÉVELOPPEMENT DE FONCTIONS DE PÉDOTRANSFERT

Le développement de nouvelles FPT sera abordé dans ce chapitre. En premier lieu, il sera question des résultats des études statistiques des données de sol. Dans cette section, les distributions et les corrélations entre les propriétés seront étudiées. Ensuite, il y aura deux sections sur les différents résultats des deux méthodes de développement de FPT sélectionnées : approche par régression pas à pas et approche par analyse canonique de corrélation. Une discussion générale des résultats issus de ces méthodes sera effectuée à la fin de ce chapitre.

4.3.1 Études statistiques des données

À la figure 4.17, la matrice des distributions et des corrélations entre les variables pour l'horizon A est présentée. Pour les horizons B et C, cette matrice est présentée à l'annexe 2. On constate sur la diagonale que plusieurs variables ne sont pas normalement distribuées tel que les pourcentages d'argile (ATOT), de carbone organique (CO), de fragments grossiers (F.G.) ainsi que la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}). Les corrélations significatives (à 95%) ont été symbolisées par un astérisque. Les variables explicatives limon total (LTOT), ATOT, CO et F.G. sont faiblement corrélées (r variant de -0,24 à 0,36). Cependant, des corrélations significatives sont observées pour les pourcentages de limon avec l'argile et les fragments grossiers. Pour éviter les problèmes de multi-colinéarité et de redondance de l'information, il est souhaitable que les variables explicatives soient initialement peu corrélées entre elles. Quant aux variables expliquées (θ_{33} , θ_{1500} , ρ_{app} et K_{sat}), une forte corrélation est observée entre θ_{33} et θ_{1500} (r de 0,73) de même que plusieurs coefficients de corrélation significatifs entre θ_{33} et ρ_{app} , θ_{1500} et ρ_{app} , et ρ_{app} et K_{sat} . En ce qui concerne la corrélation entre les variables expliquées et explicatives, on note une certaine corrélation de 0,60 entre le pourcentage de limon avec θ_{33} ,

une valeur de 0,60 entre le pourcentage de limon avec θ_{1500} , une valeur de 0,72 entre le pourcentage d'argile avec θ_{1500} et une valeur de -0,53 entre le pourcentage de carbone organique avec ρ_{app} . Pour la K_{sat} , une corrélation de 0,44 a été notée avec le pourcentage de fragments grossiers. Plusieurs autres coefficients de corrélations se sont avérés faibles et à la fois significatifs entre les variables explicatives et expliquées. Dans ce cas-ci, les corrélations sont intéressantes puisqu'elles révèlent l'existence de relations linéaires entre ces dernières.

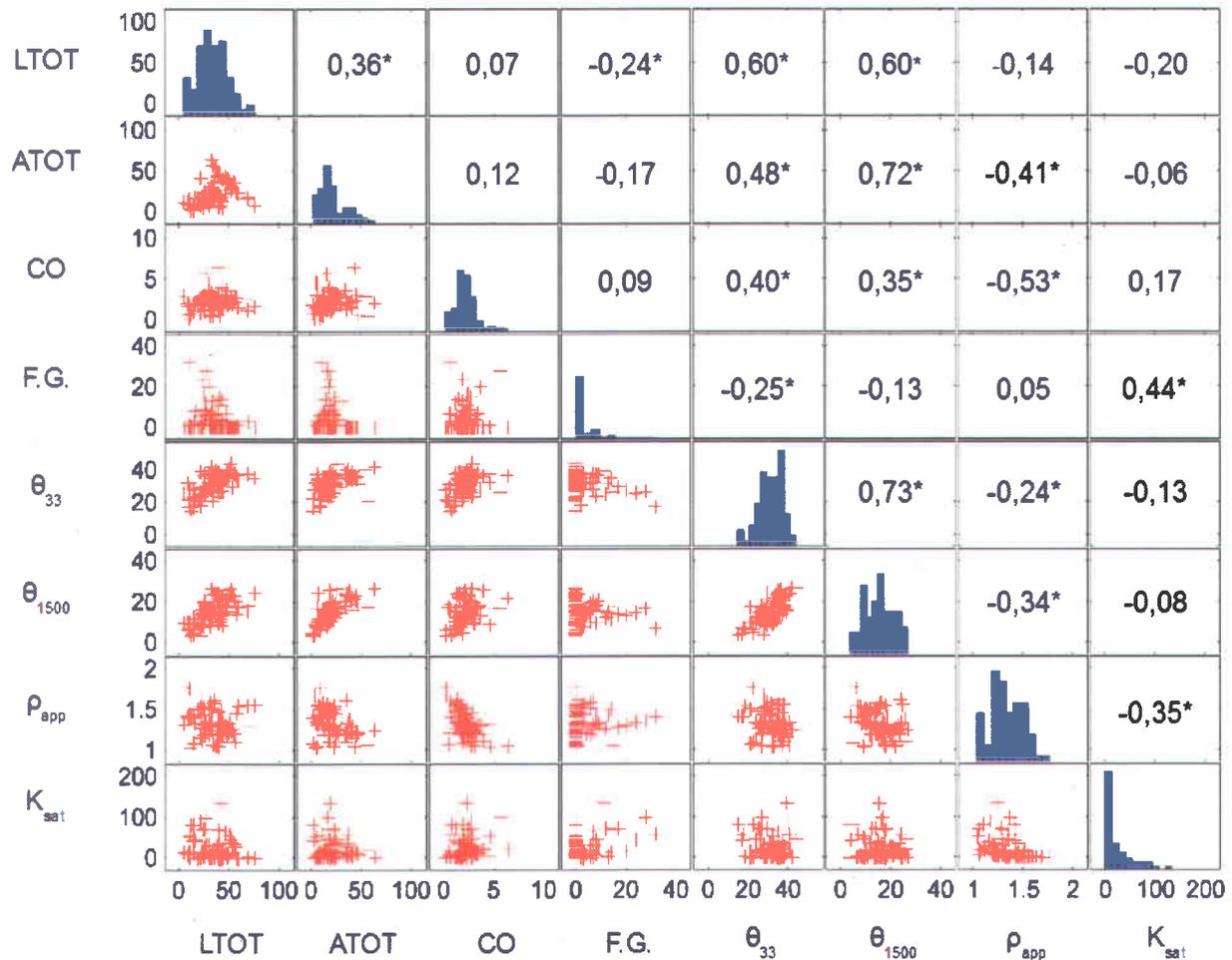


Figure 4.17 : Matrice de distribution et de corrélation des variables primaires et secondaires.

Pour certains cas, la transformation utilisant le logarithme népérien fut plus concluante que celle générée avec l'algorithme. Le tableau 4.16 présente pour chacune des variables la transformation utilisée. À aucun moment, l'algorithme *Boxcox* n'a pu détecter des valeurs de λ égales à 1. Une explication de cette constatation est que certaines variables (CO, F.G. et K_{sat}) peuvent être nulles, ce qui fait tendre la transformée vers l'infini. Pour cette raison, la valeur de 1 a été additionnée à certaines variables pour ainsi effectuer la transformation avec le

logarithme népérien. Dans certains cas, comme le contenu en limon et la capacité au champ, aucune transformation n'a été nécessaire et cela, quelque soit l'horizon échantillonné.

Tableau 4.16 : Transformations appliquées aux propriétés primaires et secondaires pour obtenir des distributions normales

		Horizons		
		A	B	C
Propriétés primaires	LTOT	–	–	–
	ATOT	Boxcox, $\lambda=0,4126$	Boxcox, $\lambda=0,1059$	Boxcox, $\lambda=0,1744$
	CO	Boxcox, $\lambda=0,5723$	Boxcox, $\lambda=0,0159$	Boxcox, $\lambda=0,1865$
	F.G.	$\ln(x+1)$	$\ln(x+1)$	$\ln(x+1)$
Propriétés secondaires	θ_{33}	–	–	–
	θ_{1500}	–	Boxcox, $\lambda=0,2339$	Boxcox, $\lambda=0,2306$
	p_{app}	–	Boxcox, $\lambda=1,6543$	Boxcox, $\lambda=1,8707$
	K_{sat}	$\ln(x+1)$	Boxcox, $\lambda=0,0939$	$\ln(x+1)$

À la figure 4.18, il s'agit de la même matrice des distributions et des corrélations que celle présentée précédemment à laquelle certaines variables ont été transformées selon les transformations énoncées au tableau 4.16. En observant les distributions sur la diagonale de la matrice, il apparaît que la plupart des variables respectent maintenant la distribution normale. Seul le pourcentage de fragments grossiers n'a pu être transformé de manière à respecter les conditions de la distribution normale, cependant la nouvelle distribution s'apparente un peu plus à celle d'une loi normale. Pour cette raison, la variable transformée a été tout de même retenue. Une autre option aurait été de rejeter cette variable, toutefois il est connu que les fragments grossiers ont de l'influence sur les propriétés secondaires des sols. Les matrices de distributions et de corrélations des horizons B et C sont présentées à l'annexe 2.

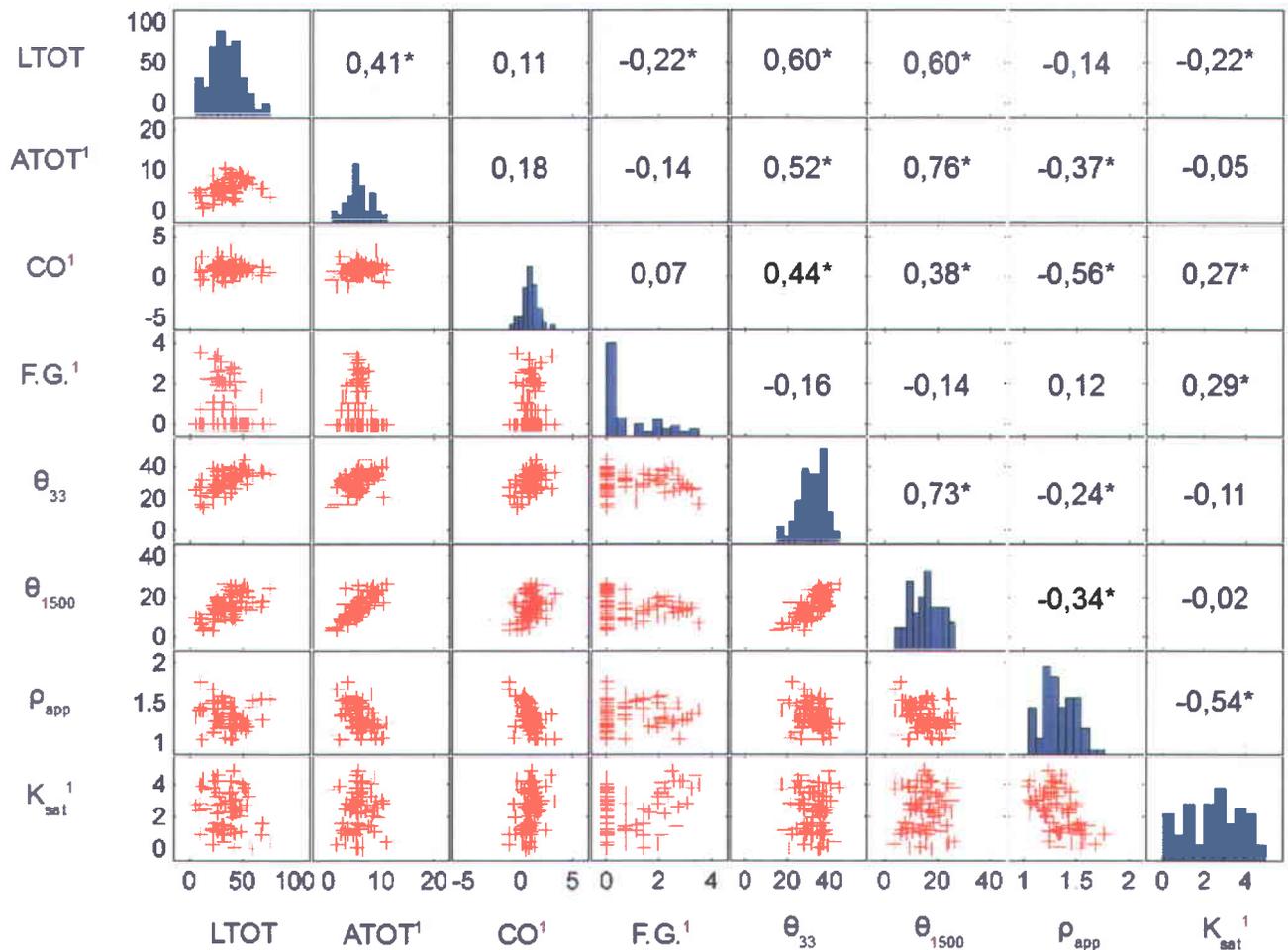


Figure 4.18 : Matrice de distribution et de corrélation des variables primaires et secondaires respectant la normalité, cas de l'horizon A.

