

Université du Québec
Institut National de la Recherche Scientifique
Centre Eau Terre Environnement

**DÉLIMITATION DE ZONES D'AMÉNAGEMENT À L'AIDE DE
CAPTEURS PROXIMAUX DU SOL DANS DEUX CHAMPS DE CULTURE
INTENSIVE DE LA POMME DE TERRE**

Par
Miguel Felipe Vargas Gutierrez

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

Jury d'évaluation

Président du jury et examinateur interne	Erwan Gloaguen INRS Centre Eau Terre Environnement
Examinateur externe	Yacine Bourobi Effigis Geo-solutions
Directeur de recherche	Karem Chokmani INRS Centre Eau Terre Environnement
Codirectrice de recherche	Athyna Cambouris Agriculture et Agroalimentaire Canada

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier mes directeurs de recherche, Karem Chokmani et Athyna Cambouris pour leur appui pendant ce projet au sein l'INRS et Agriculture et Agroalimentaire Canada AAC, ainsi que Mme Isabelle Perron Messieurs Bernie Zebarth, Asim Biswas et Viacheslav Adamchuk pour leurs précieuses contributions dans le développement de ce document. Je tiens à souligner la contribution de toute l'équipe des Laboratoires AAC, particulièrement Mario Deschênes, Claude Lévesque et Sarah-Maude Parent pour leur précieuse aide à la prise des mesures au champ et aux analyses de laboratoire. Merci aux producteurs des fermes SVP et SVS et McCain Foods compagnie qui ont fourni les champs pour l'expérimentation. À Claudia, mon épouse, pour sa compagnie inconditionnelle dans ce défi.

RÉSUMÉ

L'utilisation des zones d'aménagement (ZA) dans la culture de la pomme de terre permet contrôler la variabilité spatiale du sol et est une des approches dans la gestion localisée des propriétés du sol. L'objectif de cette étude était d'évaluer la capacité de trois capteurs proximaux du sol (CPS) pour délimiter des ZA pour deux champs (Champ SVP et champ SVS ; 12 hectares) en culture commerciale de pomme de terre (*Solanum tuberosum L.*) dans la province de Nouveau-Brunswick, Canada. La conductivité électrique apparente du sol (CEa) ont été mesurés avec deux CPS i.e. le VERIS (modèle MSP3) et le DUALEM (modèle 21S). En plus, des mesures de haute fréquence électromagnétique ont été prises avec un géoradar (GPR;GSSI modèle SIR-3000; antenne 400 MHz) pour déterminer l'épaisseur des horizons de sol et la profondeur de la roche-mère. Les propriétés physicochimiques (texture, matière organique, pH, Mehlich-3) de 154 échantillons de sol pour les champs SVP et 141 échantillons pour le champ SVS ont été analysés. Le rendement total en tubercule a été mesuré pour les années 2013, 2014 et 2016 pour le champ SVP et 2014 et 2016 pour le champ SVS à l'aide d'un capteur de rendement. L'algorithme fuzzy k-means a été utilisé pour délimiter les ZA. Une corrélation significative entre le rendement et les CPS a été obtenue ($r= -0.52, 0.19$ pour les champs SVP et SVS). L'argile a été la propriété la plus corrélée avec le rendement ($r= -0.85, rx= -0.41$, pour les champs SVP et SVS). Deux ZA ont été considérés comme optimales pour les deux champs. Celles-ci ont montré un équilibre entre la variation spatiale des propriétés du sol, le rendement et une représentation spatiale gérable.

Mots-clés: *Solanum tuberosum L.*, conductivité électrique apparente des sols, VERIS, DUALEM, induction électromagnétique

ABSTRACT

The use of management zones MZ in potato production is an alternative in the localized management of the soil properties. The objective of this study was to evaluate the ability of three proximal soil sensors (PSS) to delineate MZ for two commercial potato fields (referred as field SVP and field SVS, 12 hectares) (*Solanum tuberosum L.*) in New Brunswick, Canada. Soil electrical conductivity (EC) was measured with the PSS, i.e, VERIS (model MSP3) and DUalem (model 21 S). Additionally, high frequency EM was measured using a ground penetrating radar (GPR system; GSSI model SIR-3000; 400 MHz antenna) to determine the thickness of the soil horizons and the depth to bedrock. The physicochemical properties (texture, organic matter, pH, Mehlich-3) of 154 soil samples for the field SVP and 141 soil samples for the field SVS were analyzed. The total yield of tuber was measured for the years 2013, 2014 and 2016 for the field SVP and 2014 and 2016 for the field SVS using a yield monitor. The fuzzy k-means algorithm was used to delineate MZ. A significant correlation between the yield and the PSS was obtained ($r = -0.52$, 0.19 for the field SVP and SVS, respectively). Clay was the property most correlated with the yield ($r = -0.85$, please and $r = -0.41$, for the fields SVP and SVS, respectively). Two MZ were considered as optimal for both sites. These showed a balance between the spatial variation of soil properties, yield and a manageable spatial representation.

Key words: *Solanum tuberosum L.*, VERIS, apparent soil electrical conductivity, DUalem, Ground Penetrating Radar, pH, Mehlich, pmax electromagnetic induction.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	V
ABSTRACT	VII
TABLE DES MATIÈRES	IX
LISTE DE TABLEAUX	XI
LISTE DE FIGURES	XIII
PARTIE 1 : SYNTHÈSE	1
1 INTRODUCTION.....	3
1.1 CONTEXTE	3
1.2 PROBLEMATIQUE	5
1.3 OBJECTIFS DE LA RECHERCHE.....	6
2 REVUE DE LITTÉRATURE.....	7
2.1 AGRICULTURE DE PRECISION.....	7
2.2 VARIABILITE SPATIALE-TEMPORELLE INTRAPARCELLAIRE.....	8
2.3 ZONES D'AMENAGEMENT.....	10
2.3.1 <i>Délimitation des zones d'aménagement</i>	12
2.4 CAPTEURS PROXIMAUX DE SOL.....	14
2.4.1 <i>L'agriculture de précision, utilisation des capteurs proximaux de sol</i>	14
2.4.2 <i>Capteurs mesurant la conductivité électrique apparente</i>	16
2.4.3 <i>Capteurs mesurant la résistivité électrique</i>	18
2.4.4 <i>Géoradar</i>	18
3 MATÉRIEL ET MÉTHODES.....	21
3.1 SITE D'ETUDE ET ECHANTILLONNAGES DE SOLS	21
3.2 ACQUISITION DES DONNEES DES CAPTEURS PROXIMAUX DE SOL	21
3.3 ANALYSES STATISTIQUES ET GEOSTATISTIQUES	22
4 RÉSULTATS ET DISCUSSION.....	25
4.1 STRUCTURES SPATIALES ET RELATIONS ENTRE LES CAPTEURS PROXIMAUX DU SOL, LES PROPRIETES PHYSICOCHIMIQUES DU SOL ET LE RENDEMENT EN TUBERCULE	25
4.2 DETERMINATION DU NOMBRE OPTIMUM DE ZONES D'AMENAGEMENT	25
4.3 APPLICATION PRATIQUE DE LA GESTION LOCALISEE	28

5	CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	29
PARTIE 2 : ARTICLE		31
1	INTRODUCTION.....	41
2	MATERIALS AND METHODS	45
2.1	EXPERIMENTAL SITE.....	45
2.2	SOIL SAMPLING AND ANALYSES.....	46
2.3	DATA COLLECTION USING PROXIMAL SOIL SENSORS.....	47
2.4	TUBER YIELD.....	49
2.5	STATISTICAL AND GEOSTATISTICAL ANALYSIS	49
3	RESULTS AND DISCUSSION	51
3.1	EXPLANATORY DATA ANALYSIS.....	51
3.2	SPATIAL VARIABILITY	54
3.3	KRIGING.....	57
3.4	RELATIONSHIPS BETWEEN PSS, SOIL PROPERTIES AND CROP YIELD	62
3.5	DETERMINATION OF THE OPTIMUM NUMBER OF MANAGEMENT ZONES	68
3.6	PRACTICAL APPLICATIONS OF MANAGEMENT ZONE WITHIN THESE FIELDS.....	75
4	CONCLUSIONS.....	80
5	REFERENCES.....	81

LISTE DES TABLEAUX

PARTIE 1 : SYNTHÈSE

TABLEAU 2.1	APPLICATION DE LA METHODE DE ZA POUR LA GESTION DES CULTURES.	11
TABLEAU 2.2	PROPRIETES UTILISEES LORS DE DIFFERENTES ETUDES PORTANT SUR LA DELIMITATION DE ZA DANS DES CHAMPS AGRICOLES, ADAPTES DE KHOSLA ET AL., (KHOSLA ET AL., 2010).....	12
TABLEAU 2.3	CAPTEURS PROXIMAUX UTILISEES DANS LE CADRE AGRICOLE, VERSION ADAPTEE (ADAMCHUK ET AL., 2015) 15	
TABLEAU 4.1	ANOVA POUR LES CHAMPS SVP ET SVS	27

PARTIE 2 : ARTICLE

TABLE 3.1	DESCRIPTIVE STATISTICS OF THE SOIL PHYSICOCHEMICAL PROPERTIES.	52
TABLE 3.2	DESCRIPTIVE STATISTICS OF THE ALTITUDE (DGPS), SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY (VERIS AND DUALEM), SOIL LAYER THICKNESSES (GPR) AND TUBER YIELD (YIELD MONITOR) FOR THE SVP AND SVS FIELDS. 53	
TABLE 3.3	GEOSTATISTICAL PARAMETERS OF THE SOIL PHYSICOCHEMICAL PROPERTIES FOR THE SVP AND SVS FIELDS.....	55
TABLE 3.4	GEOSTATISTICAL PARAMETERS OF ALTITUDE (DGPS), SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY (VERIS AND DUALEM), SOIL LAYER THICKNESSES (GPR) AND TUBER YIELD (YIELD MONITOR) FOR THE SVP AND SVS FIELDS. 56	
TABLE 3.5	PEARSON CORRELATION COEFFICIENTS BETWEEN PROXIMAL SOIL SENSOR SYSTEMS AT THE SVP AND SVS FIELDS.....	63
TABLE 3.6	PEARSON CORRELATION COEFFICIENTS AT THE SVP FIELD.	64
TABLE 3.7	PEARSON CORRELATION COEFFICIENTS AT THE SVS FIELD.	65
TABLE 3.8	COMPARISON OF SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY (EC) AND THE SOIL LAYERS THICKNESS (SLT) INTO TWO MZ AT THE SVP AND SVS SITE.....	76
TABLE 3.9	COMPARISON OF SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY (EC) AND THE SOIL LAYERS THICKNESS (SLT) INTO TWO MZ AT THE SVP AND SVS SITE.....	77

LISTE DES FIGURES

PARTIE 1 : SYNTHÈSE

FIGURE 1.1 HISTORIQUE DE LA PRODUCTION, DE LA POMME DE TERRE AU COURS DES 75 DERNIÈRES ANNÉES (CANSIM, TABLEAU 001-0014).....	3
FIGURE 2.1 CONCEPT DE L'AGRICULTURE DE PRÉCISION (CAMBOURIS <i>ET AL.</i> , 2014).....	7
FIGURE 2.2 CAPTEURS PROXIMAUX A) VERIS-MSP3, B) DUALEM-21S, C) EM38, MESURANT EN CONTINU LA CONDUCTIVITÉ ÉLECTRIQUE APPARENTE.	17
FIGURE 2.3 GEORADAR (GSSI SIR-3000) MESURANT LA CONSTANTE DIELECTRIQUE.	19
FIGURE 2.1 SOIL SERIES, DRAINAGE CLASSES AND SAMPLING GRID AT THE A) SVP AND B) SVS FIELDS.	46