1. Valeurs transformées pour la distribution normale.

4.3.2 Approche par régression pas à pas (*Stepwise regression*)

Les tableaux 4.17 à 4.19 présentent les coefficients standardisés et non standardisés des équations de régression obtenues pour chacune des propriétés secondaires et horizons étudiés (A, B et C), respectivement. Les coefficients standardisés résultent d'une régression à partir d'un jeu de données centrées-réduites (scores z). Ceci permet d'éviter d'avoir une ordonnée à l'origine et enlève l'effet d'unité de chacune des variables primaires. L'interprétation de ces coefficients permet de connaître le poids porté par l'équation sur une propriété primaire. En examinant ces tableaux, on remarque que les valeurs des coefficients de régression obtenues diffèrent d'un horizon à un autre. En fait, il semble y avoir une certaine similitude entre les

coefficients des horizons B et C et une différence notable avec les valeurs standardisées des coefficients obtenus pour l'horizon A. Ceci peut s'expliquer du fait que les propriétés primaires peuvent varier avec la profondeur (la matière organique est généralement plus élevée en surface) et que les propriétés secondaires sont influencées par le travail du sol dont l'action s'exerce majoritairement en surface. De plus, en comparant les matrices de distribution et de corrélation pour chaque horizon (annexe 2), on constate que les corrélations entre les propriétés primaires et secondaires sont plus élevées pour les horizons B et C que pour l'horizon A. Bien que considérées statiques, les propriétés secondaires de l'horizon A sont également plus dynamiques temporellement en raison des perturbations engendrées par le travail du sol. Ceci justifie l'intérêt du développement de FPT stratifiées selon les horizons. Mis à part la conductivité hydraulique à saturation, les RMSE des régressions sont plus faibles pour les propriétés secondaires de l'horizon A. Les FPT développées avec cette méthode n'ont pas retenu la totalité des propriétés primaires disponibles, excepté les FPT développées pour la masse volumique apparente de l'horizon C. Cela indique que certaines propriétés primaires n'apportent pas de gains significatifs à l'estimation de la propriété secondaire. En comparant les coefficients de régression standardisés de l'horizon A, on comprend que le poids le plus important pour θ_{33} est accordé au limon, θ_{1500} à l'argile, ρ_{app} au carbone organique et pour K_{sat} aux fragments grossiers. Pour les horizons B et C, bien que les valeurs ne soient pas exactement les mêmes, l'ordre des coefficients est similaire pour θ_{33} avec un poids important pour l'argile, θ_{1500} avec l'argile et ρ_{app} avec le carbone organique. Quant à la K_{sat} , le poids le plus important a été accordé aux fragments grossiers pour l'horizon B et au limon pour l'horizon C.

Tableau 4.17 : Coefficients standardisés et non standardisés des équations de régression obtenues avec la méthode de régression pas à pas pour l'horizon A

	Propriétés secondaires							
	θ_{33}		θ_{1500}		ρ_{app}		K_{sat}	
	%		%		g cm ⁻³		cm h ⁻¹	
	Coefficients		Coefficients		Coefficients		Coefficients	
	St.*	Non st.	St.	Non st.	St.	Non st.	St.	Non st.
Constante	–	19,0483	–	0,1053	–	1,5369	–	12,5731
LTOT	2,9639	0,2077	2,3792	0,1667	–	–	–	–
ATOT ¹	1,3801	0,5935	3,3642	1,4469	-0,0403	-0,0173	–	–
CO ¹	2,0207	2,4774	1,3365	1,6385	-0,0857	-0,1051	–	–
F.G. ¹	–	–	–	–	–	–	11,5664	11,0482
R ²	0,55		0,75		0,36		0,17	
F	23,64		55,87		16,47		12,20	
RMSE St.*	4,26		3,21		0,14		25,65	

* St. : Coefficients standardisés; Non st. : Coefficients non standardisés.

* F : Statistique de Fisher.

¹ À noter que l'équation de régression développée emploie les valeurs transformées de ces variables pour atteindre la distribution normale.

Tableau 4.18 : Coefficients standardisés et non standardisés des équations de régression obtenues avec la méthode de régression pas à pas pour l'horizon B

	Propriétés secondaires							
	θ_{33}		θ_{1500}		ρ_{app}		K_{sat}	
	%		%		g cm ⁻³		cm h ⁻¹	
	Coefficients		Coefficients		Coefficients		Coefficients	
	St.*	Non st.	St.	Non st.	St.	Non st.	St.	Non st.
Constante	–	7,1585	–	-1,2617	–	1,4664	–	27,5317
LTOT	1,8325	0,1009	–	–	0,0632	0,0035	-7,2940	-0,4018
ATOT ¹	7,5207	5,9784	7,1623	5,6935	-0,0885	-0,0703	–	–
CO ¹	–	–	1,0901	1,2084	-0,0953	-0,1056	5,0044	5,5473
F.G. ¹	-1,4913	-1,0776	-1,6027	-1,1580	–	–	10,4869	7,5775
R ²	0,67		0,80		0,41		0,37	
F	57,27		104,83		18,75		15,68	
RMSE St.*	6,34		4,17		0,17		19,96	

* St. : Coefficients standardisés; Non st. : Coefficients non standardisés.

* F : Statistique de Fisher.

¹ À noter que l'équation de régression développée emploie les valeurs transformées de ces variables pour atteindre la distribution normale.

Tableau 4.19: Coefficients standardisés et non standardisés des équations de régression obtenues avec la méthode de régression pas à pas pour l'horizon C

%	θ_{33}		θ_{1500}		ρ_{app}		K_{sat}	
	%		g cm ⁻³		cm h ⁻¹			
	Coefficients		Coefficients		Coefficients		Coefficients	
	St.*	Non st.	St.	Non st.	St.	Non st.	St.	Non st.
Constante	–	9,6162	–	-0,2221	–	1,2480	–	26,3539
LTOT	2,5909	0,1588	–	–	0,0499	0,0031	-9,2568	-0,5675
ATOT¹	8,4732	5,0459	7,7003	4,5856	-0,0879	-0,0524	–	–
CO¹	–	–	–	–	-0,1073	-0,1933	–	–
F.G.¹	-1,8488	-1,3401	-1,3536	-0,9811	0,0779	0,0565	–	–
R²	0,70		0,75		0,56		0,34	
F	50,96		99,65		20,35		33,35	
RMSE St.*	7,06		4,76		0,17		13,12	

* St. : Coefficients standardisés; Non st. : Coefficients non standardisés.

* F : Statistique de Fisher.

¹ À noter que l'équation de régression développée emploie les valeurs transformées de ces variables pour atteindre la distribution normale.

Les indices de performance des FPT développées par la méthode de régression pas à pas sont détaillés du tableau 4.20 à 4.22 respectivement pour les horizons A, B et C. Il s'agit de résultats obtenus par la validation croisée pouvant montrer la robustesse du modèle utilisé. Pour un même horizon donné, les indices d ainsi que les coefficients de détermination (R^2) présentés aux tableaux 4.20 à 4.22 concordent pour déterminer l'ordre de performance des fonctions de pédotransfert générées pour estimer les propriétés secondaires. Ainsi selon ces deux indicateurs, l'ordre décroissant des variables les mieux prédites pour les horizons A et B est le suivant : $\theta_{1500} > \theta_{33}, > \rho_{app} >> K_{sat}$. Il est important de noter que les indices d et les coefficients de détermination de θ_{1500} et θ_{33} sont assez élevés et rapprochés. Les indices d ainsi que les coefficients de détermination obtenus avec la masse volumique apparente sont un peu plus faibles que les deux propriétés précédentes. Enfin, la conductivité hydraulique à saturation, toujours pour les horizons A et C, a été la propriété la moins bien estimée avec des indices d et des coefficients de détermination quasiment nuls. Pour l'horizon B, l'ordre décroissant des variables les mieux prédites en termes d'indices d et de coefficients de détermination est le suivant : $\theta_{33} > \theta_{1500}, > K_{sat} > \rho_{app}$. Dans ce cas-ci, il y a une inversion de l'ordre pour les indices d et les coefficients de détermination des propriétés θ_{1500} et θ_{33} . Toutefois, l'écart entre celles-ci

demeure faible. La même tendance s'est produite entre la conductivité hydraulique à saturation et la masse volumique apparente. Cette fois-ci, il semble que pour l'horizon B, la conductivité hydraulique à saturation soit tout aussi bien estimée que la masse volumique apparente. En effet, l'indice d et le coefficient de détermination s'avèrent plutôt moyens que nuls, contrairement aux horizons A et C. L'horizon B est moins perturbé par les racines et le travail du sol que l'horizon A, ce qui peut expliquer les meilleures performances pour l'estimation de la conductivité hydraulique à saturation.

Quant aux mesures des erreurs quadratiques et du biais, il est difficile d'effectuer une comparaison entre les propriétés lorsque les unités de mesure diffèrent. Pour les θ_{1500} et θ_{33} , les RMSE ont été de 3,18 et 3,99 $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$ avec des biais de 1,51 et 1,62 $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$ respectivement pour l'horizon A. Ces valeurs positives de biais sont plus élevées que celles obtenues dans les autres horizons et contribuent davantage au RMSE. Ces mêmes propriétés dans l'horizon B ont présenté une erreur plus élevée d'environ 1 à 1,5 $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$ et leur biais s'est avéré quasiment nul. Dans l'horizon C, la performance d'estimation de θ_{1500} se rapproche de celle observée dans l'horizon A en termes de RMSE tandis que le biais est presque nul. Pour θ_{33} , le RMSE augmente à 6,19 $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$ avec un biais positif de 1,64 $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$. Les erreurs obtenues pour les FPT estimant la masse volumique apparente sont relativement similaires pour tous les horizons (0,14 pour A, 0,16 pour B et 0,15 pour C). Les biais sont légèrement négatifs pour les horizons B et C alors que pour l'horizon A, la valeur demeure négative et explique plus de 50% de l'erreur. Enfin, les RMSE obtenues pour la conductivité hydraulique à saturation sont très différentes d'un horizon à l'autre. En effet, la valeur avoisine 27 cm h^{-1} pour l'horizon A et chute à 16 cm h^{-1} pour l'horizon B et à 8 cm h^{-1} pour l'horizon C. Quant au biais mesuré pour l'horizon A, il est, à toute fin pratique, nul alors que pour les horizons B et C, les valeurs de biais sont positives.

Tableau 4.20 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode de régression pas à pas pour l'horizon A

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	P_{app}	K_{sat}
R^2_{vc}	0,64	0,69	0,46	0,02
d	0,84	0,89	0,72	0,46
	%	%	g cm^{-3}	cm h^{-1}
RMSE	3,99	3,18	0,14	27,01
Biais	1,62	1,51	-0,09	-1,52

R^2_{vc} : Coefficient de détermination associé à l'équation de validation-croisée.

Tableau 4.21 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode de régression pas à pas pour l'horizon B

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
R^2_{vc}	0,76	0,68	0,49	0,50
d	0,93	0,90	0,78	0,82
	%	%	$g\ cm^{-3}$	$cm\ h^{-1}$
RMSE	4,65	4,81	0,16	15,76
Biais	0,04	-0,28	-0,04	5,18

R^2_{vc} : Coefficient de détermination associé à l'équation de validation-croisée.

Tableau 4.22 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode de régression pas à pas pour l'horizon C

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
R^2_{vc}	0,64	0,82	0,52	0,13
d	0,89	0,95	0,83	0,35
	%	%	$g\ cm^{-3}$	$cm\ h^{-1}$
RMSE	6,19	3,47	0,15	7,95
Biais	1,64	-0,27	-0,03	3,44

R^2_{vc} : Coefficient de détermination associé à l'équation de validation-croisée.

Les graphiques illustrant la validation croisée des fonctions de pédotransfert générées par régression pas à pas pour chacune des propriétés secondaires étudiées sont présentés à la figure 4.19. Ces graphiques montrent les nuages de points pour les valeurs mesurées et estimées de chaque horizon. Sur chacun des graphes, on y retrouve trois nuages de points correspondant aux FPT pour les horizons A, B et C. Les meilleures FPT sont celles dont le nuage de points tend le plus à se rapprocher de la droite illustrant l'adéquation parfaite entre les valeurs mesurées et estimées. L'interprétation de ces résultats doit considérer les erreurs (RMSE par exemple) car le nuage de point peut être réparti de part et d'autre d'une droite de 1 et d'ordonnée à l'origine de 0 et tout de même comporter des RMSE importants. Selon les nuages de points observés, pour tout horizon confondu, on note l'ordre décroissant de la qualité des résultats suivant : $\theta_{1500} > \theta_{33} > \rho_{app} > K_{sat}$. Toutefois, il est évident pour le cas de la conductivité hydraulique à saturation que les équations développées surestiment les valeurs faibles de cette propriété.

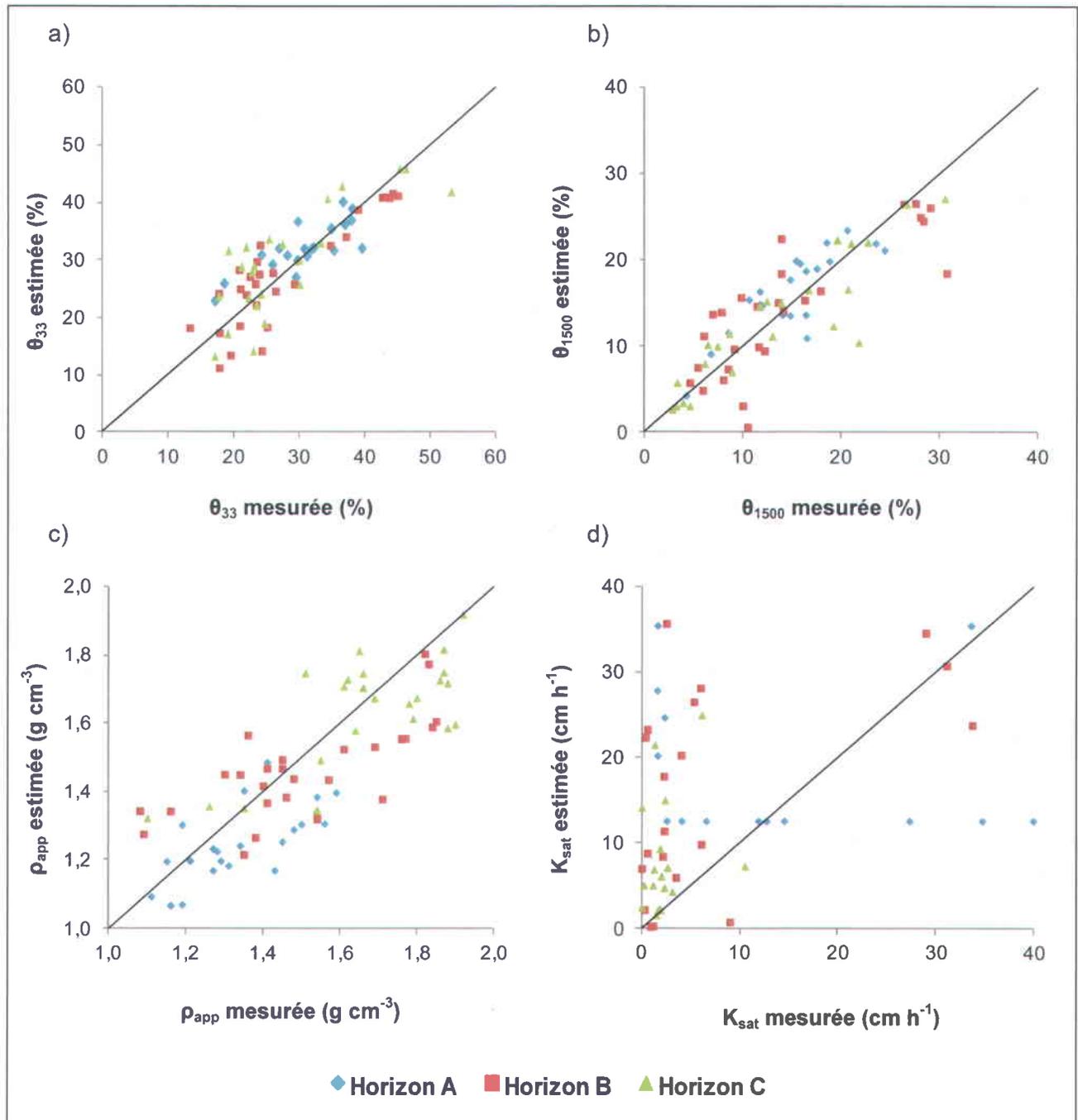


Figure 4.19 : Validation croisée des FPT développées avec la méthode de régression pas à pas pour chaque horizon et variables secondaires : a) la capacité au champ (θ_{33}), b) le point de flétrissement permanent (θ_{1500}), c) la masse volumique apparente (ρ_{app}) et d) la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}).

4.3.3 Approche par analyse canonique de corrélation

Tel que mentionné à la section 3.10.3, la première étape de cette méthode de développement de FPT consiste à générer les variables canoniques U_i à partir d'un jeu de données d'étalonnage. Lors de cette étape, des coefficients canoniques a_{ij} sont associés à chaque variable primaire intégrée dans chacune des variables canoniques et indiquent la contribution relative de chaque propriété primaire à la définition des variables canoniques. Cependant, Johnson & Wichern (2007) recommandent plutôt d'utiliser le coefficient de corrélation comme indice décrivant la contribution d'une propriété à une composante canonique au lieu d'interpréter les coefficients canoniques a_{ij} . Le tableau 4.23 présente les valeurs de ces coefficients canoniques et les corrélations entre les variables canoniques et les propriétés primaires obtenues pour l'horizon A. Pour la variable U_1 , ce sont les pourcentages d'argile et de limon qui ont les plus fortes corrélations. Pour U_2 , c'est essentiellement le carbone organique qui définit cette variable composite, avec une corrélation négative alors que U_3 est définie par la teneur en fragments grossiers. Pour U_4 , c'est le limon total qui donne la corrélation la plus élevée. Les coefficients canoniques et les corrélations entre les variables canoniques et les propriétés primaires de l'horizon B sont présentés au tableau 4.24. Pour cet horizon, la variable U_1 est essentiellement composée de la contribution de l'argile, U_2 est dominé par le carbone organique, U_3 reçoit une forte contribution négative des fragments grossiers alors que U_4 a une forte contribution négative du carbone organique et du limon. Enfin, les coefficients canoniques et les corrélations entre les variables canoniques et les propriétés primaires de l'horizon C sont présentés au tableau 4.25. Pour cet horizon, la variable U_1 est essentiellement corrélée avec l'argile, U_2 avec la matière organique et négativement avec le limon, U_3 par les fragments grossiers alors que la variable U_4 est corrélée aux teneurs en carbone organique et en fragments grossiers.

Tableau 4.23 : Coefficients canoniques a_{ij} et de corrélation générés pour les différentes propriétés primaires pour l'obtention de variables canoniques U_j par combinaison linéaire, cas de l'horizon A

	U_1		U_2		U_3		U_4	
	a_{ij}	R	a_{ij}	R	a_{ij}	R	a_{ij}	R
LTOT	0,0284	0,75	0,0256	0,35	-0,0225	-0,19	-0,0680	-0,52
ATOT ¹	0,2317	0,77	0,0966	0,30	0,3085	0,36	0,2865	0,37
CO ¹	0,4867	0,50	-1,1261	-0,84	-0,2984	-0,09	0,0541	-0,03
F.G. ¹	-0,1480	-0,24	-0,1328	-0,31	0,7662	0,69	-0,5921	-0,39
θ_{33}	—	0,73	—	-0,03	—	-0,10	—	-0,14
θ_{1500}	—	0,85	—	0,10	—	0,11	—	-0,03
ρ_{app}	—	-0,46	—	0,38	—	-0,03	—	-0,12
K_{sat}	—	-0,04	—	-0,36	—	0,31	—	0,00

1. valeurs transformées pour la distribution normale.

Tableau 4.24 : Coefficients canoniques a_{ij} et de corrélation générés pour les différentes propriétés primaires pour l'obtention de variables canoniques U_j par combinaison linéaire, cas de l'horizon B

	U_1		U_2		U_3		U_4	
	a_{ij}	R	a_{ij}	R	a_{ij}	R	a_{ij}	R
LTOT	0,0084	0,57	-0,0385	-0,53	-0,0147	-0,21	-0,0451	-0,59
ATOT ¹	0,6604	0,88	0,1723	0,10	-0,3057	0,05	0,5856	0,32
CO ¹	0,1532	0,09	0,8435	0,70	0,3339	0,09	-0,7328	-0,52
F.G. ¹	-0,1049	-0,34	0,1114	0,36	-0,7659	-0,73	0,0699	-0,12
θ_{33}	—	0,83	—	-0,05	—	0,03	—	-0,01
θ_{1500}	—	0,89	—	0,07	—	0,00	—	0,00
ρ_{app}	—	-0,39	—	-0,51	—	-0,05	—	0,00
K_{sat}	—	-0,25	—	0,53	—	-0,04	—	-0,01

1. valeurs transformées pour la distribution normale.

Tableau 4.25 : Coefficients canoniques a_{ij} et de corrélation générés pour les différentes propriétés primaires pour l'obtention de variables canoniques U_j par combinaison linéaire, cas de l'horizon C

	U_1		U_2		U_3		U_4	
	a_{ij}	R	a_{ij}	R	a_{ij}	R	a_{ij}	R
LTOT	0,0126	0,63	-0,0394	-0,56	-0,0425	-0,39	0,0392	0,37
ATOT ¹	0,4960	0,90	-0,0414	0,17	0,5041	0,07	-0,3621	-0,16
CO ¹	0,0865	0,28	1,3284	0,60	-0,3360	0,19	1,4866	0,59
F.G. ¹	-0,0689	-0,27	-0,3351	-0,24	0,6316	0,61	0,2788	0,53
θ_{33}	—	0,84	—	0,03	—	-0,08	—	0,01
θ_{1500}	—	0,89	—	-0,01	—	0,06	—	0,00
ρ_{app}	—	-0,51	—	-0,55	—	0,03	—	0,01
K_{sat}	—	-0,45	—	0,44	—	0,15	—	0,01

2. valeurs transformées pour la distribution normale.

La seconde étape consiste à effectuer une régression entre les variables canoniques U_i et les propriétés secondaires du jeu d'étalonnage. Les coefficients de ces régressions sont présentés du tableau 4.26 au tableau 4.28 pour les horizons A, B et C, respectivement. En observant les coefficients de détermination, on s'aperçoit que, pour tout horizon confondu, la qualité des régressions suit l'ordre suivant, $\theta_{1500} > \theta_{33} > \rho_{app} > K_{sat}$. Les coefficients de détermination sont généralement plus élevés pour les horizons B et C. Cependant, on remarque que les valeurs RMSE sont plus faibles pour l'horizon A. Ces indices décrivent l'ajustement des régressions alors que la validation croisée des fonctions, décrivant leur robustesse, est présentée aux tableaux 4.29 à 4.31. En se basant sur les coefficients a_{ij} ainsi que les coefficients de corrélation (R) présentés plus haut, certaines tendances peuvent être ressorties de ces équations. Par exemple, les variables θ_{1500} et θ_{33} sont expliquées principalement par les pourcentages d'argile suivie des pourcentages de limon. Pour ρ_{app} , les fonctions développées font essentiellement intervenir les pourcentages d'argile, de limon et de matière organique. Pour K_{sat} , la FPT de l'horizon A considère essentiellement la teneur en carbone organique et en limon alors que pour les horizons B et C, l'argile, le limon, le carbone organique et les fragments grossiers interviennent. Dans l'ensemble, les fragments grossiers ne semblent pas grandement contribuer à l'estimation d'une propriété physique par FPT.