PARTIE 2 : ARTICLE

FIGURE 3.1 KRIGING MAPS OF THE SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY (EC) MEASURED WITH THE A) VERIS (DEPTH 0-1 M; EC _{0-1M}) B) DUALEM (DEPTH 0-0.9 M; PRP _{P0-0.9M}) AND THE SOIL LAYER THICKNESS (SLT) DERIVED WITH THE GROUND PENETRATING RADAR (GPR) C) SLT _{SURFACE} AND D) THE DEPTH TO THE BEDROCK AT THE SVP FIELD.	59
FIGURE 3.2 KRIGING MAPS OF THE SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY (EC) MEASURED WITH THE A) VERIS (DEPTH 0-1.0 M; EC _{0-1M}) B) DUALEM (DEPTH 0-0.9 M; PRP _{P0-0.9M}) AND SOIL LAYER THICKNESS (SLT) DERIVED WITH THE GROUND PENETRATING RADAR (GPR) C) SLT _{SURFACE} AND D) THE DEPTH TO THE BEDROCK AT THE SVS FIELD.	60
FIGURE 3.3 KRIGING MAPS OF THE TUBER YIELD A) 2013, B) 2014 AND C) 2016; AND D) CLAY, E) SOIL MOISTURE AND F) PHOSPHORUS CONTENTS OF THE SVP FIELD.	61
FIGURE 3.4 KRIGING MAPS OF THE TUBER YIELD A) 2014, AND B) 2016; AND C) CALCIUM AND D) PHOSPHORUS CONTENTS OF THE SVS FIELD.	61
FIGURE 3.5 MANAGEMENT ZONE DELINEATED USING THE VERIS (EC _{0-0.3M} AND EC _{0-1M}), DUALEM (PRP _{P0-0.4M} , PRP _{P0-0.9M} , HCP _{V0-1.4M} AND HCP _{V0-3.1M}) AND GPR (SLT _{SURFACE} , SLT _{SUBSURFACE} AND DEPTH TO BEDROCK) KRIGED DATA MATRIX WITH THE FUZZY K-MEANS ANALYSIS WITH NO SPATIAL CONSTRAINT OF PROXIMITY AT THE SVP FIELD.....	69
FIGURE 3.6 MANAGEMENT ZONE DELINEATED USING THE VERIS (EC _{0-0.3M} AND EC _{0-1M}), DUALEM (PRP _{P0-0.4M} , PRP _{P0-0.9M} , HCP _{V0-1.4M} AND HCP _{V0-3.1M}) AND GPR (SLT _{SURFACE} , SLT _{SUBSURFACE} AND DEPTH TO BEDROCK) KRIGED DATA MATRIX WITH THE FUZZY K-MEANS ANALYSIS WITH NO SPATIAL CONSTRAINT OF PROXIMITY AT THE SVS FIELD.....	70
FIGURE 3.7 DECREASE OF THE TOTAL WITHIN-ZONE VARIANCE OF A) SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY USING THE VERIS, B) THE DUALEM, C) THE THICKNESS OF SOIL LAYERS DERIVED WITH THE GPR PARAMETERS, D-E-F) YIELD 2013, 2014 AND 2016 FROM YIELD MONITOR, G-H-I) SOIL PARTICLES SIZES (CLAY, SILT, SAND),	

GRAVEL AND SOIL MOISTURE, J-K-L) MEHLICH-3 EXTRACTABLE ELEMENTS (P, K, CA, MG AND AL) INTO MANAGEMENT ZONE BASED ON THE MZ DELINEATED WITH THE VERIS, THE DUALEM AND THE GPR AT THE SVP FIELD, RESPECTIVELY.....72

FIGURE 3.8 DECREASE OF THE TOTAL WITHIN-ZONE VARIANCE OF A) SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY USING THE VERIS, B) THE DUALEM, C) THE THICKNESS OF SOIL LAYERS DERIVED WITH THE GPR PARAMETERS, D-E-F) YIELDS 2014 AND 2016 FROM YIELD MONITOR, G-H-I) SOIL PARTICLES SIZES (CLAY, SILT, SAND), GRAVEL AND SOIL MOISTURE, J-K-L) MEHLICH-3 EXTRACTABLE ELEMENTS (P, K, CA, MG AND AL) INTO MANAGEMENT ZONE BASED ON THE MZ DELINEATED WITH THE VERIS, THE DUALEM AND THE GPR AT THE SVS FIELD, RESPECTIVELY.....74

PARTIE 1 : SYNTHÈSE

1 INTRODUCTION

1.1 Contexte

La superficie cultivée en pomme de terre (*Solanum tuberosum L.*) au Nouveau-Brunswick a atteint 20 000 ha en 2016, ce qui fait d'elle la principale culture de la province avec un rendement annuel moyen de 34,2 Mg ha⁻¹ (GNB, 2016). Cette culture génère des recettes monétaires annuelles de 152,5 millions de dollars canadiens. Pour maintenir cette production de plus de 75 ans (Figure 1.1) les Néo-Brunswickois travaillent à l'implantation de techniques agronomiques pouvant améliorer les méthodes de production afin d'optimiser la qualité et le rendement en pomme de terre pour mieux répondre à une demande croissante (StatCan, 2016).

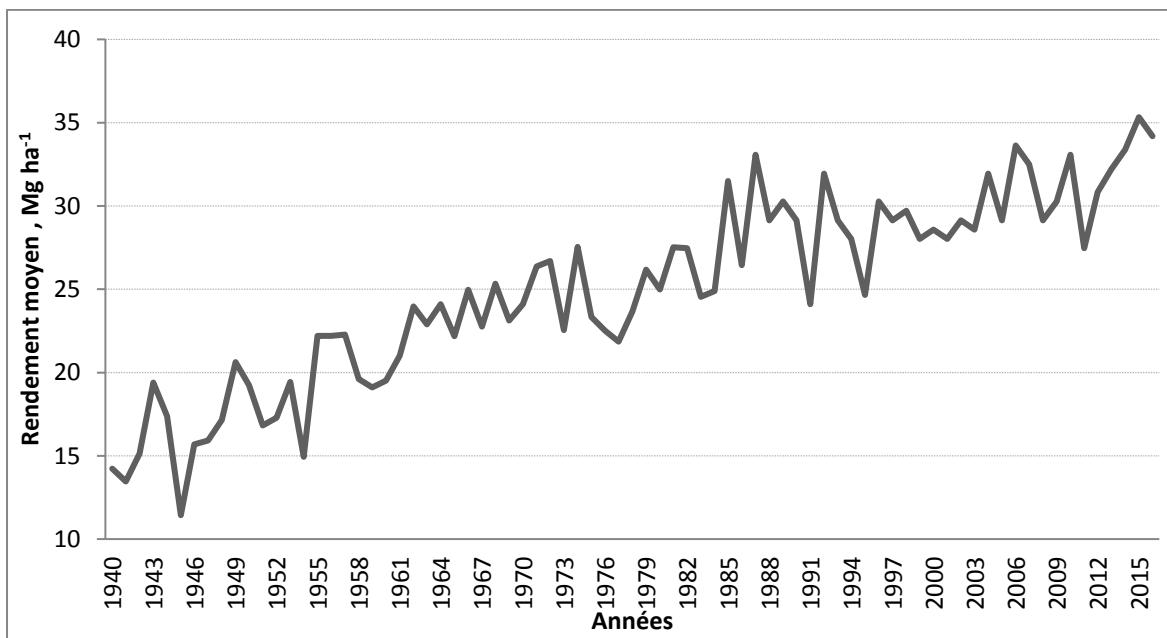


Figure 1.1 Historique de la production, de la pomme de terre au cours des 75 dernières années (CANSIM, Tableau 001-0014).

Cette production fait face à plusieurs défis, notamment une escalade du prix des intrants (Moulin et al., 2012) et aux effets négatifs sur l'environnement de ces derniers. En effet, des concentrations d'intrants élevées ont été recensées dans les eaux souterraines et de surfaces des secteurs de production intensive de la pomme de terre (Morier et al., 2015). Ces enjeux incitent les producteurs de pommes de terre à se tourner vers d'autres approches de gestion agricole. L'agriculture de précision (AP) est reconnue pour optimiser la production végétale dans le but d'accroître les revenus et de protéger l'environnement (Cambouris et al., 2014). En effet, le

concept à la base de l'AP est de considérer la variabilité spatiale inhérente d'un champ en culture et d'appliquer les intrants agricoles en bonne quantité, au bon endroit et au bon moment (D De Benedetto *et al.*, 2013b). La pertinence de cette approche consiste en une gestion spécifique des intrants (engrais, pesticides, insecticides, etc.) et de l'eau (irrigation, drainage) des champs agricoles. Cette gestion requiert une connaissance de la variabilité spatiale des propriétés physicochimique des sols et des cultures du champ (Havlin *et al.*, 2009).

Donc, l'acquisition d'informations sur la variabilité spatiale des propriétés des cultures et des sols est essentielle. La détection proximale du sol est envisagée en AP pour compléter ou même substituer les méthodes conventionnelles d'estimation de la variabilité des sols et des cultures (Viscarra Rossel *et al.*, 2011). Une meilleure caractérisation de la variation spatiale des propriétés du sol dans les champs peut améliorer la gestion des terres à l'échelle de la parcelle en cartographiant les propriétés des sols et des cultures à des résolutions plus élevées que celles traditionnellement faites. Par conséquent, elle permet de délimiter les zones d'aménagement (ZA) homogènes qui reflètent mieux les variations réelles (Halcro *et al.*, 2013).

La culture de la pomme de terre est sensible aux carences en phosphore et en potassium, en raison de sa capacité limitée à absorber ces éléments (Cambouris *et al.*, 2014). Une gestion homogène peut donc entraîner une fertilisation insuffisante et excessive, avec des pertes de rendement dans certaines zones du champ et des pertes d'éléments nutritifs environnementaux dans d'autres zones (Simard *et al.*, 1998). Selon Gasser *et al.* (2000), afin d'obtenir des rendements permettant d'atteindre la rentabilité de l'entreprise la production de pomme de terre nécessite une utilisation relativement élevée d'engrais azotés. Toutefois, lorsque le taux d'azote appliqué est supérieur aux besoins nutritionnels de la culture, la maturation est retardée et les travaux de défanage et de récolte sont moins élevés (GNB, 2016). Une fertilisation azotée optimale est essentielle pour obtenir de bon rendement en termes de tubercules de qualité et de calibre commercial, en plus de produire une rentabilité maximale (ZebARTH *et al.*, 2007). L'implantation de zones d'aménagement (ZA) s'avère alors une solution potentielle pour optimiser le rendement en tubercules et la qualité de la production de la pomme de terre (Cambouris *et al.*, 2006).

Les résultats d'une étude de Lund *et al.* (2011), ont démontré qu'une gestion spécifique par ZA de l'azote permettait d'augmenter le rendement en blé de 11,3 % par rapport à une application uniforme. Cette même étude sur la gestion spécifique de l'azote dans une culture de coton a permis de démontrer qu'il était possible de réduire de 30 % la fertilisation azotée par rapport à une application uniforme, permettant ainsi d'éviter une surfertilisation. Dans la pomme de terre,

une étude menée au Québec par Cambouris *et al.* (2014) a démontré que la gestion localisée du P et du K a permis d'augmenter significativement le rendement total et commercialisable en tubercule par rapport à l'application uniforme. L'AP constitue une des avenues qui permettrait une gestion optimale de la production de la pomme de terre au Nouveau-Brunswick de façon à minimiser les pertes environnementales d'intrants tout en maintenant des rendements optimaux et de qualités (Morier *et al.*, 2015).

1.2 Problématique

La pratique conventionnelle en agriculture consiste à gérer les champs de manière uniforme sans tenir compte de la variation spatiale du sol et des cultures. Cela peut avoir un impact sur la qualité, le rendement, et sur l'environnement (Corwin *et al.*, 2010). Il en résulte que des doses d'azote, de phosphore et de potassium sont appliquées sur des superficies parfois importantes sans correspondre à la demande nécessaire d'engrais pour la culture de la pomme de terre (Cambouris *et al.*, 2006). Le risque de surfertilisation est toujours présent, en effet, une trop grande quantité de potassium réduit la densité des tubercules. Un apport excessif en azote réduit le poids spécifique des tubercules et retarde sa maturité, rendant plus difficile l'opération de défanage. Un surplus d'azote se lessive rapidement (ZebARTH *et al.*, 2007) et se retrouve dans les nappes d'eau souterraine. Cette situation remet en question la pratique conventionnelle en agriculture. L'incapacité de l'agriculture conventionnelle à aborder les variations dans le champ a non seulement un impact économique sur le sol en raison d'un rendement réduit dans certaines zones des champs agricoles, mais elle affecte également l'environnement en raison de l'application excessive de produits agrochimiques (Oshunsanya *et al.*, 2017). L'AP intègre la variabilité spatiale des sols et des cultures pour une gestion intraparcellaire des cultures. Cette approche vise à accroître la rentabilité de la production, à améliorer la qualité des produits et à protéger l'environnement (Adamchuk *et al.*, 2004). En AP, il existe deux modes de gestion localisée, l'application à taux variable et la gestion localisée (zone d'aménagement; ZA). Cette dernière est considérée comme l'une des approches les plus prometteuses dans le contrôle de la variabilité spatiale intraparcellaire des sols. L'utilisation des ZA dans la culture de la pomme de terre est une alternative de gestion localisée des propriétés du sol et le rendement des cultures. De nouveaux outils technologiques permettent de développer de nouvelles méthodes pour améliorer la performance de la gestion agricole. Il existe un potentiel important de capteurs proximaux actifs pour délimiter des ZA afin d'améliorer davantage l'efficacité économique des systèmes de production culturale.

1.3 Objectifs de la recherche

L'objectif général de ce mémoire était d'étudier et de comparer la capacité des capteurs proximaux du sol pour délimiter des zones de gestion homogène dans un cadre de production intensive de culture de la pomme de terre au Nouveau-Brunswick. Pour répondre à cet objectif, les objectifs spécifiques étaient :

1. Caractériser la variabilité spatiale des propriétés physicochimiques des sols;
2. Comparer la capacité des capteurs proximaux du sol (CPS) :
 - a. Évaluer la variabilité spatiale des CPS;
 - b. Déterminer s'il existe une relation entre les CPS et les propriétés physicochimiques des sols et du rendement;
 - c. Délimiter les ZA à partir des CPS;
 - d. Valider les ZA créée à partir des CPS avec les propriétés physicochimiques de sol et du rendement.