Tableau 4.26 : Coefficients de régression obtenus les variables canoniques U_i et les propriétés secondaires avec la méthode de régression pas à pas, cas de l'horizon A

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
Constante	31,9672	15,7230	1,3293	21,3475
U1	4,5417	5,2888	-0,0774	–
U2	–	–	0,0629	-7,0598
U3	-0,6345	–	–	7,1609
U4	–	–	–	–
R²	0,53	0,72	0,36	0,13
F	34,39	154,61	15,93	4,32
	%	%	g cm ⁻³	cm h ⁻¹
RMSE	4,28	3,29	0,14	26,51

*F : Statistique de Fisher.

Tableau 4.27 : Coefficients de régression obtenus les variables canoniques U_j et les propriétés secondaires avec la méthode de régression pas à pas, cas de l'horizon B

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
Constante	28,6741	14,2718	1,4922	14,8447
U1	9,0906	7,9717	-0,0821	-6,7082
U2	–	–	-0,1071	11,1430
U3	–	–	–	-7,3195
U4	–	0,9309	–	–
R^2	0,68	0,79	0,41	0,37
F	178,72	151,59	28,31	15,65
	%	%	$g\ cm^{-3}$	$cm\ h^{-1}$
RMSE	6,23	4,22	0,16	19,96

*F : Statistique de Fisher.

Tableau 4.28 : Coefficients de régression obtenus les variables canoniques U_j et les propriétés secondaires avec la méthode de régression pas à pas, cas de l'horizon C

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
Constante	29,7265	13,3500	1,5766	6,7656
U1	10,6564	8,1606	-0,1275	-6,0924
U2	–	–	-0,1307	5,2786
U3	–	–	–	4,9215
U4	–	–	–	–
R^2	0,70	0,75	0,56	0,35
F	156,25	193,00	41,77	11,46
	%	%	$g\ cm^{-3}$	$cm\ h^{-1}$
RMSE	6,98	4,81	0,16	13,18

*F : Statistique de Fisher.

Pour chaque propriété primaire, une moyenne par horizon a été effectuée à partir du jeu d'étalonnage. En utilisant les moyennes et coefficients canoniques générés avec le jeu de données d'étalonnage, il est alors possible d'appliquer l'équation 23 sur le jeu de données de validation de manière à obtenir pour chacune des propriétés secondaires, quatre variables canoniques U_i . Ces moyennes sont présentées à l'annexe 3. Pour retrouver une propriété secondaire, on applique les coefficients de régression déterminés avec le jeu de données d'étalonnage sur les variables canoniques du jeu de données de validation. Le tableau 4.30 et le tableau 4.31 présentent les résultats de cette méthode de développement de FPT pour les horizons B et C. En comparant les indices d et les coefficients de détermination, on constate encore une fois que l'ordre décroissant de la qualité d'estimation des propriétés secondaire est le même : $\theta_{1500} > \theta_{33}, > \rho_{app} > K_{sat}$. Les variables secondaires θ_{1500} et θ_{33} ont des valeurs assez rapprochées et assez élevées. La masse volumique apparente affiche des coefficients moyennement élevés alors que la conductivité hydraulique à saturation présente des valeurs

assez faibles. Pour l'horizon B, l'ordre est différent pour les indices d et les coefficients de détermination : $\theta_{33} > \theta_{1500} > K_{\text{sat}} > \rho_{\text{app}}$. Les résultats pour ces indicateurs sont semblables à ceux obtenus avec la méthode de régression pas à pas. Il semble y avoir un gain intéressant pour l'estimation de la conductivité hydraulique à saturation et la masse volumique apparente pour l'horizon A avec cette méthode. Pour θ_{1500} et θ_{33} , les indices d et les coefficients de détermination n'ont pas été meilleurs qu'avec la méthode de régression pas à pas. Les RMSE obtenues pour l'estimation de θ_{1500} et θ_{33} de l'horizon A sont respectivement de 3,26 et 4,20 $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$. Un biais positif avoisinant une valeur de 1 $\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$ a été noté. Pour l'horizon B, les valeurs de RMSE pour ces deux propriétés ont augmenté d'environ 1% pour chacune d'elles et leur biais a diminué de moitié. Cette tendance avait aussi été notée pour cet horizon avec la méthode de régression pas à pas. Pour l'horizon C, les RMSE sont pour θ_{1500} de 3,81% et de 6,41% pour θ_{33} . Les valeurs de biais sont respectivement de 1,74 et 0,07%. Encore une fois, la même tendance a été notée avec la méthode de régression pas à pas pour l'horizon C. Pour ces deux propriétés, les RMSE se sont avérées toujours plus élevées que celles obtenues avec la méthode de régression pas à pas.

Pour ce qui est des RMSE obtenues pour l'estimation de la masse volumique apparente, elles ont été de 0,11, 0,16 et 0,15 g cm^{-3} pour les horizons A, B et C respectivement. Les valeurs du biais pour cette propriété sont de 0,03, -0,04 et -0,03 g cm^{-3} pour les horizons A, B et C respectivement. En comparant les RMSE et les biais obtenus pour l'estimation de cette propriété avec cette méthode et la régression pas à pas, on constate que l'équation développée avec la méthode par régression canonique est meilleure pour l'horizon A alors que pour les horizons B et C, les résultats sont à peu près identiques.

Les RMSE de la conductivité hydraulique à saturation sont de 23,36, 15,77 et 7,77 cm h^{-1} pour les horizons A, B et C respectivement. Les biais sont de -6,79, 5,24 et 3,77 cm h^{-1} respectivement pour les horizons A, B et C. Tout comme pour les estimations par régression pas à pas, l'erreur est la plus élevée à l'horizon A et la plus faible à l'horizon C. Toutefois, pour l'horizon A, l'erreur a diminué par rapport à la méthode de régression pas à pas. Quant aux RMSE et aux biais des horizons B et C de cette propriété secondaire, ils demeurent inchangés pour cette méthode comparativement à la méthode de régression pas à pas.

De façon générale pour l'horizon A, c'est la méthode de régression canonique qui a le mieux performé pour la masse volumique apparente et la conductivité hydraulique à saturation. Une hypothèse expliquant ce gain proviendrait du fait que seules les variables canoniques U_i ayant une contribution significative à une propriété secondaire sont choisies. Par exemple, pour θ_{1500}

mesuré dans l'horizon A, seul U_1 a été sélectionné alors que pour θ_{33} , U_1 et U_3 ont été sélectionnés. Or, dans la matrice de corrélation (figure 4.18), θ_{33} et θ_{1500} sont corrélées (expliqué par U_1). Quant à la masse volumique apparente, U_1 et U_2 ont été sélectionnés et cette propriété est à la fois corrélée à θ_{33} , θ_{1500} et à la conductivité hydraulique à saturation. La conductivité hydraulique à saturation pour sa part, est corrélée à la masse volumique apparente et les composantes U_2 et U_3 ont été sélectionnées par la régression (U_2 exprimerait le mieux la relation entre ces propriétés). En observant ces combinaisons, on constate que la conductivité hydraulique à saturation n'est pas liée à U_1 expliquant θ_{33} et θ_{1500} et ne présente pas de corrélation significative avec θ_{33} et θ_{1500} . Ce choix de variables canoniques faisant un certain sens pourrait avoir favorisé les estimations de la masse volumique apparente et de la conductivité hydraulique à saturation pour l'horizon A.

Tableau 4.29 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode par ACC pour l'horizon A

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
d	0,82	0,88	0,75	0,56
R^2_{VC}	0,53	0,62	0,52	0,24
	$cm^3 cm^{-3}$	$cm^3 cm^{-3}$	$g cm^{-3}$	$cm h^{-1}$
RMSE	4,20	3,26	0,11	23,36
Biais	1,03	0,85	0,03	-6,79

Tableau 4.30 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode par ACC pour l'horizon B

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
d	0,91	0,91	0,77	0,82
R^2_{VC}	0,70	0,69	0,48	0,51
	$cm^3 cm^{-3}$	$cm^3 cm^{-3}$	$g cm^{-3}$	$cm h^{-1}$
RMSE	5,20	4,71	0,16	15,77
Biais	0,56	-0,39	-0,04	5,24

Tableau 4.31 : Indices de performance obtenus par validation croisée des fonctions de pédotransfert par la méthode par ACC pour l'horizon C

	Propriétés secondaires			
	θ_{33}	θ_{1500}	ρ_{app}	K_{sat}
d	0,88	0,94	0,83	0,36
R^2_{vc}	0,62	0,78	0,52	0,12
	$cm^3 cm^{-3}$	$cm^3 cm^{-3}$	$g cm^{-3}$	$cm h^{-1}$
RMSE	6,41	3,81	0,15	7,77
Biais	1,74	0,07	-0,03	3,77

Les nuages de points des estimations réalisées avec la méthode par régression canonique sont illustrés à la figure 4.20. Pour chacune des propriétés secondaires, on y retrouve à la fois les trois nuages de points des horizons A, B, et C, tout comme les nuages de points présentés précédemment avec la méthode de régression pas à pas à la figure 4.19. Les nuages de points obtenus avec cette méthode s'apparentent beaucoup à ceux générés avec la méthode de régression pas à pas. Les seules différences remarquables sont pour l'horizon A dans le cas de la masse volumique apparente et de la conductivité hydraulique à saturation. En fait pour la masse volumique apparente, les points sont un peu plus resserrés autour de la droite. Dans le cas de la conductivité hydraulique à saturation, les points sont plus dispersés autour de la droite et présentent moins un effet de colonne tel qu'observé à la figure 4.19 pour la régression pas à pas. Néanmoins, les points demeurent tout de même assez éloignés de la droite ce qui illustre l'effet d'un RMSE élevé. Selon les nuages de points observés, pour tout horizon confondu, on note l'ordre décroissant de la qualité des résultats suivant : $\theta_{1500} > \theta_{33} > \rho_{app} > K_{sat}$. Il s'agit du même ordre que celui présenté pour la méthode de régression pas à pas.

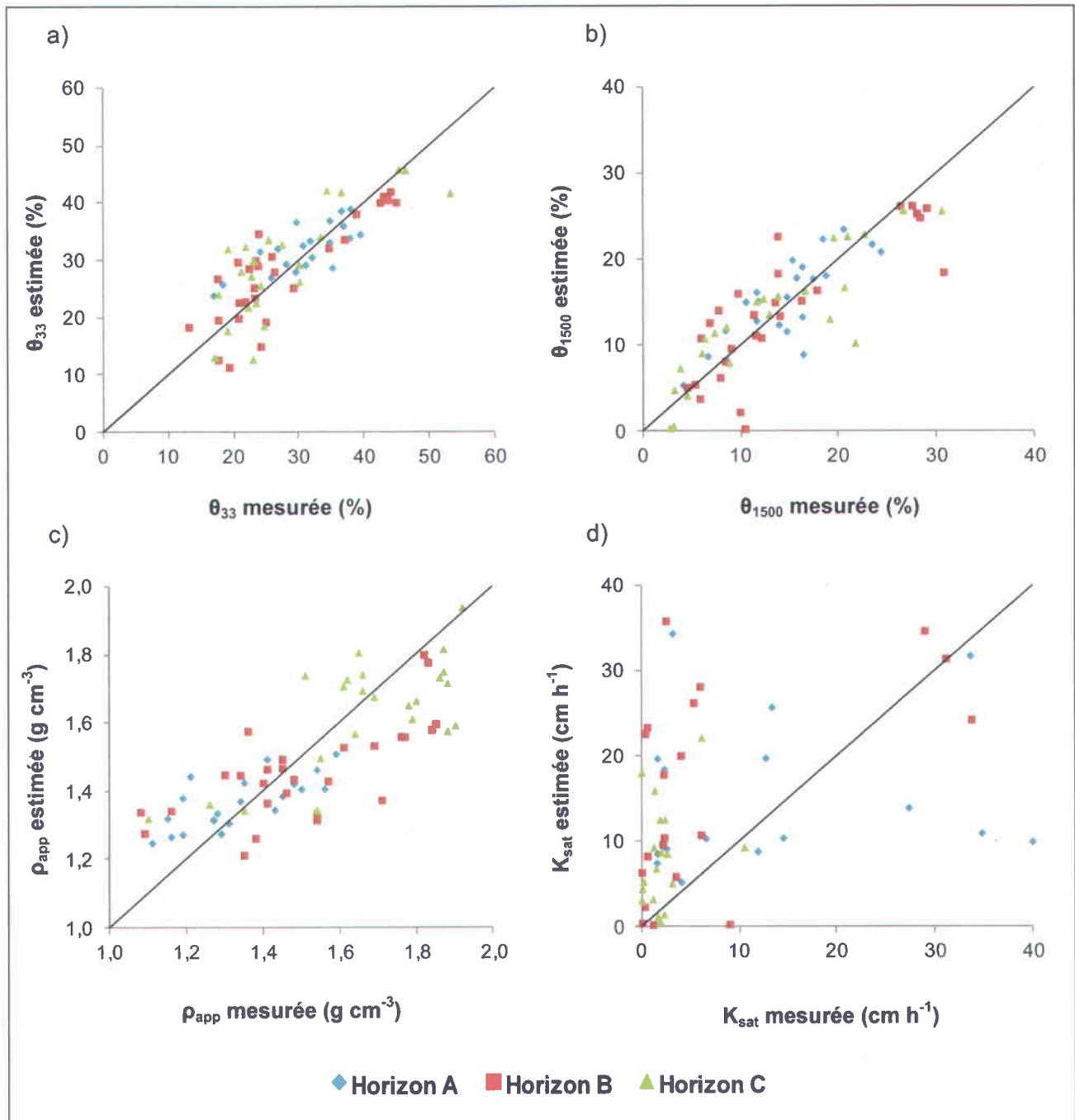


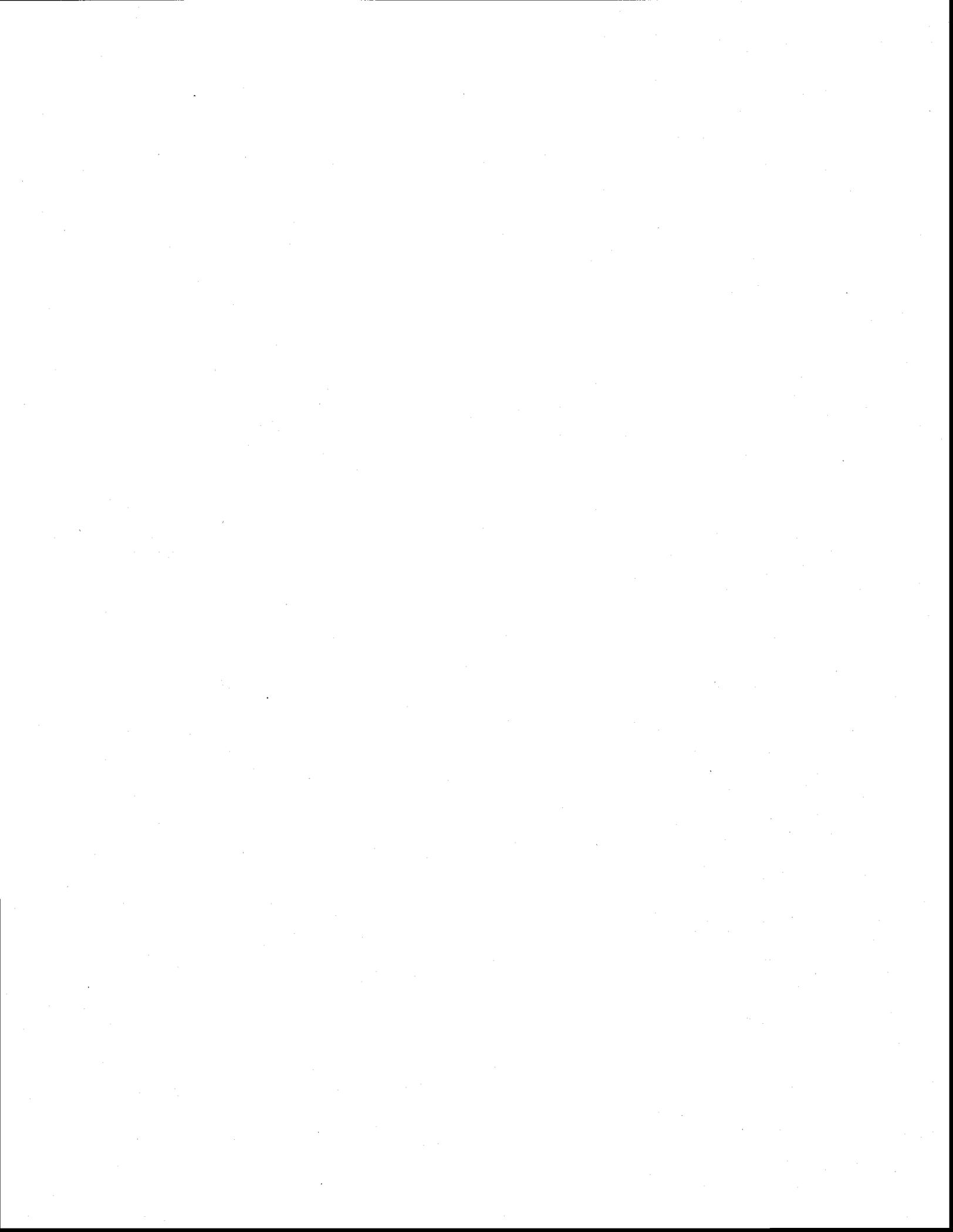
Figure 4.20 : Validation croisée des FPT développées avec la méthode de régression canonique pour chaque horizon et variables secondaires : a) la capacité au champ (θ_{33}), b) le point de flétrissement permanent (θ_{1500}), c) la masse volumique apparente (ρ_{app}) et d) la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}).

4.3.4 Discussion sur les méthodes testées et les FPT de STM²

Pour les estimations de θ_{33} et de θ_{1500} , lorsque l'on compare les indices d , les coefficients de détermination R^2 , les RMSE et les biais, il apparaît que la méthode de régression pas à pas a donné de meilleurs résultats que l'approche par régression canonique pour tout horizon confondu. Pour ces deux variables expliquées, la méthode par ACC induit du bruit dans les variables explicatives tandis que la méthode de régression pas à pas se contente des variables les plus explicatives. Dans le cas de la masse volumique apparente et de la conductivité hydraulique à saturation, les deux méthodes ont fourni des résultats similaires pour les horizons B et C. Pour ce qui est de l'horizon A, la méthode de régression canonique a donné de meilleures performances en raison du choix optimal des variables canoniques, tel que mentionné précédemment. Du point de vue de la facilité d'utilisation des FPT, les étapes à suivre pour utiliser une FPT développée à l'aide d'une régression pas à pas : sont les suivantes : 1) appliquer les transformations requises pour rendre la distribution des variables explicatives normale tel que décrit précédemment et 2) appliquer l'équation développée (coefficients non standardisés). Or, la régression canonique nécessite une étape intermédiaire de plus, c'est-à-dire calculer les variables canoniques à partir des données primaires, des coefficients canoniques a_{ij} et des moyennes observées par horizon pour une propriété. Le calcul n'est pas vraiment plus compliqué que pour la régression pas à pas étant donné que ce document contient tous les coefficients nécessaires au calcul. Toutefois, la régression pas à pas demeure plus simple. Il est donc recommandé d'utiliser la méthode par régression pas à pas pour l'estimation des teneurs en eau au point de flétrissement et à la capacité au champ. Quant aux calculs de la masse volumique apparente et de la conductivité hydraulique à saturation de l'horizon A, la méthode de développement par ACC s'avère la plus appropriée. Les deux méthodes sont aussi performantes pour estimer ces mêmes propriétés aux horizons B et C.

L'objectif de cette section était de construire de nouvelles FPT adaptées au contexte pédoclimatique particulier de la Montérégie pour ensuite vérifier si celles-ci offrent une meilleure performance que celles déjà intégrées dans STM². En examinant les résultats des FPT intégrées dans STM² présentés au tableau 4.7, on remarque que mis à part la conductivité hydraulique à saturation, les coefficients de détermination sont certes plus faibles que ceux obtenus lors du développement de FPT, mais demeurent tout de même acceptables. Par contre, en comparant les RMSE et le biais de ces FPT avec celles développées, on s'aperçoit

que ces fonctions sont plus ou moins appropriées avec les données analytiques de la Montérégie. Pour toutes les propriétés secondaires, les RMSE sont largement plus élevées pour les FPT de STM². Mis à part la masse volumique apparente, les biais sont négativement élevés et contribuent en grande partie au RMSE. Ceci justifie donc le besoin de calibrer ces équations aux conditions spécifiques de la région ou encore de les remplacer par celles développées localement. La calibration de ces équations pourrait être aussi envisageable car l'erreur semble systématiquement négative pour l'ensemble des FPT. Il faut souligner que les FPT de STM² ne considèrent pas l'effet des fragments grossiers sur le comportement des propriétés secondaires, ce qui peut également expliquer les moins bonnes performances de ces équations par rapport à celles développées. En se basant sur les résultats de l'analyse de sensibilité relative de STM² aux propriétés secondaires, il faudrait prioriser en premier lieu l'amélioration de la FPT de la masse volumique apparente étant donné que le modèle est plus sensible à celle-ci et en second lieu celle de la conductivité hydraulique à saturation. Les FPT de la masse volumique apparente développées pourraient être des alternatives à celles intégrées dans STM². Bien que les FPT développées pour estimer la conductivité hydraulique à saturation soient mieux adaptées que la FPT de STM², il n'en demeure pas moins que cette propriété est la moins bien prédite du jeu de données. Pour améliorer l'estimation de cette propriété, il serait envisageable d'intégrer d'autres propriétés facilement mesurables et largement disponibles telles que les données morphologiques de sols comme la structure et la consistance (Pachepsky *et al.*, 2006). Contrairement à la masse volumique apparente, le modèle est peu sensible à la conductivité hydraulique à saturation, d'où l'idée de prioriser l'amélioration de la FPT de la masse volumique apparente en premier lieu.



7. CONCLUSIONS

Le modèle STM² s'avère un outil relativement simple pour estimer l'humidité et la température du sol. Ces estimations s'avèrent intéressantes dans le cadre de la prévention des risques liés à la production agricole. Avant son utilisation, il faut cependant considérer certains éléments affectant la qualité de la modélisation. Cette étude a démontré dans le cas de la modélisation de l'humidité du sol, que le type de sol a des répercussions sur les résultats. À cause des FPT implantées dans STM² ne prenant pas en charge les fragments grossiers dans le calcul, il est déconseillé d'utiliser ce modèle pour estimer la teneur en humidité des sols graveleux. Par contre, il a été noté que les performances ont été supérieures pour les sols sableux et loameux mais plus faibles pour les sols argileux. Pour la température, le modèle s'est avéré efficace pour tous les types de sols de façon générale. En ce qui a trait de l'effet de la profondeur, il a été observé que pour l'humidité, la qualité des estimations s'atténue en profondeur. Il est donc recommandé d'utiliser le modèle pour prédire l'humidité de surface des sols agricoles. Quant à la température, aucune tendance n'a été remarquée. Pour ce qui est de l'effet de la période sur la qualité des estimations, il a été noté que le stade de développement du maïs grain a des répercussions tant sur la qualité des estimations de la température que de l'humidité du sol. En effet, le modèle utilise une simplification de l'évapotranspiration. Le modèle devrait être utilisé à des moments où la plante a moins d'influence dans les bilans thermique et hydrique du sol. L'impact de la culture sur les estimations du modèle dans cette étude est spécifique à la contribution du maïs grain dans les bilans thermiques et hydriques. Par conséquent, les conclusions concernant l'effet de la période de mesure pourraient être différentes pour d'autres cultures. Enfin, les estimations réalisées selon un pas de temps quotidien ont donné de meilleurs résultats; cependant, l'option du pas de temps horaire pourrait être une alternative acceptable selon les besoins de la modélisation, compte tenu que les résultats ne sont que légèrement dégradés. La validation des FPT intégrées dans STM² à partir des données analytiques de sols de la Montérégie a révélé qu'il est essentiel d'aller vers le développement de FPT adaptées au contexte pédoclimatique régional et ce, particulièrement pour estimer la masse volumique apparente et la conductivité hydraulique à saturation.