2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Agriculture de précision

L'agriculture de précision (AP) repose sur le principe d'appliquer la bonne source et la dose d'intrant, au bon moment, et au bon endroit. Dans l'objectif d'optimiser le rendement et la rentabilité de la culture, tout en protégeant l'environnement (Arvalis, 2015). Cambouris *et al.* (2014) résument le concept de l'AP en trois étapes (Figure 2.1) : 1- quantifier, modéliser et cartographier la variabilité spatiale des sols et des cultures, en utilisant des techniques d'échantillonnage intensives du sol, des moniteurs de rendement et/ou des capteurs distants et proimaux; 2- comprendre la variabilité spatiale des sols et des cultures d'où l'importance de faire un diagnostic solide de gestion de la culture en faisant appel à l'expertise d'un agronome qui pourra dresser un bilan complet(causes, processus et impacts) de la variabilité spatiale des sols et des cultures ; 3- contrôler la variabilité spatiale en utilisant l'une de ces deux approches: a-faire des applications à taux variable en mode continu ou b- faire une gestion localisée en délimitant des zones d'aménagement (ZA).

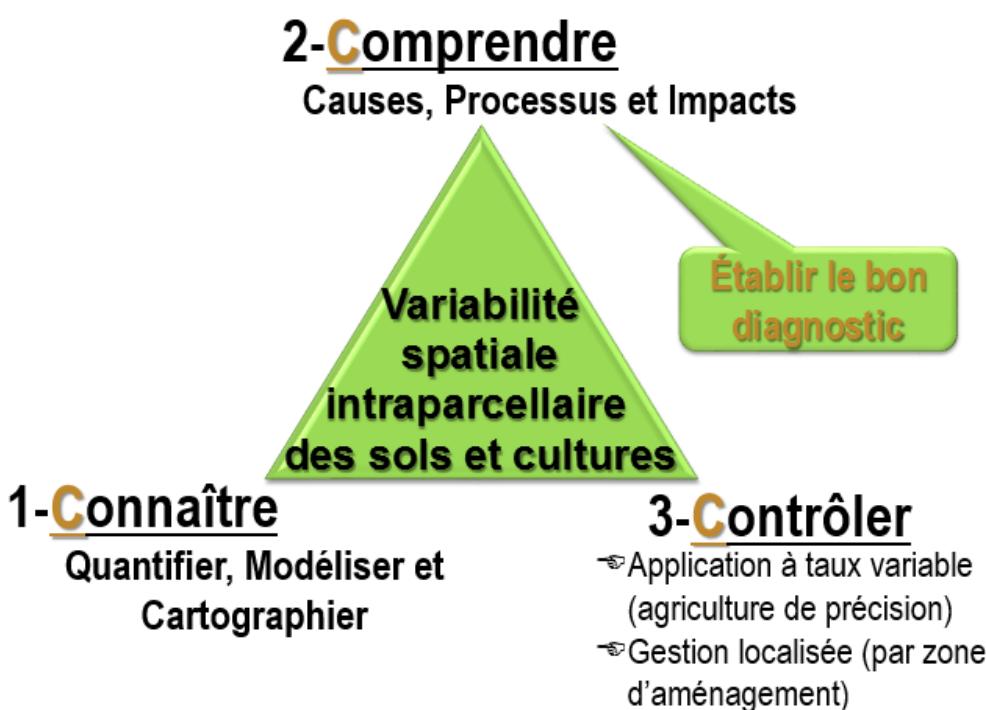


Figure 2.1 Concept de l'agriculture de précision (Cambouris *et al.*, 2014).

2.2 Variabilité spatiale-temporelle intraparcellaire

Actuellement, la variabilité spatio-temporelle des sols et cultures est reconnue comme principe de base de la gestion de la production agricole par l'ensemble des intervenants du secteur agricole. La répartition spatiale de la productivité agricole peut être due à une variation associée à certaines propriétés du sol. Effectivement, l'hétérogénéité du sol est l'un des nombreux facteurs qui expliquent les variations des rendements dans les cultures (Ledderhof *et al.*, 2017). La détermination de la source de variation de la productivité peut contribuer à une gestion localisée plus efficace (Mzuku *et al.*, 2005). Diverses propriétés du sol sont reconnues pour influencer la productivité des cultures entre autres, sa profondeur, sa texture, sa structure, de même que sa teneur en matière organique et en humidité (Thornley *et al.*, 1990).

Les propriétés du sol peuvent présenter une grande variabilité spatiale dans les zones agricoles (Bogunovic *et al.*, 2017). Ces dernières varient selon différentes échelles spatiales (Rosemary *et al.*, 2017). L'hétérogénéité d'un même type de sol peut se produire à l'échelle régionale ou à l'échelle de la parcelle (Denton *et al.*, 2017). Les propriétés du sol peuvent varier sur un mètre (Oshunsanya *et al.*, 2017). Le matériel parental, la topographie, le climat, la végétation, le temps, la dégradation et les activités anthropiques influencent la variation spatiale des propriétés de sol (Bogunovic *et al.*, 2017).

La variabilité spatiale des sols représente l'amplitude de variation d'une variable pédologique (Arvalis, 2015). Deux paradigmes d'étude de la variabilité spatiale se sont révélés efficaces: l'une basée sur les propriétés du sol et l'autre sur les conditions de la plante (West *et al.*, 2017). La détection proximale basée sur les propriétés du sol permet de combler l'écart de données qui existe entre les données ponctuelles à haute résolution (méthode conventionnelle d'échantillonnage ponctuel) et les données de détection à distance (télédétection) de résolution inférieure [image satellitaire, photo aérienne] (Adamchuk *et al.*, 2015).

La variabilité spatiale est étudiée à l'aide des deux méthodes statistiques : classique et géostatistique. La méthode classique sert à évaluer le degré d'hétérogénéité et de dispersion de la variable étudiée sans tenir compte de sa position dans l'espace. Si la variable présente un comportement homogène dans l'espace, il n'est pas nécessaire de découper la parcelle en zones homogènes, une dose unique d'intrant peut alors convenir (Arvalis, 2015). La méthode géostatistique consiste en l'analyse de la structure spatiale des propriétés pédologiques. Selon Arvalis (2015), cela représente la manière dont les valeurs d'une même variable se répartissent dans l'espace en analysant la corrélation entre deux mesures en fonction de la distance qui les

sépare. Selon Nyiraneza *et al.* (2011), s'il y a une dépendance spatiale entre deux mesures, il y a absence de structure spatiale, la variabilité est dite aléatoire.

La gestion spécifique du sol nécessite une compréhension approfondie de la variabilité spatiale. La production de cartes détaillées permet d'améliorer la prédition de la répartition spatiale des éléments nutritifs du sol (Blanchet *et al.*, 2017). La variabilité spatiale peut être cartographiée et étudiée à l'aide du variogramme ou du corrélogramme (Cambardella *et al.*, 1999). Il existe de nombreuses méthodes d'interpolations des variables du sol, dont le krigeage. Cette méthode peut être appliquée selon plusieurs variantes [ordinaire, bloc, disjonctif, indicateurs] (Bogunovic *et al.*, 2017). L'estimation de la propriété de sol par l'interpolation permet de localiser la variabilité spatiale sur une carte (Pedrera-Parrilla *et al.*, 2017). Cette dernière joue un rôle important dans la représentation des propriétés de sol utilisées pour la gestion des sols agricoles (Denton *et al.*, 2017).

L'analyse géostatistique permet une évaluation précise de la variabilité spatiale en considérant les composants d'autocorrélation et de variation aléatoire (Rosemary *et al.*, 2017). Les outils géostatistiques peuvent être utilisés efficacement pour cartographier les paramètres de fertilité du sol (Vasu *et al.*, 2017). Selon Guan *et al.* (2017), les zones déficitaires en éléments nutritifs (e.g. N, P et K) sont des macronutriments importants pour la croissance et la productivité des plantes et peuvent être identifiées à l'aide de ces cartes de prédition. Pedrera-Parrilla *et al.* (2017) ont aussi souligné l'importance de cet outil dans la gestion et la planification efficaces de l'irrigation en réduisant la contamination des eaux de surface et souterraines par les engrains et pesticides.

La connaissance de la variabilité spatiale est importante pour la prise de décision dans la gestion agricole (Santos *et al.*, 2017). Une bonne compréhension de la répartition des propriétés du sol contribuera à une gestion précise des sols dans les zones agricoles (Pedrera-Parrilla *et al.*, 2017). L'information sur la variabilité des propriétés du sol est une condition préalable à l'évaluation des terres agricoles (Rosemary *et al.*, 2017). La variabilité spatiale devrait être surveillée et quantifiée pour comprendre les effets de l'utilisation des sols et des systèmes de gestion des sols (Denton *et al.*, 2017).

La connaissance et l'évaluation de la variabilité spatiale à l'échelle de la parcelle sont essentielles pour identifier les zones nécessitant une gestion spécifique du site (Medina *et al.*, 2017). On sait que les propriétés physiques et chimiques du sol présentent une variation considérable à cette échelle (Rosemary *et al.*, 2017). Cela permettra aux gestionnaires d'élaborer des stratégies pour la gestion des éléments nutritifs spécifiques au site en fonction des besoins des cultures (Vasu

et al., 2017). Une irrigation modulée pourrait être implémentée en se basant de la distribution de l'eau dans la culture. (West *et al.*, 2017). Cette variabilité détaillée des sols n'est souvent pas prise en compte dans les procédures traditionnelles en raison des limites d'échelle cartographique (Rosemary *et al.*, 2017).

Les récents progrès technologiques en matière d'agriculture de précision ont permis d'identifier, d'analyser et de gérer la variabilité spatiale à l'échelle du champ. Les objectifs principaux de cette approche consistaient à accroître la rentabilité de la production végétale augmentant l'efficacité des intrants nutritifs et à améliorer la qualité des produits et à protéger l'environnement (Adamchuk *et al.*, 2004). L'adoption de l'agriculture de précision est un moyen par lequel les agriculteurs peuvent limiter la application d'intrant dans la production végétale, tels que l'eau d'irrigation et les nutriments. En utilisant ceci, il est possible de déterminer une gestion spécifique selon les conditions spatialement localisées au préalable (West *et al.*, 2017).

Selon Dampney *et al.* (2004), la démocratisation des prix des technologies en agriculture de précision (p.ex. GPS, capteur de rendement, autoguidage, applicateur à taux variable, capteurs proximaux, etc.) permettra l'adoption de celles-ci par les producteurs. Ces outils leur permettront d'élaborer des cartes illustrant les variations intraparcellaire des sols et des cultures. Ces cartes pourront être utilisées pour développer des stratégies de gestion des cultures plus complexes. Elles permettant d'éviter une surfertilisation en éléments nutritifs (Blanchet *et al.*, 2017), une meilleure gestion de l'irrigation, de la protection des cultures et de la conservation des sols (Pedrera-Parrilla *et al.*, 2017). L'AP implique de combiner les fonctions de ces technologies pour aider à la prise de décision pour une gestion des sols et des cultures selon des zones spécifiques d'aménagement (West *et al.*, 2017).

2.3 Zones d'aménagement

Plusieurs études ont démontré l'efficacité de l'approche de la gestion spécifique par ZA dans l'application des intrants (e.g. engrais, des pesticides) pour accroître autant que possible la productivité agricole (Moshia *et al.*, 2015). La gestion par ZA est une approche utilisée pour améliorer la prise de décision dans la gestion et le contrôle de la variabilité spatiale des sols et des cultures, y compris la fertilité des sols, la disponibilité en eau pour la plante et le rendement des cultures (Mulla, 1989). Cette approche nécessite l'identification de sous-zones présentant des caractéristiques homogènes (Peralta *et al.*, 2015) ayant une combinaison similaire de facteurs limitants le rendement, afin de déterminer une gestion précise dans des régions

secondaires de potentiel productif similaire (Moral *et al.*, 2011) pour lesquels, un taux unique d'intrants agricoles serait approprié (Ortiz *et al.*, 2011).

Selon Johnson *et al.* (2003), l'approche par ZA doit satisfaire deux critères : 1- il doit exister une forte relation entre les zones de gestions identifiées, les propriétés de sol et le rendement potentiel; 2- les zones doivent être temporairement cohérentes, compte tenu des fluctuations normales des propriétés dynamiques du sol tel que la teneur en humidité. Ce concept agricole est fondé sur l'existence d'une variabilité spatiale structurale des propriétés de sol et des cultures (Cambouris *et al.*, 2006). Dans ce contexte, chaque zone peut être gérée différemment en fonction des facteurs limitants (Khosla *et al.*, 2010). Chacune des zones indiquent différents besoins dans le champ, ce qui entraîne la mise en œuvre de stratégies spécifiques de gestion pour chacune de ces zones (Ortiz *et al.*, 2011). Les buts visés par l'application de différentes doses d'intrants dans les ZA consistent à l'économie des ressources, l'optimisation du rendement et la protection de l'environnement (Haghverdi *et al.*, 2015). Le nombre de ZA dans un champ est fonction de la variabilité naturelle intraparcellaire, de la taille du champ et de certains facteurs de gestion (Saleh *et al.*, 2014). Corwin et Lesch (2010) ont constaté que la gestion par ZA permettait de résoudre la variation spatiale de divers facteurs affectant la variation du rendement des cultures. (e.g.. salinité du sol, profondeur des couches riches en argile ainsi que la teneur en argile, en eau ou en matière organique).

Plusieurs études (Tableau 2.1) ont été menées dans différentes cultures pour établir une gestion spécifique des intrants par ZA. Selon Khosla *et al.* (2002) l'utilisation de l'approche par ZA dans la gestion de l'engrais azoté dans le soya a donné de meilleurs rendements qu'une gestion conventionnelle de l'azote.

Tableau 2.1 Application de la méthode de ZA pour la gestion des cultures.

Culture	Type de gestion	Résultats	Auteur
Coton	Gestion des pesticides	Amélioration de l'application à taux variable de nematicides	Ortiz <i>et al.</i> , 2011
Café	Gestion de la fertilité de la culture	Amélioration de l'application à taux variables des engrains	Valente <i>et al.</i> , 2014
Coton	Gestion des pesticides	Réduction de la quantité de nematicide appliqués	Overstreet <i>et al.</i> , 2014
Riz	Gestion de l'eau	Optimisation de la gestion de l'eau	Islam <i>et al.</i> , 2011
Mais	Gestion des engrains	Optimisation de l'application d'azote	Roberts <i>et al.</i> , 2012
Blé	Gestion des intrants	Optimisation de plusieurs intrants à taux variable	Giyoung Kweon, 2012
Raisin	Gestion des propriétés de sols	Délimitation simple des zones de gestion et par la suite, amélioration	Tagarakis <i>et al.</i> , 2013

Culture	Type de gestion	Résultats	Auteur
Blé	Gestion des engrais	de la gestion des intrants des vignobles Amélioration de la qualité des sols par l'application à taux variable	Moshia <i>et al.</i> , 2015
Blé	Gestion des propriétés de sols	Amélioration de l'échantillonnage des sols	Peralta <i>et al.</i> , 2015

Des études antérieures menées par Cambouris *et al.* (2006, 2014) ont démontré que le concept par ZA est une approche prometteuse pour la gestion de la fertilisation dans la production intensive de pommes de terre dans la province de Québec. Le coût élevé des intrants, en plus de la sensibilité du rendement et de la qualité de la pomme de terre, ont incité les producteurs à évaluer une gestion des cultures qui permet contrôler la variation des intrants dans les champs pendant la saison de croissance pour produire un rendement commercial élevé(Allaire *et al.*, 2014, Morier *et al.*, 2015).

2.3.1 Délimitation des zones d'aménagement

Diverses propriétés ont été proposées pour délimiter les champs en ZA. Celles-ci peuvent être subdivisées avec une seule ou plusieurs propriétés du sol affectant le rendement (Haghverdi *et al.*, 2015). Les données spatiales stables dans le temps (Ortiz *et al.*, 2011) sont les plus souvent utilisées, tel que l'utilisation de cartes pédologiques (Fleming *et al.*, 2004, Kweon, 2012, Molin *et al.*, 2008, Roberts *et al.*, 2012, Saey *et al.*, 2009, Valente *et al.*, 2014) de même de nombreuses propriétés physiques et chimiques des sols, les propriétés de modèles numériques de terrain ainsi que les propriétés mesurées par les capteurs proximaux (Tableau 2.2). La combinaison de données de rendement annuel ou pluriannuel avec d'autres informations auxiliaires permet d'illustrer la variation spatiale des rendements et de générer des ZA fiables et stables dans le temps (Haghverdi *et al.*, 2015).

Tableau 2.2 Propriétés utilisées lors de différentes études portant sur la délimitation de ZA dans des champs agricoles, adaptés de Khosla *et al.*, (Khosla *et al.*, 2010).

Catégorie	Propriétés	Nombres d'études
Propriétés chimiques du sol	Matière organique	10
	Azote	10
	Phosphore	7
	Potassium, magnésium, calcium	8

Catégorie	Propriétés	Nombres d'études
Propriétés physiques du sol	Capacité d'échange cationique	2
	pH	1
	Texture	15
	Type de sol	7
	Couleur du sol	6
Propriétés de modèle numérique d'élévation	Humidité	7
	Topographie	18
	Orientation	2
	Courbature	2
Propriétés des cultures	Pente	2
	Carte de rendement spatial	14
	Carte de rendement temporal	9
Capteurs proximaux de sol et télédétection	Capteur de conductivité électrique de sol	37
	Imagerie satellitaire et drone	23
	Géoradar	1
	LIDAR	1
	Capteurs radiométriques gamma	2

Il existe plusieurs méthodes pour délimiter les ZA. L'application de techniques de regroupement non supervisé et le zonage par des seuils définis par l'utilisateur sont les plus utilisés (Haghverdi *et al.*, 2015). Les méthodes pour effectuer le regroupement de données pour créer des ZA sont multiples et aucun algorithme universel n'a encore été accepté (Roberts *et al.*, 2012). La délimitation de ZA inclut une évaluation mathématique d'ensemble de données quantitatives pour déterminer des groupes de données similaires (Roberts *et al.*, 2012).

Les algorithmes ISODATA et Fuzzy K-means sont des méthodes utilisées pour créer les ZA (Guastaferro *et al.*, 2010). L'ISODATA, algorithme de densité non paramétrique, est une technique itérative de classification non supervisée (Jain *et al.*, 1988). L'objectif de l'algorithme est de minimiser la distance moyenne au carré de chaque point jusqu'à son barycentre le plus proche (Memarsadeghi *et al.*, 2007). Les groupes sont séparés si la distance entre les barycentres est supérieure au seuil défini par l'utilisateur. L'ISODATA est un algorithme avantageux quand le nombre initial de groupe est inconnu. Le processus d'agrégation et désagrégation est automatique. L'utilisateur détermine quelques valeurs de départ nécessaires dans l'exécution de l'algorithme. L'algorithme est exécuté en boucle à travers de nombreuses itérations, chaque fois les valeurs d'entrée sont recalculées jusqu'au seuil atteint. Par ailleurs, l'estimation de la densité non paramétrique détecte des groupes de taille et de dispersion inégales dont les estimations sont moins biaisées (Guastaferro *et al.*, 2010).

Le plus commun des algorithmes pour définir les ZA est la méthode Fuzzy k-means (Ortega, 2002). Cette méthode a été décrite par McBratney et Gruijter (1992). L'algorithme est utilisé dans

le but de partitionner n observations de données dans l'espace de fonctionnalité en c groupes (Li et al., 2007). Fuzzy k-means est une procédure de classification continue non supervisée (Xin-Zhong et al., 2009) pour diviser le champ en différentes zones. Le k-mean a été jugé efficace pour la génération de zones de gestion par plusieurs auteurs (McBratney et al., 1992, Ortiz et al., 2011). L'algorithme permet de partager une même donnée entre deux ou plusieurs classes en contrôlant le degré d'appartenance de la donnée, par un exposant de pondération (Kweon, 2012). La procédure de classification elle-même détermine les limites des zones en fonction de la structure spatiale des variables d'entrée (Fraise et al., 2001). Contrairement à l'algorithme ISODATA, l'algorithme Fuzzy k-means n'exige pas que les variables ont une distribution normale ou des variances similaires dans l'ensemble de données (Kweon, 2012). Les deux méthodes de classification variaient en termes de temps et d'effort requis. Les méthodes utilisent les mêmes attributs, mais l'exigence de distribution gaussienne pour ISODATA nécessitait un travail supplémentaire pour diviser l'ensemble de données (Irvin et al., 1997). Cependant, ceci pourrait aider de centrer et normaliser les variances dans le cas de variables ayant des amplitudes différentes. D'autre part, la méthode Fuzzy k-means peut fournir des informations plus précises que celles fournies par l'utilisation des classes discrètes (ISODATA). Les phénomènes naturels tels que les données sur les sols ont été efficacement décrits en utilisant une classification continue comme le Fuzzy k-means (Bezdek, 2013).

2.4 Capteurs proximaux de sol

2.4.1 L'agriculture de précision, utilisation des capteurs proximaux de sol

La détermination de ZA dans les champs est laborieuse en raison de la variabilité spatiale des propriétés du sol et de la complexité des relations entre les propriétés elles-mêmes. La concentration des nutriments peut être un des éléments responsables de la variation du rendement des cultures (Peralta et al., 2013). Actuellement, il est possible d'obtenir des caractéristiques du sol rapidement et à moindre coût. La détection proximale du sol est de plus en plus utilisée afin d'obtenir de l'information sur les propriétés du sol. Ces techniques permettent de combler l'écart de données qui existe entre les données ponctuelles à haute résolution et les données de télédétection à faible résolution (Adamchuk et al., 2015). L'échantillonnage intensif du sol est coûteux et laborieux (Shaner et al., 2008). Cette méthode est aussi invasive et se limite à des mesures ponctuelles (Toy et al., 2010). Selon, Khiari (2014), cette méthode n'est pas efficace dans une gestion par ZA. Valente et al. (2014) confirme que les propriétés physiques et chimiques du sol exigent une grande densité d'échantillonnage pour déterminer efficacement la

variabilité spatiale des propriétés. Tripathi *et al.* (2015) ont révélé que des outils efficaces, rentables et faciles à utiliser sont nécessaires pour la gestion spécifique des sols. L'utilisation et le développement de capteur proximal des sols (CPS) permettant d'acquérir rapidement une forte densité de données sur une base continue sont essentiels pour la délimitation de ZA. Les CPS offrent une densité de mesure accrue et une couverture complète du terrain (Corwin *et al.*, 2010).

Les CPS peuvent être divisés en différents groupes selon le type de capteur utilisé, soit électrique, électromagnétique, optique, radiométrique, mécanique, acoustique, pneumatique et électrochimique (Adamchuk *et al.*, 2015). La détection proximale du sol est, en général, un amalgame de technologie qui utilise un capteur proche ou en contact direct avec le sol pour mesurer directement ou indirectement une propriété du sol (Adamchuk *et al.*, 2004). Entre autres, l'induction électromagnétique utilise le champ électromagnétique induit dans la colonne de sol dans le calcul de la conductivité électrique apparente pour établir indirectement la variabilité des différentes propriétés du sol telles que la texture, l'humidité, la salinité (Doolittle *et al.*, 2014). Les capteurs optiques utilisent la capacité de refléter la lumière directement à la surface du sol ou en profondeur et mesure indirectement la variation des propriétés de sol comme la composition minérale, la couleur du sol, le carbone organique (Christy, 2008). Les capteurs mécaniques utilisent, quant à eux, la résistance mécanique du sol pour mesurer la variabilité horizontale de compaction du sol selon différentes profondeurs.

Il existe actuellement sur le marché une variété de capteurs proximaux utilisée dans le cadre agricole (Tableau 2.3). Les nouveaux outils et technologies apportent de nouvelles possibilités pour améliorer la gestion agricole et sont à la base de la délimitation de ZA. Il existe un bon potentiel pour améliorer encore l'efficacité, l'économie et les systèmes globaux de production végétale (Khosla *et al.*, 2010).