L'analyse de la sensibilité relative de STM² a démontré que les propriétés primaires du sol ont peu d'impact sur l'estimation de la température du sol, alors que pour l'humidité, l'abondance de la propriété semble avoir un impact majeur. Quant à l'analyse de la sensibilité de l'estimation des propriétés secondaires du sol aux propriétés primaires, il semble que pour l'estimation de

l'humidité, STM² est très sensible à la masse volumique apparente du sol. Le modèle est aussi légèrement sensible à la conductivité hydraulique à saturation. Quant à la prédiction de la température du sol, les coefficients de sensibilité obtenus sont faibles ou négligeables. Il faut dire que les variables climatiques alimentant le modèle semblent avoir un impact majeur sur l'estimation. L'analyse de sensibilité des FPT a permis de mieux saisir comment le modèle traduit les propriétés primaires en propriétés secondaires.

Enfin, les nouvelles FPT développées semblent avoir amélioré la qualité d'estimation de propriétés secondaires. Ces FPT pourront éventuellement être intégrées au modèle, ce qui fera en sorte que le volet sol de STM² sera sans doute mieux adapté au contexte pédoclimatique particulier de la Montérégie.

7.1 Perspectives d'avenir

Bien que cette étude apportera un complément aux projets existants en modélisation du microclimat du sol, il n'en demeure pas moins que certains aspects pourraient être abordés dans un futur rapproché. Il serait intéressant de tester STM² sur une gamme de séries de sols plus complexes et d'autres régions canadiennes. Ainsi, certains sols de la Montérégie présentent une séquence d'horizons de sols à texture contrastante à l'intérieur de la coupe témoin (1 m). Le modèle devrait être évalué sur ces sols. Dans le cadre de ce projet, seulement quatre types de sols minéraux ont été testés. Or, dans cette région comme ailleurs au Québec, il existe une grande diversité de sols organiques cultivés présentant également des risques divers liés à la production (en particulier l'émergence de mauvaises herbes). Il serait donc intéressant de développer une version de STM² adaptée à ces types de sol. Pour ce faire, il faudrait développer des FPT pour les sols organiques.

Quant au développement de FPT, il serait intéressant d'intégrer les propriétés morphologiques des sols. Bien qu'il s'agisse d'observations qualitatives, ces informations peuvent servir comme variables explicatives pour les FPT. Quelques auteurs ont déjà étudié cette possibilité (Lin *et al.*, 1999a, Lin *et al.*, 1999b, Pachepsky *et al.*, 2006). La base de données morphologiques de la Montérégie développée par l'équipe pédologique d'Agriculture et Agroalimentaire Canada contient actuellement près de 50 000 profils géoréférencés. Dans la définition des FPT, la facilité d'une mesure et l'abondance d'une propriété sont deux critères dans le choix de propriétés explicatives d'une FPT. En ce sens, les descriptions morphologiques des sols répondent à ces critères. Par ailleurs, Dr. Yakov Pachepsky du USDA (communication

personnelle), affirme que les publications sont plutôt rares sur ce sujet. Il s'est dit prêt à collaborer au développement futur de ce type de FPT. Enfin, avec les nouvelles technologies telles que la télédétection, les méthodes géophysiques (*proximal sensing*) et les méthodes géostatistiques (McBratney *et al.*, 2003), il serait intéressant d'aborder la spatialisation des FPT. Ceci constituerait une implication majeure des chercheurs du Québec dans le projet international *globalsoilmap.net*, visant à développer une cartographie mondiale des propriétés de sols à une résolution spatiale de 90 mètres. Un tel produit cartographique amènerait de l'information essentielle dans le cadre de diverses études agro-environnementales portant sur l'application de fertilisants, l'application d'herbicides et de pesticides, l'irrigation, la qualité des eaux, etc. Quant à la spatialisation du modèle en soi, il existe d'autres modèles 3D, tel que HYDRUS, considérant à la fois le mouvement vertical et horizontal de l'eau, il faudrait donc considérer ces derniers avant de spatialiser STM².



RÉFÉRENCES

- AAC (1987) *Système canadien de classification des sols*. Agriculture et Agroalimentaire Canada, Comité d'experts sur la projection pédologique d'Agriculture Canada, 2^{ième} édition. 170 p.
- AAC (2010) *Système d'information sur les sols du Canada, Glossaire*. Agriculture et Agroalimentaire Canada, http://sis.agr.gc.ca/siscan/glossary/structure_soil.html (Consulté le 16 mai 2010)
- AAC (2011) *Systèmes environnementaux pour une agriculture durable*. Agriculture et Agroalimentaire Canada, Ottawa, <http://www4.agr.gc.ca/AAFC-AAC/display-afficher.do?id=1294433605951&lang=fra> (Consulté le 30 septembre 2011)
- Abdelbaki AM, Youssef MA, Naguib EMF, Kiwan ME & El-giddawy EI (2009) Evaluation of pedotransfer functions for predicting saturated hydraulic conductivity for U.S. soils. 2009 *ASABE Annual International Meeting*. p 6583-6602.
- Acutis M & Donatelli M (2003) SOILPAR 2.00: software to estimate soil hydrological parameters and functions. *European Journal of Agronomy* 18:373-377.
Doi: 10.1016/S1161-0301(02)00128-4
- Allred BJ, Daniels JJ & Ehsani MR (2008) General considerations for geophysical methods applied to agriculture. *Handbook of agricultural geophysics*, Allred BJ, Daniels JJ & Ehsani MR (Édit.) CRC Press. p 3-14.
- Bourgeois G, Bourque A & Deaudelin G (2004) Modelling the impact of climate change on disease incidence: A bioclimatic challenge. *Canadian Journal of Plant Pathology*, 26: 284-290.
- Brooks RH & Corey AT (Édit.) (1964) *Hydraulic properties of porous media*. Civil engineering dept. Colorado State University. 27 p.
- Bruand A (2004) Preliminary grouping of soils. *Development of pedotransfer functions in soil hydrology*, Pachepsky YA & Rawls WJ (Édit.) Elsevier, *Developments in soil science*, Vol 30. p 159-172.
- Campbell GS (1985) *Soil physics with BASIC: transport models for soil-plant systems*. Elsevier. 150 p.
- Cheviron B & Coquet Y (2009) Sensitivity analysis of transient-MIM HYDRUS-1D: Case study related to pesticide fate in soils. *Vadose Zone Journal* 8(4):1064-1079.
Doi: 10.2136/vzj2009.0023
- Chokmani K, Viau AA & Bourgeois G (2001) Outputs uncertainty analysis of four crop protection models relative to agrometeorological inputs measurement errors - Analyse de l'incertitude de quatre modèles de phytoprotection relative à l'erreur des mesures des variables agrométéorologiques d'entrée. *Agronomy* 21(2):147-167.
- Clark D (1975) Understanding canonical correlation analysis. in *Concepts and techniques in modern geography* (Geo Abstract, Norwich), p 1-36.
- Culley JLB (1993) Density and compressibility. *Soil sampling and methods of analysis*. Carter MR (Edit.). Lewis publishers. Boca Raton, FL. p 529-540.

- Day JH & McMenamin J (1983) *Manuel de description des sols sur le terrain*. Comité d'experts sur la prospection pédologique, Système d'informatique des sols au Canada, Agriculture Canada. 109 p.
- Environnement Canada (2011) Archives nationales d'information et de données climatologiques, Normales climatiques au Canada 1971-2000, Station Farnham (QC.) http://www.climat.meteo.gc.ca/climate_normals/results_f.html?stnID=5358&lang=f&dCode=0&province=QUE&provBut=&month1=0&month2=12 (Consulté le 9 janvier 2012)
- Farouki OT (1986) *Thermal properties of soils*. Trans Tech Publications. 136 p.
- Feyereisen GW, Strickland TC, Bosch DD & Sullivan DG (2007) Evaluation of SWAT manual calibration and input parameter sensitivity in the little river watershed. *Transactions of the ASABE* 50(3):843-855.
- Fritton DD (2008) Evaluation of pedotransfer and measurement approaches to avoid soil compaction. *Soil and Tillage Research* 99(2):268-278.
Doi: 10.1016/j.still.2008.03.004
- Gregorich EG, Turchenek LW, Carter MR & Angers DA (Édit) (2001) *Soil and environmental science dictionary*. CRC Press, Boca Raton. 577 p.
- Grenon L, Cossette J-M, Deschênes M & Lamontagne L (1999) *Étude pédologique du comté de Rouville*. Direction générale de la recherche, Agriculture et Agroalimentaire Canada. Bulletin d'extention no 10, Centre de recherche et de développement sur les sols et les grandes cultures, Québec. 263 p.
- Hall DGM, Reeve MJ, Thomasson AJ & Wright VF (1977) *Water retention, porosity and density of field soils*. Soil survey of England and Wales, Harpenden (UK). 75 p.
- Hutson JL & Cass A (1987) A retentivity function for use in soil-water simulation models. *Journal of Soil Science* 38(1):105-113.
Doi: 10.1111/j.1365-2389.1987.tb02128.x
- Islam K, McBratney AB & Singh B (2004) Estimation of soil colour from visible reflectance spectra. in *SuperSoil 2004: 3rd Australian New Zealand Soils Conference* (The Regional Institute Ltd, University of Sydney, Australia), p 7.
- Johnson RA & Wichern DW (2007) Canonical correlation analysis. *Applied multivariate statistical analysis*, Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, 6 Ed. p 529-574.
- Kätterer T, Andrén O & Jansson PE (2006) Pedotransfer functions for estimating plant available water and bulk density in Swedish agricultural soils. *Acta Agriculturae Scandinavica Section B: Soil and Plant Science* 56(4):263-276.
Doi: 10.1080/09064710500310170
- Kaur R (2002) A pedo-transfer function (PTF) for estimating soil bulk density from basic soil data and its comparison with existing PTFs. *Australian Journal of Soil Research* 40(5):847-857.
Doi: 10.1071/SR01023
- Krause P, Boyle DP & Bäse F (2005) Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Advances in Geosciences* 5:89-97.

- Lamontagne, L. (1991) *Étude pédologique du comté de Saint-Hyacinthe (Québec)*, volume 1 : Description et interprétation des unités cartographiques. Équipe pédologique du Québec, Centre de recherche sur les terres et les ressources biologiques, Direction générale de la recherche, Agriculture Canada, Sainte-Foy (Québec). Contribution no 89-25. 255 p.
- Lamontagne, L., Martin, A., Cossette, J.-M. et Grenon, L. (2000) *Étude pédologique du comté de Laprairie (Québec)*. Centre de recherche et de développement sur les sols et les grandes cultures, Direction générale de la recherche, Agriculture et Agroalimentaire Canada, Sainte-Foy (Québec). Bulletin d'extension n° 11. 356 p.
- Lamontagne, L., Martin, A., Grenon, L. et Cossette, J.-M. (2001) *Étude pédologique du comté de Saint-Jean (Québec)*. Laboratoires de pédologie et d'agriculture de précision, Centre de recherche et de développement sur les sols et les grandes cultures, Direction générale de la recherche, Agriculture et Agroalimentaire Canada, Sainte-Foy (Québec). Bulletin d'extension n° 12. 356 p.
- Lamontagne, L. et Nolin, M.C. (1990) *Étude pédologique du comté de Verchères (Québec)*, volume 1 : Description et interprétation des unités cartographiques. Équipe pédologique du Québec, Centre de recherche sur les terres et les ressources biologiques, Direction générale de la recherche, Agriculture Canada, Sainte-Foy (Québec). Contribution no 87-92. 313 p.
- Lamontagne L & Nolin MC (1997) *Cadre pédologique de référence pour la corrélation des sols*. Équipe pédologique du Québec, Centre de recherche et de développement sur les sols et les grandes cultures, Agriculture et Agroalimentaire Canada, Sainte-Foy. 69 p.
- Lavoie S, Nolin MC, Lamontagne L & Cossette J-M (1999) *Atlas agropédologique du sud-est de la plaine de Montréal, Québec*. Centre de recherche et de développement sur les sols et les grandes cultures, Agriculture et Agroalimentaire Canada, Sainte-Foy. 141 p.
- Lefebvre A, Eilers W & Chunn B (2005) L'agriculture écologiquement durable au Canada: Série sur les indicateurs agroenvironnementaux. Agriculture et Agroalimentaire Canada, Ottawa (Ontario), p 94-113.
- Lenhart T, Eckhardt K, Fohrer N & Frede HG (2002) Comparison of two different approaches of sensitivity analysis. *Physics and Chemistry of the Earth* 27(9-10):645-654.
Doi: 10.1016/S1474-7065(02)00049-9
- Lin HS, McInnes KJ, Wilding LP & Hallmark CT (1999a) Effects of soil morphology on hydraulic properties: I. Quantification of soil morphology. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 63(4):948-954.
- Lin HS, McInnes KJ, Wilding LP & Hallmark CT (1999b) Effects of soil morphology on hydraulic properties: II. Hydraulic pedotransfer functions. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 63(4):955-961.
- MAAARO (2009) *Guide agronomique des grandes cultures*. Ministère de l'Agriculture, de l'Alimentation et des Affaires Rurales de l'Ontario, Guelph), <http://www.omafra.gov.on.ca/french/crops/pub811/1corn.htm> (Consulté le 1 juin 2011)
- Mailhot A, Kingumbi A, Talbot G & Poulin A (2010) Future changes in intensity and seasonal pattern of occurrence of daily and multi-day annual maximum precipitation over Canada. *Journal of Hydrology* 388(3-4):173-185.
Doi: 10.1016/j.jhydrol.2010.04.038 .