Tableau 2.3 Capteurs proximaux utilisées dans le cadre agricole, version adaptée (Adamchuk *et al.*, 2015)

Catégorie	Marque commerciale	Compagnie	Auteur
Méthodes Géophysiques			
Induction électromagnétique et résistivité électrique	EM38 Dualem 1S, 21S DUAL-geometry EC Veris 3100 Profiler 400-EMP	Geonics Ltd Dualem Inc Veris ® technologies GSSI	Sudduth <i>et al.</i> , 2001 Abdu <i>et al.</i> , 2007 Hartsock <i>et al.</i> , 2005 Sainato <i>et al.</i> , 2015

Catégorie	Marque commerciale	Compagnie	Auteur
Georadar	EM31-MK2, EM34-3, EM38-MK2	Geonics limited	Robinson <i>et al.</i> , 2009
	OhmMapper TR1	Geometrics Inc.	Allred <i>et al.</i> , 2006
	PulseEKKO	Sensors & Software Inc	Tosti <i>et al.</i> , 2013
	RAMAC/GPR System	Terraplus Inc.	Stoffregen <i>et al.</i> , 2002
	RIS 99-MF Multi	IDS Georadar	Benedetto <i>et al.</i> , 2015
	Frequency Array Radar-System		
	DUO GPR System	IDS Georadar	Curioni <i>et al.</i> , 2017
	Subsurface-Interface-Radar-10A-System	GSSI	Schmalz <i>et al.</i> , 2002
Autres CPS moins utilisés	R&S®ZVL Vector Network Analyzers	Rohde & Schwarz	Ardekani, 2013
	SIR-3000	GSSI	Gormally <i>et al.</i> , 2011
Magnétométrie, Susceptibilité magnétique, Radiographie Portable, Fluorescence	Cesium vapor gradiometer system Fluxgate magnetometer Geomagnetic direction sensor	Geometrics, Inc. sans spécifier sans spécifier	Allred <i>et al.</i> , 2004 Benson <i>et al.</i> , 1998 Benson <i>et al.</i> , 1998
Réflectométrie en domaine temporel	Portable X-ray fluorescence TDR 100-300	Spectro, Ametek Spectrum technology inc.	Zhu <i>et al.</i> , 2011 Robinson <i>et al.</i> , 2003

2.4.2 Capteurs mesurant la conductivité électrique apparente

Les instruments mesurant la conductivité électrique apparente (CEa) du sol par l'induction électromagnétique ont été au cours de la dernière décennie les plus utilisés pour estimer la variabilité spatiale des sols (Pedrera-Parrilla *et al.*, 2017). Ces instruments de diverses technologies peuvent être avec contact ou sans contact avec le sol (Figure 2.2). Selon Sudduth *et al.* (2001), l'induction électromagnétique fournit des réponses efficaces permettant ainsi d'élaborer la cartographie de la variabilité spatiale des champs agricoles. Les méthodes d'induction électromagnétique IE impliquent l'utilisation d'émetteurs et de récepteurs espacés aux distances prescrites mesurant la réponse des matériaux de sol au champ électromagnétique induit (Adamchuk *et al.*, 2015). Une bobine émettrice située à une extrémité de l'instrument IE induit des boucles de courant de Foucault circulaires dans le sol, l'amplitude de ces boucles étant directement proportionnelle à la conductivité électrique au voisinage de cette boucle (Corwin *et al.*, 2005). Ces courants électriques alternatifs génèrent un champ électromagnétique primaire variant dans le temps, chaque boucle de courant génère un champ électromagnétique secondaire proportionnel à la valeur du courant circulant dans la boucle (Adamchuk *et al.*, 2015). Une partie du champ électromagnétique secondaire qui a été induit est interceptée par la bobine réceptrice

de l'instrument IE, le champ secondaire est proportionnel au courant du sol et est utilisé pour calculer la conductivité électrique apparente du sol CEa (Corwin et al., 2005).



Figure 2.2 Capteurs proximaux a) VERIS-MSP3, b) DUALEM-21S, c) EM38, mesurant en continu la conductivité électrique apparente.

La CEa du sol mesurée par l'induction électromagnétique est une donnée temporelle stable et hautement liée aux propriétés inhérentes des sols (Cambouris et al., 2006). La CEa est une mesure moyenne de la conductivité pondérée en profondeur pour une colonne de matériaux de sol à une profondeur spécifique (Adamchuk et al., 2015). Sudduth et al. (2003), ont établi que la CEa était lié à de nombreuses propriétés physiques et chimiques du sol, telles que la texture, la matière organique, l'humidité du sol, le pH, C, N, P, K, Ca, Mg et Al. McBride et al. (1990) ont aussi démontré que la CEa était fortement corrélée à la capacité d'échange cationique. De leur côté, Williams et Hoey (1987) ont démontré que les valeurs de CEa du sol peuvent être corrélées à la salinité du sol ou encore à sa teneur en argile. La CEa augmente avec l'augmentation du contenu en sel en solution, en eau et en argile et selon la température du sol (Adamchuk et al., 2015). La CEa est fiable pour mesurer le volume total en eau du sol dans le profil (Sheets et al., 1995). Les mesures de CEa sont corrélées avec les propriétés du sol qui affectent le rendement des cultures (Machado et al., 2015, Overstreet et al., 2014, Valente et al., 2014)

Les mesures de CEa sont utilisées pour développer des cartes de CEa du sol permettant d'identifier les changements spatiotemporels des propriétés du sol susceptibles d'influencer la production végétale (Corwin et al., 2003). Les cartes de CEa du sol peuvent fournir des informations sur les facteurs clés qui influencent les changements dans les concentrations d'éléments nutritifs et peuvent permettre d'établir des ZA (Heiniger et al., 2003). La combinaison des données de CEa et de l'approche de délimitation par ZA représente une alternative intéressante pour l'amélioration de la production agricole. Cambouris et al. (2014) ont démontré que cette approche permettait de gérer la variabilité des sols et des cultures et d'améliorer la productivité de la pomme de terre en optant pour une gestion spécifique des engrains (P, K et N).

2.4.3 Capteurs mesurant la résistivité électrique

La résistivité électrique RE du sol représente la capacité des matériaux du sol à résister à la circulation du courant électrique. Les méthodes de résistivité électrique introduisent un courant électrique à travers les électrodes de courant à la surface du sol (Corwin et al., 2005). Avec la RE, la résistivité électrique apparente est calculée en utilisant la loi d'Ohm et le courant injecté mesuré, la différence de potentiel mesurée, et un facteur géométrique, qui est fonction de l'espacement ou de la configuration des électrodes (Adamchuk et al., 2015). La profondeur de pénétration du courant électrique et le volume de mesure augmentent en fonction de l'espacement inter-électrodes (Corwin et al., 2005). La résistivité électrique apparente est communément exprimée en ohm-mètres (Ωm). La résistivité est une fonction complexe de la composition et de l'arrangement des constituants solides du sol, de la porosité, de la saturation de l'eau interstitielle, de la conductivité de l'eau interstitielle et de la température (Adamchuk et al., 2015).

Les méthodes de résistivité électrique peuvent être divisées en celles qui injectent des courants dans le sol par couplage direct (méthode de source galvanique invasive, e.g. Veris Technologies, Salina, Kansas) et celles qui le font par couplage capacitif (électriques capacitives, e.g. The OhmMapper). Ces dernières moins utilisés dans le cadre agricoles pour des raisons de mise en place du dispositif en relation avec les obstacles sur le terrain (Adamchuk et al., 2015). Typiquement, les deux méthodes mesurent la résistivité électrique apparente, qui en milieux homogènes est ensuite convertie en son inverse, la conductivité électrique apparente du sol (Corwin et al., 2003).

2.4.4 Géoradar

Le géoradar est une méthode géophysique non destructive (Figure 2.3) qui permet l'acquisition d'une mesure en continu de contrastes de propriétés électromagnétiques, et dans les sols non anthropisés de la constante diélectrique principalement. Cette mesure peut ensuite être utilisée pour déterminer la profondeur du sol et des couches de roche (Xu et al., 2014). Pour interpréter la profondeur d'une interface, il faut déterminer la vitesse de l'onde électromagnétique à travers le sol ou obtenir des données réelles recueillies au sol de la profondeur de l'interface (Adamchuk et al., 2015).



Figure 2.3 Géoradar (GSSI SIR-3000) mesurant la constante diélectrique.

Selon Power *et al.* (1981), l'épaisseur de l'horizon du sol influe sur diverses fonctionnalités du sol, y compris le développement des racines et la capacité de rétention en eau. Reynolds *et al.* (2000) confirme aussi que l'épaisseur du sol affecte le rendement des cultures limitant la croissance des racines. Les récents progrès de technologie géoradar sont prometteurs pour caractériser la dynamique spatiale des profils de sols (Adamchuk *et al.*, 2015).

Le géoradar est également complémentaire aux méthodes conventionnelles telles que la réalisation d'un profil de sol, des mesures manuelles, des analyses d'échantillons et même l'observation visuelle (Xu *et al.*, 2014). Cependant, la détection à l'aide du géoradar est une technique complexe et n'est actuellement pas développée pour une utilisation pratique dans le domaine de l'agriculture (Xu *et al.*, 2014). Le potentiel du géoradar est limité par la nature des matériaux du sol dans un champ (Dampney *et al.*, 2004). L'argile atténue les ondes électromagnétiques, empêchant le signal de pénétrer dans les couches du sol rendant impossible l'obtention de lectures. Sur les sols sablonneux, lorsque la teneur en eau est importante, il devient difficile la détection des limites des interfaces ou des objets enfouis dans sols avec certitude (Thomas *et al.*, 2006) en raison du traitement des données, l'atténuation du signal ou traitement du bruit causé pour les multiples réflexions de la signal (Xu *et al.*, 2014). Le GPR est une technique de détection proximale qui peut être utilisée pour cartographier les attributs du sol d'importance pour l'agriculture et la gestion des ressources naturelles (Adamchuk *et al.*, 2015). Cependant, leur utilisation dans la délimitation de ZA est beaucoup moins documentée.

3 MATÉRIEL ET MÉTHODES

3.1 Site d'étude et échantillonnages de sols

Dans le cadre de cette étude, deux champs (SVP et SVS) de production commerciale de pomme de terre ont été sélectionnés au New Brunswick. Quatre séries de sol, Holmesville, Undine, Johnville et Siegas, appartenant aux sous-groupes podzol ferro-humique orthique, podzol humo-ferrique orthique, podzol humo-ferrique gleyifié, luvisol gris brunisolique, de la classification canadienne des sols (Langmaid, 1980) caractérisent le champ SVP. Le champ SVS est quant à lui constitué de deux séries de sol, Caribou et Carleton, appartenant aux sous-groupes luvisol gris podsolique et podzol humo-ferrique orthique (Fahmy, 2001) (article, Chapitre 2).

Un échantillonnage intensif des sols de la couche de surface (0-0,15 cm), selon une grille triangulaire, a été réalisé sur les deux sites (154 points pour le champ SVP and 141 points pour le champ SVS) afin d'établir les propriétés physicochimiques des sols. Les échantillons de sol ont été séchés à l'air et un sous-échantillon séchés au four à 105 °C pendant 24 h afin de déterminer la teneur en eau gravimétrique (Wilke, 2005). Les échantillons de sols ont ensuite été séchés à l'air et passés au tamis de 2 mm. Le pH du sol a été mesuré dans de l'eau distillée selon rapport sol: solution de 1:2 (Hendershot *et al.*, 2008). Le phosphore (P), le potassium (K), le calcium (Ca), le magnésium (Mg) et l'aluminium (Al) du sol ont été extraits en utilisant la solution extractive Mehlich-III avec un ratio sol: solution de 1:10 (Ziadi *et al.*, 2008). La concentration des extraits de Mehlich-III a été déterminée par spectroscopie d'émission optique à plasma à couplage inductif (ICP–OES; Model, 4300DV, Perkin Elmer, Shelton, CT). Le carbone et l'azote total ont été mesurés à l'aide d'un analyseur vario MAX CN élémentaire (Elementar Analysensysteme GmbH, Hanau, Allemagne). Le carbone total du sol a été converti en matière organique en utilisant le facteur de conversion 1,54 (Tiessen *et al.*, 1993). L'analyse granulométrique du sol a été effectuée sur 41 points d'échantillons du site SVP et sur 37 points du site SVS selon la méthode de la pipette (Wang *et al.*, 2008) (article, Chapitre 2).

3.2 Acquisition des données des capteurs proximaux de sol

Les données de CEa ont été acquises à l'automne 2015 aux champs à l'aide du Veris (Veris-MSP3, Veris Technologies, inc., 223 Salina, KS, USA) et du Dualem-21S (Dualem, inc., Milton, ON, 233 Canada) (article, Chapitre 2). L'acquisition des données de CEa s'est effectuée sur des

profils parallèles espacés d'environ 10 m à des intervalles de 1 s, ce qui correspond à une mesure tous les 2 à 3 m.

La prise de mesures du GPR a été réalisée en février 2016 à l'aide du modèle GSSI SIR-3000 (Geophysical Survey Systems, Inc., Nashua, NH, USA) avec une antenne de 400 MHz connectée à un récepteur DGPS d'une précision centimétrique (GPS Novatel, antenne GTR-G2 L1 / L2) (article, Chapitre 2). L'acquisition des données ont été effectués en 252 profils à environ 10 m d'intervalle, le taux de capture de registres a été (30 scan sec^{-1}). L'épaisseur des couches de sol a été évaluée en utilisant le module interactif (RADAN 7-2D) (article, partie 2, Chapitre 2). Le calcul de la permittivité électrique a été réalisé en utilisant le module interactif (RADAN 7, ground truth) en utilisant les mesures de profondeurs de la couche indurée obtenues par le Veris P4000 probe (Veris 216 Technologies, inc., Salina, KS, USA).

Les données des CPS ont permis d'obtenir des mesures continues et géoréférencées des propriétés suivantes (article, Chapitre 2):

1. Mesures superficielles de la CEa mesurées avec le Veris à 0-0,3 m.
2. Mesures profondes de la CEa mesurées avec le Veris à 0-1,0 m.
3. Mesures en mode dipôle perpendiculaire du sol de la CEa mesurées avec le Dualem à 0-0,4 m.
4. Mesures en mode dipôle perpendiculaire de la CEa mesurées avec le Dualem à 0-0,9 m.
5. Mesures en mode dipôle vertical de la CEa mesurées avec le Dualem à 0-1,4 m.
6. Mesures en mode dipôle vertical de la CEa mesurées avec le Dualem à 0-3,1 m.
7. Épaisseur de la couche de surface de sol dérivée des données GPR.
8. Épaisseur de la couche de sous-surface dérivée des données GPR.
9. Profondeur du roc dérivée des données GPR.

3.3 Analyses statistiques et géostatistiques

Plusieurs études axées sur la délimitation de ZA à l'aide de la détection proximale de sol utilisent une méthode similaire à celle présentée par Cambouris *et al.* (2006). Cette méthode a été adaptée aux sites de la présente étude, en utilisant d'autres types de CPS pour la délimitation des ZA. L'objectif étant de comparer l'efficacité des différents CPS pour délimiter des ZA. Dans le cadre de ce projet, une approche intégrée des analyses statistiques a été appliquée sur les données de propriétés physicochimiques de sol, les rendements en tubercule et les mesures obtenues des CPS (article, Chapitre 2). Afin de caractériser la variabilité spatiale des propriétés

physicochimiques des sols, du rendement en tubercule et des CPS, le module d'analyses géostatistique ArcGIS 9.3.1 (ESRI, Redlands, CA, États-Unis) a été utilisé pour effectuer tous les calculs géostatistiques et la validation des modèles. L'analyse de structure spatiale des différentes propriétés et les ajustements des paramètres des semivariogrammes pour chaque modèle théorique ont été évalués en détail dans l'article (article, Chapitre 3).

Afin de déterminer s'il existe une relation entre les CPS et les propriétés physicochimiques des sols et du rendement, les coefficients de corrélation de Pearson (r) et leur niveau de signification ont été calculés en utilisant différentes fonctions statistiques disponibles sur Matlab 8.3 (Mathworks, 2014a). Par la suite, pour délimiter les ZA à partir des données des CPS, l'algorithme de regroupement fuzzy k-means sans contrainte de proximité spatiale a été appliqué à l'aide du logiciel FuzME (Australian Centre for Precision Agriculture, 2002). Les ensembles de données des capteurs proximaux ont été utilisés pour délimiter des ZA. Le ZA devrait produire des groupes homogènes minimisant la variabilité intragroupe et maximisant la variabilité intergroupe (Tripathi *et al.*, 2015). Comme décrit par Cambouris *et al.* (2006), la décroissance de la variance a été adoptée (article, Chapitre 3) pour déterminer le nombre optimal de ZA dans les sites à l'étude. L'analyse de variance (ANOVA) et une analyse comparative multiple (Multcompare statistical analysis, Matlab) ont été effectuées pour déterminer si les ZA étaient significativement différents ($p \leq 0,05$). Puisque l'analyse de la variance représente un test paramétrique, la normalité de la distribution de l'erreur expérimentale a préalablement été testée par une analyse graphique des résidus de boîte à moustaches et diagramme de probabilité normale ainsi que par le test Kolmogorov-Smirnov sur Matlab.

4 RÉSULTATS ET DISCUSSION

4.1 Structures spatiales et relations entre les capteurs proximaux du sol, les propriétés physicochimiques du sol et le rendement en tubercule

Les analyses statistiques ont révélé une plus grande pédodiversité du champ SVP par rapport au champ SVS, dont la variabilité pédologique était plus uniforme. Les analyses géostatistiques ont démontré qu'en général les propriétés physicochimiques du sol, le rendement en tubercule ainsi que les paramètres mesurés avec les capteurs proximaux présentaient une structure spatiale permettant ainsi de délimiter les champs à l'étude en zone de gestion plus homogène. L'analyse de corrélation a aussi permis d'établir certaines relations significatives avec les mesures acquises par les capteurs proximaux. En effet, les mesures de CEa acquises avec le Veris et le Dualem étaient significativement corrélées avec plusieurs propriétés de sol et le rendement en tubercule. Les relations étaient plus élevées entre la CEa et les propriétés physiques pour le champ présentant une pédodiversité élevée (SVP) par rapport au champ présentant une pédodiversité plus faible (SVS). En effet, les corrélations entre la CEa étaient toutes significatives et plus élevées avec les propriétés texturales ($r \geq 0,68$) pour le champ SVP contrairement au champ SVS dont les corrélations n'étaient pas toutes significatives et plus faible à ($r < 0,41$). Les relations entre les mesures de CEa et les rendements en tubercule de 2013, 2014 et 2016 étaient aussi significatives pour le champ SVP alors qu'elles ne l'étaient pas pour le champ SVS (article, Chapitre 3). En ce qui concerne le GPR, la majorité des paramètres dérivés de cet appareil n'était pas significativement corrélés avec les propriétés physicochimiques du sol et le rendement du tubercule dans les champs étudiés. Une analyse plus approfondie a été résumée dans l'article (article, Chapitre 3).

À la lumière des résultats obtenus, il est clair que les appareils Veris et Dualem permettent de mieux caractériser les sols des champs qui présentent une pédodiversité plus élevée. Une pédodiversité élevée révèle aussi une meilleure structure spatiale et donc un potentiel plus élevé pour utiliser l'approche de gestion localisée.

4.2 Détermination du nombre optimum de zones d'aménagement

Pour les deux champs à l'étude, l'algorithme fuzzy K-means a été utilisé pour subdiviser les champs de deux à cinq zones pour chacun des capteurs proximaux en utilisant l'ensemble des

paramètres de chacun des capteurs. Par la suite, pour déterminer le nombre optimal de zones d'aménagement l'analyse de décroissance de la variance a été utilisée. L'analyse a permis d'établir que dans le cas des deux champs et pour les trois capteurs utilisés, deux zones étaient optimales. Les résultats de l'analyse de décroissance de la variance pour les propriétés de sol et le rendement étaient similaires. La réduction totale de la variance intrazone pour deux ZA était de 70% pour le champ SVP et de 40% pour le champ SVS. Les deux ZA obtenus ont révélé un patron spatial similaire dans le cas des capteurs de mesures de CEa pour le champ SVP, alors qu'ils étaient différents pour le champ SVS. Les ZA délimités par le Veris et le Dualem permettaient une gestion simple alors que les ZA délimités par le GPR étaient complexes et une gestion localisée n'était pas pratique dans un cadre agricole (article, Chapitre 3.6).

En plus, les trois années de rendements des deux zones délimitées avec le Veris et le Dualem étaient statistiquement différentes pour le champ SVP alors que seul le Dualem a permis d'obtenir des différences significatives pour le champ SVS. Les propriétés physiques étaient significativement différentes pour le champ SVP tandis qu'ils ne l'étaient pas pour le champ SVS, lorsque subdivisé avec les capteurs Veris et Dualem, révélant une fois de plus l'influence du facteur pédodiversité (Tableau 4.1). Pour les zones délimitées par le GPR les zones ne présentaient pas de différences significatives pour la majorité des propriétés physicochimiques de même que pour le rendement, et ce pour les deux champs.

Tableau 4.1 ANOVA pour les champs SVP et SVS

Number of MZ	Unit	PSS	SVP		SVS	
			MZ1	MZ2	MZ1	MZ2
Tuber yield measured by yield monitor						
Yield ₂₀₁₃	Mg ha ⁻¹	Veris	31.9	b	41.2	a
		Dualem	31.4	b	41.5	a
		GPR	39.4	a	39.9	a
Yield ₂₀₁₄	Mg ha ⁻¹	Veris	30.5	b	37.4	a
		Dualem	30.0	b	37.6	a
		GPR	37.5	a	34.8	a
Yield ₂₀₁₆	Mg ha ⁻¹	Veris	30.9	b	35.0	a
		Dualem	30.5	b	35.1	a
		GPR	34.3	a	34.2	a
Altitude (DGPS)						
Altitude	m	Veris	215.5	b	216.5	a
		Dualem	215.4	b	216.6	a
		GPR	216.1	a	216.6	a
Soil particle size						
Clay	g kg ⁻¹	Veris	191	a	142	b
		Dualem	189	a	141	b
		GPR	151	a	152	a
Sand	g kg ⁻¹	Veris	248	b	363	a
		Dualem	250	b	366	a
		GPR	345	a	334	b
Gravel	g kg ⁻¹	Veris	158	b	254	a
		Dualem	171	b	253	a
		GPR	239	a	236	a
Soil moisture	%	Veris	28.5	a	23.5	b
		Dualem	28.5	a	23.4	b
		GPR	24.3	a	24.4	a
S.O.M.	%	Veris	3.3	a	3.1	a
		Dualem	3.4	a	3.1	b
		GPR	3.2	a	3.1	a
Total N	%	Veris	0.2	a	0.1	a
		Dualem	0.2	a	0.1	b
		GPR	0.1	a	0.2	a
pH _{eau}		Veris	5.9	a	5.8	a
		Dualem	5.9	a	5.8	b
		GPR	5.7	a	5.8	a
Mehlich-3 extractable elements (0-15 cm)						
P	mg kg ⁻¹	Veris	188	b	249	a
		Dualem	186	b	250	a
		GPR	239	a	237	a
K	mg kg ⁻¹	Veris	195	a	181	a
		Dualem	194	a	181	a
		GPR	181	a	185	a
Ca	mg kg ⁻¹	Veris	956	a	778	b
		Dualem	964	a	773	b
		GPR	782	a	837	a
Mg	mg kg ⁻¹	Veris	148	a	109	b
		Dualem	149	a	108	b
		GPR	112	a	120	a
Al	mg kg ⁻¹	Veris	1681	b	1842	a
		Dualem	1681	b	1845	a
		GPR	1812	a	1816	a

4.3 Application pratique de la gestion localisée

L'utilisation des capteurs Veris et Dualem a été la plus recommandée pour la délimitation des ZA dans le cadre de cette étude. Ces capteurs ont permis de délimiter des ZA qui caractérisant les propriétés physicochimiques du sol et le rendement des cultures, principalement dans le champ à pédodiversité élevée, soit le champ SVP. Pour ce champ, la ZA avec les valeurs de CEa les plus élevées était caractérisée par un sol plus humide, une texture de sol plus fine et un rendement en tubercule plus faible. Cette ZA à rendement plus faible, pourrait être gérée avec un drainage ou un nivellement spécifique afin de réduire la plus grande quantité d'eau présente dans cette partie du champ SVP. Cet aménagement pourrait permettre d'augmenter le potentiel de rendement en tubercules dans cette zone. La gestion localisée de ce champ témoigne l'importance d'une méthode adaptée pour la gestion et le suivi temporel des champs agricoles.

Les résultats pour le GPR ont été les moins performants (article, Chapitre 3.6). Contrairement aux capteurs de la CEa, le GPR n'a pas produit de zones homogènes (ZA spatialement complexes) pour les deux champs et les résultats du GPR n'étaient pas significativement différents, en grande partie dû à la distribution spatiale en tranches des données interpolées. Ces résultats peuvent s'expliquer par une densité d'échantillonnage élevée du GPR dans la direction des profils. Des traitements supplémentaires de lissage des données de départ pourraient être adoptés améliorant les données pour de futures recherches ainsi comme la densification de profils d'échantillonnage en direction perpendiculaire. D'autres études seraient nécessaires afin d'investiguer les méthodes de traitements et la façon de dériver les variables du GPR. Une méthodologie différente serait peut-être plus appropriée pour détecter la variabilité spatiale des propriétés de sol dans une culture de pomme de terre.

5 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'objectif du projet était d'étudier et de comparer différents CPS pour la délimitation de ZA dans des champs de culture de pomme de terre au Nouveau-Brunswick. Afin d'atteindre cet objectif, trois capteurs proximaux de sol ont été utilisés soit le Veris, le Dualem et le GPR dans deux champs agricoles. Le premier objectif consistait à caractériser la variabilité spatiale des propriétés physicochimiques des sols. Parmi les deux sites étudiés, le champ SVP a révélé une variabilité plus élevée que le site SVS. Ces résultats peuvent s'expliquer par une pédodiversité différente entre les deux champs. Le champ SVP ayant une pédodiversité plus élevée que le champ SVS. Le deuxième objectif visait à étudier la capacité des capteurs proximaux du sol en évaluant leur variabilité spatiale, leur niveau de corrélation avec les propriétés physicochimiques des sols et du rendement. De plus, délimiter les ZA à partir des mesures dérivées des CPS et valider leur niveau d'homogénéité et déterminer si celles-ci ont été significativement différentes. À ce niveau, les paramètres du Veris et du Dualem se sont révélés, les plus significativement et fortement corrélés avec les propriétés physicochimiques de sol et du rendement. Deux ZA obtenus à partir de ces capteurs se sont avérés optimaux selon l'analyse de décroissance de la variance et les deux zones se sont révélées significativement différentes (ANOVA).