- Martin, A. et Nolin, M.C. (1991) *Étude pédologique du comté de Chambly (Québec)*, volume 1 : Description et interprétation des unités cartographiques. Équipe pédologique du Québec, Centre de recherche sur les terres et les ressources biologiques, Direction générale de la recherche, Agriculture Canada, Sainte-Foy (Québec). Contribution no 89-26. 369 p.
- MAPAQ (2007) Profil régional de l'industrie bioalimentaire. Ministère de l'agriculture, des pêcheries et de l'alimentation du Québec, Québec, Qc, p 141-146.
- McBratney AB, Mendonça Santos ML & Minasny B (2003) On digital soil mapping. *Geoderma* 117(1-2):3-52.
Doi: 10.1016/S0016-7061(03)00223-4
- McBratney AB & Minasny B (2004) Soil inference systems. *Development of pedotransfer functions in soil hydrology*, (Developments in soil science, Pachepsky Y & Rawls WJ (Édit.) ELSEVIER, Vol 30. p 323-348.
- MDDEP (2001) *Portrait régional de l'eau*. Ministère du développement durable et de l'environnement), <http://www.mddep.gouv.qc.ca/eau/regions/region16/index.htm> (Consulté le 6 juin 2011)
- Morvan X, Bruand A, Cousin I, Roque J, Baran N & Mouvet C (2004) Prédiction des propriétés de rétention en eau des sols d'un bassin versant à l'aide de fonctions de pédotransfert: influence de la densité apparente et de la teneur en éléments grossiers. *Étude et Gestion des sols* 11:117-135.
- Mumen M (2006) *Caractérisation du fonctionnement hydrique des sols à l'aide d'un modèle mécaniste de transferts d'eau et de chaleur mis en oeuvre en fonctions des informations disponibles sur le sol*. Thèse de doctorat (Université d'Avignon et Institut national de la recherche agronomique, Avignon). 165 p.
- Musy A & Soutter M (1991) Phase liquide. *Physique du sol*, Presses polytechniques et universitaires romandes. p 27-116.
- Nash JE & Sutcliffe JV (1970) River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10(3):282-290.
- Nezhad MK, Chokmani K, Ouarda TBMJ, Barbet M & Bruneau P (2010) Regional flood frequency analysis using residual kriging in physiographical space. *Hydrological Processes* 24(15):2045-2055.
Doi: 10.1002/hyp.7631
- Nolin, M.C. et Lamontagne, L. (1990) *Étude pédologique du comté de Richelieu (Québec)*, volume 1 : Description et interprétation des unités cartographiques. Équipe pédologique du Québec, Centre de recherche sur les terres et les ressources biologiques, Direction générale de la recherche, Agriculture Canada, Sainte-Foy (Québec). Contribution no 87-74. 287 p.
- Nolin MC, Niang MA, Perron I, Lamontagne L, Sylvain JD, Breton M, Perreault S, Grenon L, Deschênes M & Martin A (2010) Cartographie des indicateurs du drainage des sols à l'aide de données d'observation de la terre et de nouvelles technologies; Rapport final. (Centre de recherche et de développement sur les sols et les grandes cultures, Agriculture et Agroalimentaire Canada, Québec), 77 p.
- Pachepsky YA & Rawls WJ (1999) Accuracy and reliability of pedotransfer functions as affected by grouping soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 63(6):1748-1757.

- Pachepsky YA, Rawls WJ & Lin HS (2006) Hydropedology and pedotransfer functions. *Geoderma* 131(3-4):308-316.
Doi: 10.1016/j.geoderma.2005.03.012
- Pachepsky YA & Schaap MG (2004) Data mining and exploration techniques. *Development of pedotransfer functions in soil hydrology*, Pachepsky YA & Rawls WJ (Édit.) Elsevier, Developments in soil science, Vol 30. p 21-30.
- Pettapiece WW (Édit) (1995) *Système de classification des terres selon leurs aptitudes pour les cultures: 1. La production des céréales de printemps*. Groupe de travail sur les interprétation agronomiques, Centre de recherches sur les terres et les ressources biologiques, Agriculture et Agroalimentaire Canada, Ottawa. 94 p.
- Rawls WJ, Brakensiek CL & Saxton KE (1982) Estimation of soil water properties. *Transactions - American Society of Agricultural Engineers* 25(5):1316-1320, 1328.
- Rawls WJ, Nemes A & Pachepsky YA (2004) Effect of soil organic carbon on soil hydraulic properties. *Development of pedotransfer functions in soil hydrology*, Pachepsky YA & Rawls WJ (Édit.) Elsevier, Developments in soil science, Vol 30. p 95-114.
- Rawls WJ, Pachepsky YA, Ritchie JC, Sobocki TM & Bloodworth H (2003) Effect of soil organic carbon on soil water retention. *Geoderma* 116(1-2):61-76.
Doi: 10.1016/S0016-7061(03)00094-6
- Reynolds WD (1993) Saturated hydraulic conductivity: laboratory measurement. *Soil sampling and methods of analysis*. Carter MR (Edit.). Lewis publishers. Boca Raton, FL. p 589-598.
- Richards LA (1931) Capillary conduction of liquids through porous mediums. *Journal of Applied Physics* 1(5):318-333.
Doi: 10.1063/1.1745010
- Ritchie JT, Gerakis A & Suleiman A (1999) Simple model to estimate field-measured soil water limits. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers* 42(6):1609-1614.
- Robert C, Banton O, Lafrance P & Villeneuve JP (1992) Parametric sensitivity analysis of a model simulating pesticide movement in the soil - Analyse de sensibilité paramétrique d'un modèle simulant le transport de pesticide dans le sol. *Revue des sciences de l'eau* 5(2):197-210.
- Saffih-Hdadi K, Défossez P, Richard G, Cui YJ, Tang AM & Chaplain V (2009) A method for predicting soil susceptibility to the compaction of surface layers as a function of water content and bulk density. *Soil and Tillage Research* 105(1):96-103.
Doi: 10.1016/j.still.2009.05.012
- Saxton KE & Rawls WJ (2006) Soil water characteristic estimates by texture and organic matter for hydrologic solutions. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 70(5):1569-1578.
Doi: 10.2136/sssaj2005.0117
- Saxton KE, Rawls WJ, Romberger JS & Papendick RI (1986) Estimating Generalized Soil-water Characteristics from Texture. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 50:1031-1036.
- Saxton KE & Willey PH (2004) Agricultural wetland and pond hydrologic analyses using the SPAW model. *Proceedings of the 2004 Self-Sustaining Solutions for Streams, Wetlands, and Watersheds Conference*. p 16-23.

- Saxton KE & Willey PH (2006) The SPAW model for agricultural field and pond hydrologic simulation. *Watershed models*, Frevert DK & Singh VP (Édit.) CRC Press. p 400-435.
- Schaap MG (2004) Graphic user interfaces for pedotransfer functions. *Development of pedotransfer functions in soil hydrology*, Pachepsky YA & Rawls WJ (Édit.) Elsevier, Developments in soil science, Vol 30. p 349-355.
- Schaap MG, Leij FJ & van Genuchten MT (2001) ROSETTA: a computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions. *Journal of Hydrology* 251(3-4):163-176.
Doi: 10.1016/S0022-1694(01)00466-8
- Schutte BJ, Regnier EE, Harrison SK, Schmoll JT, Spokas K & Forcella F (2008) A hydrothermal seedling emergence model for giant ragweed (*Ambrosia trifida*). *Weed Science* 56(4):555-560.
Doi: 10.1614/WS-07-161.1
- Sheldrick, BH & Wang C (1993) Particle size distribution. *Soil sampling and methods of analysis*. Carter MR (Edit.). Lewis publishers. Boca Raton, FL. p 499-517.
- Simard RR & Angers DA (1986) Relations entre la teneur en matière organique et la masse volumique apparente du sol. *Canadian Journal of Soil Science* 66(4):743-746.
Doi: 10.4141/cjss86-074
- Simunek J, van Genuchten MT & Sejna M (2005) The HYDRUS-1D software package for simulating the one-dimensional movement of water, heat and multiple solutes in variably saturated media. Department of environmental sciences, University of California, Riverside, p 1-270.
- Sobieraj JA, Elsenbeer H & Vertessy RA (2001) Pedotransfer functions for estimating saturated hydraulic conductivity: Implications for modeling storm flow generation. *Journal of Hydrology* 251(3-4):202-220.
Doi: 10.1016/S0022-1694(01)00469-3
- Spokas K & Forcella F (2006) Estimating hourly incoming solar radiation from limited meteorological data. *Weed Science* 54(1):182-189.
Doi: 10.1614/WS-05-098R.1
- Spokas K & Forcella F (2009) Software tools for weed seed germination modeling. *Weed Science* 57(2):216-227.
Doi: 10.1614/WS-08-142.1
- Suleiman AA & Ritchie JT (2001) Estimating saturated hydraulic conductivity from soil porosity. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers* 44(2):235-239.
- Tiessen H & Moir JO (1993) Total and organic carbon. *Soil sampling and methods of analysis*. Carter MR (Edit.). Lewis publishers. Boca Raton, FL. p 187-200.
- To J & Kay BD (2005) Variation in penetrometer resistance with soil properties: The contribution of effective stress and implications for pedotransfer functions. *Geoderma* 126(3-4):261-276.
Doi: 10.1016/j.geoderma.2004.08.006

- Topp GC, Galganov YT, Ball BT & Carter MR (1993) Soil water desorption curves. *Soil sampling and methods of analysis*. Carter MR (Edit.). Lewis publishers. Boca Raton, FL. p 569-580.
- Ungaro F & Calzolari C (2001) Using existing soil databases for estimating retention properties for soils of the Pianura Padano-Veneta region of North Italy. *Geoderma* 99(1-2):99-121.
Doi: 10.1016/S0016-7061(00)00068-9
- Ungaro F, Calzolari C, Borselli L & Torri D (2001) *PEDON-E Pedotransfer for estimating soil hydraulic parameters*. Florence, <http://www.fi.cnr.it/irpi/pedone/RunJ.htm> (Consulté le 8 juin 2011)
- van Genuchten MT (1980) Closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 44(5):892-898.
- Vereecken H & Herbst M (2004) Statistical regression. *Development of pedotransfer functions in soil hydrology*, Pachepsky YA & Rawls WJ (Édit.) Elsevier, Developments in soil science, Vol 30. p 3-18.
- Vereecken H, Maes J, Feyen J & Darius P (1989) Estimating the soil moisture retention characteristic from texture, bulk density, and carbon content. *Soil Science* 148(6):389-403.
- Willmott CJ (1981) On the validation of models. *Physical Geography* 2(2):184-194.