Au contraire, le GPR n'a pas produit de zones homogènes (ZA spatialement complexe) pour les deux champs et les résultats du GPR n'étaient pas significativement différents. La densité d'échantillonnage élevée du GPR par rapport aux autres CPS (plus de 200 000 échantillons) pourrait être mise en cause. Ces résultats peuvent s'expliquer par une densité d'échantillonnage élevée du GPR dans la direction de chacun des profils et un faible échantillonnage entre eux. À ce sujet, des traitements complémentaires de lissage et filtrage des données GPR de départ et une densification de profils d'échantillonnage en direction perpendiculaire pourraient être adoptés. Ceci pourrait contribuer dans l'amélioration des interpolations des épaisseurs de la couche de sol dérivées du GPR, ce qui les rendrait plus adaptées dans la délimitation des ZA.

L'avènement de nouveaux outils et technologies apporte de nouvelles approches pour améliorer la gestion en agriculture. Il existe un potentiel important des capteurs actifs proximaux du sol pour délimiter des ZA pour améliorer davantage l'efficacité, l'économie et les systèmes de production des cultures.

PARTIE 2 : ARTICLE

AVANT-PROPOS

L'article sera soumis pour une publication dans la revue Canadian Journal of Soil Science. Cette revue est publiée par la Société Canadienne en Science du Sol.

Felipe Vargas :

- Définition du sujet et des objectifs
- Développement de la méthodologie
- Analyse statistique des données et interprétation des résultats
- Écriture et révision de l'article

Athyna Cambouris

- Aide à la définition du sujet et des objectifs
- Aide au développement de la méthodologie
- Aide à l'interprétation des résultats
- Révision de l'article

Karem Chokmani :

- Aide à la définition du sujet et des objectifs
- Aide au développement de la méthodologie
- Aide à l'interprétation des résultats

RÉSUMÉ

La délimitation de zones d'aménagement ZA dans des champs agricoles peut être utilisée comme base dans la gestion spécifique des intrants, ceci offre une alternative efficace à l'application uniforme et à taux variable. Cette étude a évalué l'efficacité de trois capteurs proximaux de sol (CPS) pour délimiter ZA dans des champs commerciaux de pommes de terre (*Solanum tuberosum L.*) de 21 et 18 ha situés à Saint-André et Centreville (N.-B.), désignés comme les champs SVP et SVS. Les capteurs proximaux du sol de modélisé VERIS (modélisé MSP3) et Dualem (modélisé 21S) ont été utilisés pour la mesure de la conductivité électrique apparente du sol pendant l'automne 2015. Le géoradar (GPR, modèle GSSI SIR-3000, antenne 400 MHz, 30 sec-1 scan) a été utilisé pour dériver l'épaisseur des couches de sol à partir le contraste diélectrique de surfaces en février 2016. Les données CPS ont été utilisées pour stratifier les champs en ZA en utilisant un algorithme de regroupement fuzzy k-means non supervisés. Des échantillons de sol (0-0,15 m) recueillis à partir de 154 (SVP) et 141 (SVS) points d'échantillonnage géoréférence ont été analysés pour les propriétés physicochimiques (matière organique, pH, éléments extractibles de Mehlich-3). L'analyse granulométrique du sol a été effectuée pour 41 et 37 échantillons de sol. Les rendements des tubercules ont été mesurés en utilisant un moniteur de rendements en 2013 (champs SVP, SVS), 2014 et 2016. Le champ SVP a montré une pédodiversité plus élevée que le champ SVS. Dans le site SVP, le Veris et le Dualem étaient efficaces, tandis que le Dualem était plus performant que le Veris dans la délimitation de ZA dans le champ SVS. Le GPR n'était pas efficace pour délimiteur ZA dans les deux champs. Les deux ZA délimités avec l'ECa ont montré des différences significatives dans les propriétés physicochimiques du sol et la productivité du rendement des tubercules pour les deux champs. Des différences significatives dans le rendement de la pomme de terre (7,1 Mg ha⁻¹) ont été attribuées à la texture (argile : 141 g kg⁻¹ vs 189 g kg⁻¹) et à l'humidité du sol (23,5% vs 28,5%) dans le champ SVP. Dans le site SVS, le patron de rendement des tubercules n'était pas similaire avec les propriétés psychochimiques du sol. Ceci est probablement lié à la plus faible variabilité spatiale du champ. Les capteurs ECa du sol pourraient être utilisés pour délimiter des ZA efficaces afin de gérer la variabilité du rendement. La performance de la méthode proposée est prometteuse dans la production de pommes de terre au Nouveau-Brunswick, particulièrement lorsque le champ présente un niveau élevé de pédodiversité.

ABSTRACT

Subdividing agricultural fields into soil management zones MZ with relatively homogeneous soil properties and yield potential can be used as the basis of site-specific nutrient management, and offers an effective alternative to uniform and variable rate applications. This study evaluated the efficiency of three proximal soil sensors (PSS) to delineate MZ in a 21-ha and 18-ha commercial potato (*Solanum tuberosum L.*) fields located in Saint-André and Centreville (NB) referred as SVP and SVS, respectively. The Veris (model MSP3) and Dualem (model 21S) were utilized for the measurement of the soil electrical conductivity in fall of 2015. Ground penetrating radar (GPR system; GSSI SIR-3000 model; 400 MHz antenna; 30 sec-1 scan) was utilized for the measurement of the soil dielectric constant in February 2016. The PSS data were used to stratify the fields into MZ using an unsupervised fuzzy k-means clustering algorithm. Soil samples (0-0.15 m) collected from 154 (SVP) and 141 (SVS) georeferenced sampling points were analyzed for physicochemical properties (S.O.M, pH, Mehlich-3 extractable elements). The soil particle size analysis was completed only on 41 and 37 soil samples. Tuber yields were measured using a yield monitor in 2013 (SVP field only), 2014, and 2016. The SVP field showed higher pedodiversity than the SVS field. In SVP field the Veris and the Dualem were both effective while the Dualem performed better than the Veris in delineating MZ in the SVS field. The GPR was not effective in delineating MZ in both fields. The two MZ delineated with the soil EC showed significant differences in soil physicochemical properties and tuber yield productivity for both fields. Significant differences in potato yield (7.1 Mg ha⁻¹) were attributed to texture (clay: 141 g kg⁻¹ vs 189 g kg⁻¹) and soil moisture (23.5% vs 28.5%) in the SVP field. In the SVS field, tuber yield pattern wasn't similar over time and soil psychochemical properties behaviour was not the same if the field was delineated with the Veris or the Dualem. This is probably related to lowest spatial variability of the field. Soil EC sensors could be used to delineate efficient MZ to manage yield variability. The performance of the proposed method is promising in potato production in New Brunswick especially when the field shows high pedodiversity level.

DELINEATED MANAGEMENT ZONES WITH THREE PROXIMAL SOIL SENSORS TO EXPLAIN SOIL SPATIAL VARIABILITY IN TWO POTATO FIELDS

F. Vargas^{1,2}, A.N. Cambouris^{2*}, K. Chokmani¹, I. Perron², B.J. Zebarth³, A. Biswas⁴ and V.

Adamchuck⁵

¹Institut national de la recherche scientifique, Centre – Eau Terre Environnement, 490, rue de la Couronne, Quebec City, Quebec, Canada, G1K 9A9

²Agriculture and Agri-Food Canada, Quebec Research and Development Centre, 2560 Hochelaga Boulevard, Quebec City, Quebec, Canada, G1V2J3

³Agriculture and Agri-Food Canada, Fredericton Research and Development Centre, 850 Lincoln Road, Fredericton, New Brunswick, Canada, E3B 4Z7

⁴University of Guelph, School of Environmental Sciences, 50 Stone Road East, Guelph, Ontario, Canada, N1G 2W1

⁵McGill University, Department of Bioresource Engineering, 21111 Lakeshore Road, Ste-Anne-de-Bellevue, Quebec, Canada, H9X 3V9

*Corresponding author: Athyna.Cambouris@agr.gc.ca

1 INTRODUCTION

Currently, the spatiotemporal variability of soil and crop properties is recognized by all agricultural stakeholders as the cornerstone of precision agriculture (PA). The main goals of this approach consisted in increasing profitability of crop production, improving product quality, and protecting the environment (Adamchuk *et al.*, 2004). Recent technological advances in PA have made it possible to identify, analyze and manage soil variability at field scale. The adoption, rapid development and price democratization of precision farming technologies (e.g. GPS, yield monitors, automatic guidance of farm machinery and variable rate application technologies, soil and crop proximal sensors) help farmers to create maps of intra-field soil and crop variations. These maps will be taken into account for their managing strategies (Dampney *et al.*, 2004). Despite the importance of within-field soil variability, the conventional practice consists in managing fields uniformly without taking the spatial variation of soil and crop into consideration. This can impact yield quality and productivity, natural resources as well as environmental protection (Corwin *et al.*, 2010). The management zone MZ approach is used to improve decision-making for the management of soil and crop variability, including soil fertility, plant-available water and crop yield (Mulla, 1989). This approach requires the identification of subfield regions with homogeneous characteristics (Peralta *et al.*, 2013), to determine how best to act at subfield regions of similar production potential (Moral *et al.*, 2011).

This agricultural concept is based on the existence of within-field spatial structured soil and crop variability (Cambouris *et al.*, 2006). Khosla *et al.* (2002) showed that using MZ approach to manage nitrogen fertilizer in a corn (*Zea mays L.*) field gave better result than managing the field following the conventional approach. In this context, each zone can be managed differently based upon the limiting factor of that zone (Khosla *et al.*, 2010). Corwin and Lesch (2010) found that MZ was a way of controlling the spatial variation of various factors (*i.e.* soil, climate, management, pests and crops) that affect variation in crop yield. In previous studies, Cambouris *et al.* (2006, 2014) showed that MZ is a promising approach to fertilization management in intensive potato production (*Solanum tuberosum L.*) in the province of Quebec. The high cost of inputs, the sensitivity of potato tuber yield and quality to crop management and environmental conditions have prompted producers to assess the potential to vary inputs within fields during the growing season to produce higher yield (Allaire *et al.*, 2014, Morier *et al.*, 2015).

However, identifying spatial variations in soil properties within a field is currently a challenge in agriculture. The determination of subfield areas is difficult because of complex correlations and

the spatial variability of soil properties and nutrient concentrations, responsible of variations in crop yields within the field (Peralta *et al.*, 2013). Furthermore, the inability to obtain soil characteristics rapidly and inexpensively remains one of the biggest limitations of PA (Adamchuk *et al.*, 2004). Intensive soil sampling is time-consuming and costly (Shaner *et al.*, 2008). In addition, Toy *et al.* (2010) reported that these invasive methods are limited to point measurements. The conventional soil sampling methods (Khiari, 2014) are not efficient from a MZ management perspective. Tripathi *et al.* (2015) found that efficient, cost effective and easy to use tools are needed for site-specific management of soils to achieve an equilibrium between maximizing crop productivity over a long period of time while minimizing environmental impacts from agrochemical pollutants (Corwin *et al.*, 2005). There are many approaches to delineate MZ: detailed soil survey maps (>1: 10000), yield maps, intensive soil sampling, remotely sensed images so as proximal sensors (Cambouris *et al.*, 2006). They all can be used to characterize the spatial variation of soil properties that affect crop yield (Corwin *et al.*, 2010). The use and development of proximal soil sensors that are able to quickly acquire high density of data on a continuous basis are essential for the delineation of MZ.

Commercially available, a variety of proximal soil sensors (PSS) coupled with GPS is used to directly or indirectly measure soil properties. The PSS rely on electrical, electromagnetic, optical, radiometric, mechanical, acoustic, pneumatic, and electrochemical measurement concepts (Adamchuk *et al.*, 2015). According to Sudduth *et al.* (2001) commercial sensors based on electromagnetic induction are the most commonly used in agriculture. Electromagnetic induction provides efficient responses that are used to develop the dense datasets needed to map within-field spatial variability. Soil electrical conductivity (EC) measured by electromagnetic induction is temporally stable data and highly related to inherent soil properties (Cambouris *et al.*, 2006). Effectively, Sudduth *et al.* (2003), established that soil EC was related to numerous soil physical and chemical properties, such as texture, organic matter, soil moisture, salinity, pH, C, N, P, K, Ca, Mg, and Al contents. McBride *et al.* (1990) demonstrated that soil EC was strongly correlated to exchangeable Ca, as well as exchangeable Mg, and cation exchange capacity. Williams and Hoey (1987) showed that soil EC values can be interpreted both in terms of the average salt or clay content. Electromagnetic induction is reliable to measure total soil water in soil (Sheets *et al.*, 1995). However, these relationships varied considerably across locations and time (Mueller *et al.*, 2003). According to previous studies, soil EC maps provide the availability to monitor spatiotemporal changes of soil properties that potentially influence crop production (Corwin *et al.*, 2003). In addition, soil EC maps can provide information about the key factors influencing changes in nutrient concentrations to establish nutrient MZ (Heiniger *et al.*, 2003).