ANNEXE 1

DESCRIPTION DES FONCTIONS DE PÉDOTRANSFERT INTÉGRÉES DANS STM²

Estimation de la teneur en eau au point de flétrissement permanent (θ_{1500}) (Saxton & Rawls, 2006)

$$\theta_{1500} = \theta_{1500r} + (0.14 \times \theta_{1500r}) - 0.02$$

$$\theta_{1500r} = -0.024S + 0.487Ar + 0.006MO + 0.005(S \times MO) - 0.013(Ar \times MO) + 0.068(S \times Ar) + 0.031$$

où Ar est la fraction d'argile exprimée en nombre décimal

MO est la matière organique (%),

S est la fraction sableuse exprimée en nombre décimal

Estimation de la teneur en eau à saturation (θ_s) (Saxton & Rawls, 2006)

$$\theta_s = \theta_{33} + \theta_{(S-33)} - 0.097S + 0.043$$

$$\theta_{33} = \theta_{33r} + (1.283(\theta_{33r})^2 - 0.37(\theta_{33r}) - 0.015)$$

$$\theta_{33r} = 0.251S + 0.195Ar + 0.011MO + 0.006(S \times MO) - 0.027(Ar \times MO) + 0.452(S \times Ar) + 0.299$$

$$\theta_{(S-33)} = \theta_{(S-33)r} + (0.636\theta_{(S-33)r} - 0.107)$$

$$\theta_{(S-33)r} = 0.278S + 0.034Ar + 0.022MO - 0.018(S \times MO) - 0.027(Ar \times MO) - 0.584(S \times Ar) + 0.078$$

où θ_s est la teneur volumétrique (%) à saturation,

θ_{33} est la teneur en eau volumétrique (%) à la capacité au champ (à une pression de -33 kPa),

θ_{S-33} serait la porosité d'après le code du STM².

Estimation de la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}) (Saxton & Rawls, 2006)

$$K_{sat} = 193(\theta_s - \theta_{33})^{(3-\lambda)}$$

$$\lambda = 1/B$$

$$\psi_{(1500-33)}, \psi_\theta = A(\theta)^B$$

où K_{sat} est la conductivité hydraulique à saturation du sol (mm hre^{-1}),

λ est la valeur de la pente de la courbe logarithmique de la teneur en eau et la tension appliquée,

ψ_θ est la tension selon la teneur en eau avec A et B comme coefficients à l'équation.

Estimation de la masse volumique apparente (ρ_{app} est obtenue à partir de la moyenne de trois FPT)

FPT #1 : (Kaur, 2002)

$$\rho_{app} = e^{0.313 - 0.0019MO + 0.02102Ar - 0.000476Ar^2 - 0.0043Li}$$

où ρ_{app} est la masse volumique apparente du sol (g cm^{-3}),
Li est la fraction limoneuse exprimée en nombre décimal

FPT # 2 : (Saxton & Rawls, 2006)

$$\rho_{app} = \rho_N(1 - R_v) + (R_v \times 2.65)$$

$$\rho_N = 2.65(1 - \theta_s)$$

$$R_v = \frac{\alpha R_w}{1 - R_w(1 - \alpha)}$$

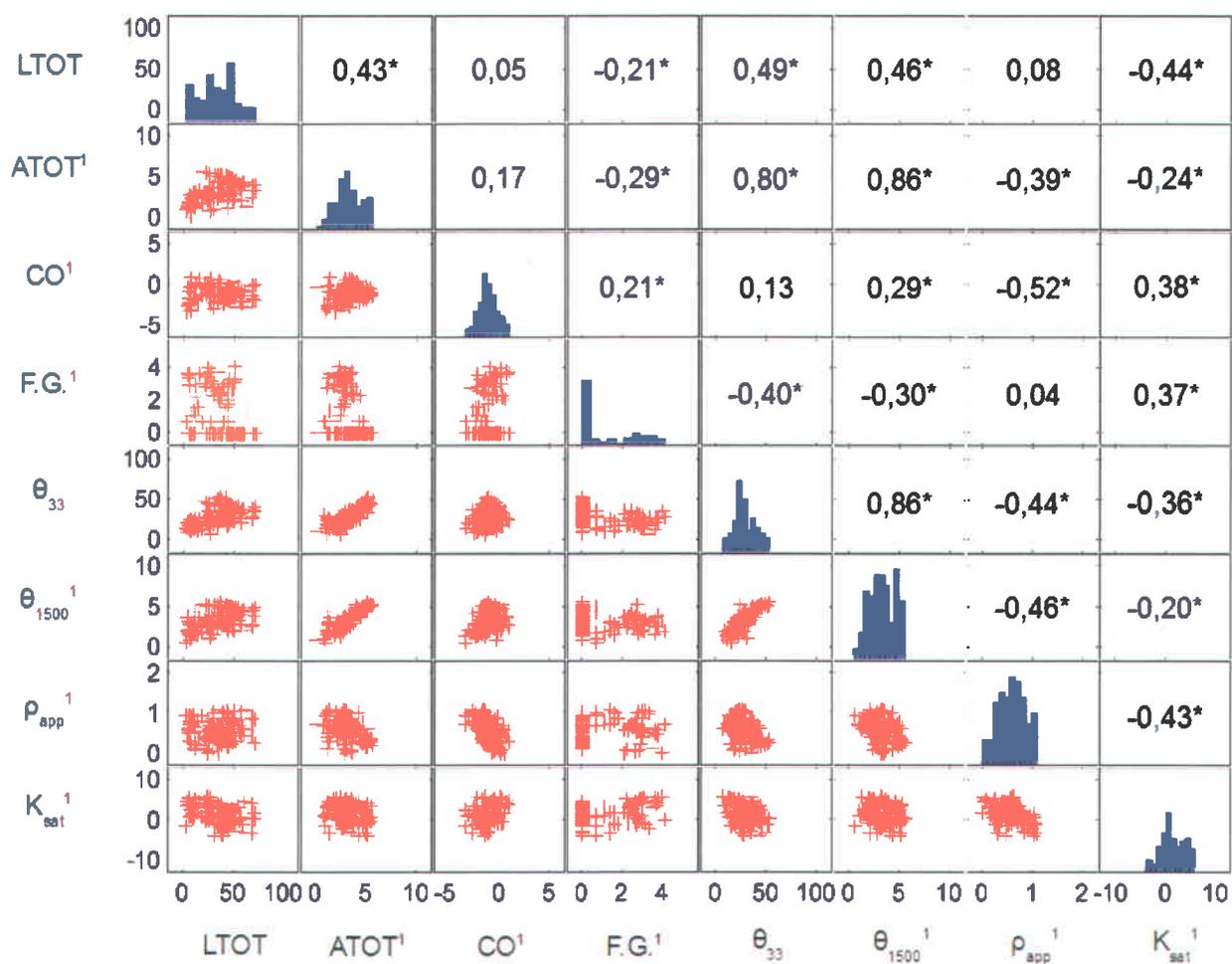
où ρ_N est la densité réelle du sol (g cm^{-3}),
 R_v est la proportion volumétrique de fragments grossiers, $> 2 \text{ mm}$ ($\text{cm}^3 \text{ cm}^{-3}$),
 R_w est la proportion pondérale de fragments grossiers, $> 2 \text{ mm}$ (g g^{-1}),
 α est le rapport entre la densité de la matrice de sol et la densité des fragments (2.65 g cm^{-3}).

FPT # 3 : (Source introuvable)

$$\rho_{app} = 1.685 - 0.198\sqrt{MO} - 0.0133 - \theta_{1500} * 100 + 0.0079Ar - 0.0007Li$$

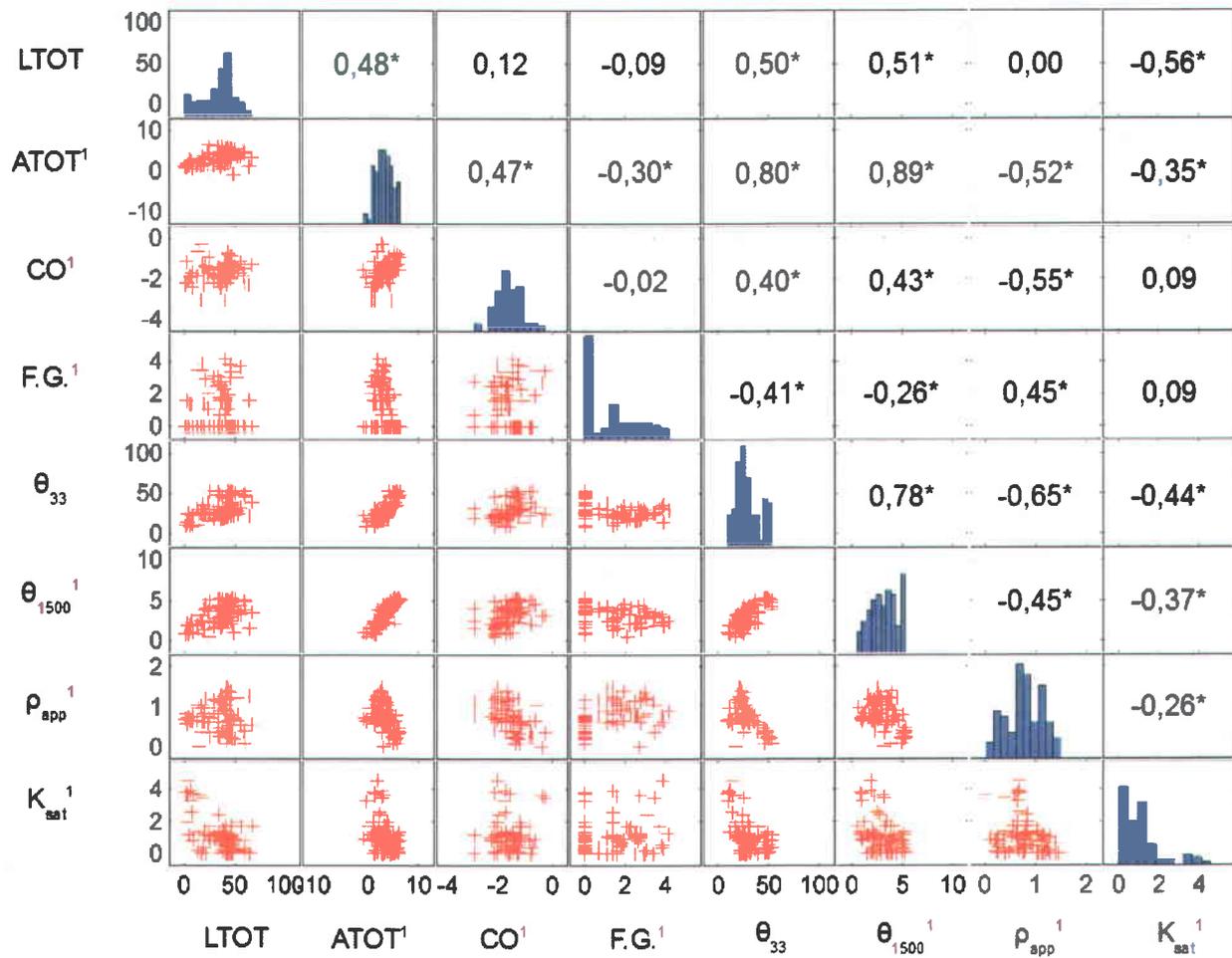
où Ar et Li sont exprimés en pourcentage pour cette équation.

ANNEXE 2



Matrice de distribution et de corrélation des variables respectant la normalité, cas de l'horizon B

1. Valeurs transformées pour la distribution normale.



Matrice de distribution et de corrélation des variables respectant la normalité, cas de l'horizon C

1. Valeurs transformées pour la distribution normale.

ANNEXE 3

Valeurs moyennes des variables explicatives selon les horizons

Variables explicatives x_i	Moyennes d'horizon		
	A	B	C
LTOT, i=1	33,4836	34,4318	34,5162
ATOT ¹ , i=2	5,7765	3,2093	3,2116
CO ¹ , i=3	1,0234	-1,2466	-1,6791
F.G. ¹ , i=4	0,7942	1,0641	1,1773

1. La régression développée emploie les valeurs transformées pour la distribution normale.