Several studies have shown the effectiveness of electrical and electromagnetic sensors for delineating MZ. Cambouris *et al.* (2014) used MZ in potato production to manage P, K and N fertilizer. Peralta *et al.* (2015) delimited MZ to improve nutrient management of wheat. In this research, yield measurements were recorded (using yield monitor and DGPS) and the interaction effect was significant in most fields. Electrical and electromagnetic sensors provide input information that has been used to divide plots into distinct zones, as an example by distinguishing different soil texture at field scale (Adamchuk *et al.*, 2015).

A high frequency EM approach, ground-penetrating radar (GPR), is used to delineate the depth of soil and rock layers (Xu *et al.*, 2014). In fact, the GPR is useful to estimate, map and interpret the depth, thickness and conditions of soil horizons and geologic layers through vertical profiles (Davis *et al.*, 2002). This is an advantage in contrast to the electromagnetic induction (Dampney *et al.*, 2004). Soil horizon thickness influences various soil functionality, including root development and water-holding capacity; therefore, frequently affects the crop yield shallow, soils limit root growth (Dancette, 1983, Power *et al.*, 1981, Reynolds *et al.*, 2000). Recent advancements in GPR technology showed promise in characterizing spatial dynamics of soil profiles (Adamchuk *et al.*, 2015). The delimitation of soil horizons is made from the relative contrasting amplitude of the GPR waveforms. The GPR is also an alternative to conventional methods such as digging a soil profile, manual measurements, sample analysis and even observation by eye (Xu *et al.*, 2014). Acquiring GPR data provide more intensive measurements than a soil profile characterization. However, the GPR sensing is a complex technique and is not currently developed for practical use in agriculture (Xu *et al.*, 2014). The potential of GPR is limited by the nature of the soil material in a field (Dampney *et al.*, 2004). On clayey soils, clay attenuates the electromagnetic waves, preventing the signal from penetrating the soil layers; it is usually difficult to obtain any readings. On sandy soils, when the moisture content is important it becomes difficult to predict electromagnetic properties of soils with any degree of certainty (Thomas *et al.*, 2006). The detection and the interpretation of the soil layer is complex and requires an experienced operator to analyze the multiple reflections and high attenuations of the electromagnetic waves (Xu *et al.*, 2014). The GPR is a proximal sensor that can be used to map soil attributes of importance for agriculture and natural resource management (Adamchuk *et al.*, 2015). However, there are only few works concerning the use of GPR in MZ's delineation.

New tools and technologies bring new opportunity to improve management in agriculture. With the advent of new technologies and a suite of active proximal sensors to delineate MZ there is a tremendous potential to improve further the efficiency, economy and overall crop production

systems (Khosla *et al.*, 2010). The aim of this study was to compare PSS to characterize and map soil spatial variability and therefore to delineate soil MZ in intensive potato production in New Brunswick.

2 MATERIALS AND METHODS

2.1 Experimental Site

The study was conducted in two commercial fields under intensive potato production located in Saint-André (referred as SVP: 47.06'N; 67.48'W) and Centreville (referred as SVS, 46.23'N; 67.43'W), New Brunswick, Canada. The SVP field area was 21 ha while SVS field was 18 ha. The mean annual air temperature is 4.4°C and 7.0°C, and the mean annual rainfall rates are 1099 mm and 966 mm at the SVP and SVS fields, respectively (Environment Canada, 2016). The 30-years average precipitations during the period of crop growth are 640 mm and 600 mm at the SVP and SVS fields, respectively.

The SVP field soils are classified as Holmesville (Orthic Ferro-Humic Podzol), Undine (Orthic Humo-Ferric Podzol), Johnville (Gleyed Humo-Ferric Podzol) and Siegas (Brunisolic Gray Luvisol), which are good to poorly drained, sandy loam to clay loam of glacial till origin (Figure 2.1a) (Langmaid, 1980). The SVS field soils belonged to two soil series, namely Caribou (Podzolic Gray Luvisol) and Carleton (Orthic Humo-Ferric Podzol), which are moderately well drained, loam to silt loam of glacial till origin (Figure 2.1b) (Fahmy, 2001). Both sites are gravelly, from 15% to 35% of gravels. According to Milburn *et al.* (1989) soil depths varied from 0.30-0.65 m for all soil series, except for Caribou soil series which depth varied from 0.65-1.00 m. The topography of SVP site varied from 0.5% to 5.0% while SVS site varied from 0.5% to 9.0%. The SVP field showed highest pedodiversity than the SVS site.

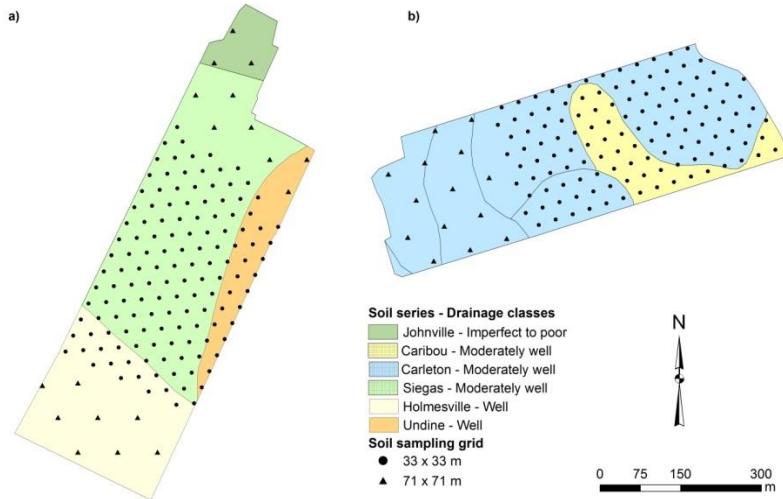


Figure 2.1 Soil series, drainage classes and sampling grid at the a) SVP and b) SVS fields.

The fields were planted with Russet Burbank cultivar. The planting dates were 10 May 2013, 15 May 2014 and 20 May 2016 for the SVP field while on 30 May 2014, 21 May 2016 for the SVS field. Crop management and fertilization followed accepted New Brunswick potato industry standards (Bernard *et al.*, 2001). Weed, insect and disease pests were controlled using normal grower practices. The experimental fields were mechanically harvested on 29 September 2013, 19 September 2014, 2 October 2016 for the SVP field and on 10 October 2014 and 9 October 2016 for the SVS field. Additionally, tubers were harvested by hand on 12 and 13 September 2016 for SVP and SVS fields, respectively.

2.2 Soil Sampling and Analyses

The soil sampling was conducted from 21 to 23 September 2015 using a triangular grid design with a sampling interval of 33 m on 12 ha and of 71 m on the rest of the fields (Figure 2.1). The sampling grid was designed with ET Geowizards tool in ArcGis 9.3.1 (ESRI, Redlands, CA, USA). At each soil sampling point a composite of five soils augers was taken inside a 1.5-m-radius. Soil samples (154 samples for SVP field and 141 samples for SVS field) of the soil surface layer (0–0.15 m) collected and georeferenced were analyzed for physicochemical properties (S.O.M, pH, Mehlich-3 extractable elements). The soil particle size analysis was completed only on 41 and 37 soil samples for SVP and SVS fields, respectively. The average soil sampling density was 7 points per hectare for the SVP field and 10 points per hectare for the SVS field. Sampling grid was designed with more than 100 points to perform geostatistical analyses.

Soil samples were air-dried and a subsample oven-dried at 105°C for 24 h to determine gravimetric water content. Air-dried samples were subsequently passed through a 2-mm sieve soil. Soil pH was measured in distilled water with 1:2 soil to solution ratio (Hendershot *et al.*, 2008). Soil particle size distribution was determined using the pipette method (Sheldrick *et al.*, 2008). Soil P, K, Ca, Mg, and Al were extracted with a soil solution ratio of 1:10 using Mehlich-3 solution (Ziadi *et al.*, 2008). The concentration of the Mehlich-3 extracts was determined by inductively-coupled plasma optical emission spectroscopy (ICP-OES; Model, 4300DV, Perkin Elmer, Shelton, CT). Indurated layer depth was determined by the Veris P4000 probe (Veris Technologies, Inc., Salina, KS, USA). Total soil carbon (TOC) was converted into soil organic matter (S.O.M) using the factor 1.54. Total nitrogen (N, mg kg⁻¹) contents of the soil surface layer (0–0.15 m) were measured with an elemental vario MAX CN analyzer (Elementar Analysensysteme GmbH, Hanau, Germany).

2.3 Data Collection using Proximal Soil Sensors

Soil electrical conductivity (EC) measurements were collected during the fall of 2015 for all sensors. The Veris mapping unit (Veris-MSP3, Veris Technologies, Inc., Salina, KS, USA), contact-type sensor, has six coulter electrodes mounted on a platform that is pulled by a tractor (Katsigiannis *et al.*, 2016). The system simultaneously investigates soil at two depths, 0-0.3 m (EC0-0.3m) and 0-1.0 m (EC0-1m) (Kweon, 2012). The Veris is a highly commercial mobile system for measuring EC using the principles of ER (Corwin *et al.*, 2005). The Veris is configured in a continuous-recording towed-electrode array ER systems configured in a modified Wenner array and programmed to simultaneously map EC (Adamchuk *et al.*, 2015). The EC module measures EC values directly using rolling coulters inserted into the soil. Data were collected on parallel transects spaced approximately 10 m apart on 1-s intervals, corresponding to a measurement every 2 to 3 m. Data density was about 400 points per hectare. Global positioning system (Garmin 17x HVS; Garmin International, Olathe, Kansas, USA) provided spatial coordinates for each soil EC measurement according to the NMEA 0183 protocol. Outliers resulting from instruments reading errors were excluded (the mean plus or minus two standard deviations).

Soil EC was also measured by the Dualem-21S (Dualem, Inc., Milton, ON, Canada). The Dualem-21S (Dualem) sensor uses a contactless electromagnetic induction system (Saey *et al.*, 2009) in a georeferencing mobile version (internal WAAS-enabled GPS receiver) pulled with pickup truck. The Dualem was operated at a height of 0.1 m above the soil surface because of the sled

configuration. As the Veris data, the Dualem data were collected on parallel transects spaced approximately 10 m apart on 1-s intervals, corresponding to a measurement every 2 to 3 m. Data density was about 375 points per hectare.

The receiver coils are oriented in a perpendicular (PRP) geometry that generates a shallower reading or in a horizontal co-planar (HCP) geometry that giving the deeper readings. Each transmitter-receiver combination provides integrated soil EC values for the corresponding explored soil volumes (Simpson *et al.*, 2009). The sensor recorded simultaneously the data from four soil layers: 0-0.5 m, 0-1.0 m, 0-1.5 m and 0-3.2 m for Dualem. Given the height of the sled (0.10 m) and assuming that the EC of the air is zero, the soil EC readings were effectively made from the top 0-0.4 m, 0-0.9 m, 0-1.4 m and 0-3.1 m.

The ground penetrating radar (GPR) campaign was done in February 2016, using GSSI model SIR-3000 (Geophysical Survey Systems, Inc., Nashua, NH, USA) with a 400 MHz antenna attached to a receiver and a DGPS receiver with submeter accuracy (Novatel GPS, GTR-G2 antenna L1/L2). Data were collected (30 scan sec^{-1}) on parallel transects approximately 10-m apart and the density about 20 500 points per hectare. The dielectric contrast of the GPR was adjusted using the maximum depth penetration of the Veris P4000 probe (Veris Technologies Inc., Salina, Kansas) at 41 and 37 sampling sites in the SVP and SVS fields, respectively. A field-specific GPR calibration was completed using the signal of a metallic plate installed at a depth of 0.75 m in the soil.

The GPR data was post-processed with RADAN 7 software (Geophysical Survey Systems, Inc., Nashua, NH, USA). The treatment was performed using processing tool bar, removing noise from data and improving data interpretation using the adjustment of the zero time, horizontal filters such as background removal and stacking and vertical low pass filter to eliminate high frequency noise (Kim *et al.*, 2007). Manual adjustment of the gain has been made to improve the visualization of profiles. The soil layer thickness was assessed using the 2D interactive module in the conversion of time-depth for reflection profiles. To interpret the depth to an interface, the velocity of the electromagnetic wave through the soil must be determined or ground-truth measurements of the interface depth must be obtained (Adamchuk *et al.*, 2015). Using the ground truth tool (2D interactive module), it was possible to individually adjust depth of picks based on a true measured depth. As depths were entered (Veris p4000), this module allowed us to computed an approximate dielectric constant for each field. In this way, the depth of the interfaces was adjusted by converting the GPR data from time to depth. The approximate dielectric constant obtained by this method was compared with the manual calibration of the device, obtaining a

similar dielectric constant between both calculations. In both fields, depth to bedrock and two soil layer thicknesses (SLT) referred to SLTsurface and SLTsubsurface limited by rock depth, showed contrasting relative amplitude. The results obtained were stored in lines format DZT and georeferenced with the assembled data file module.

2.4 Tuber Yield

Spatial distributions of tuber yield were measured in 2013, 2014 and 2016 for SVP field and for 2014 and 2016 for SVS field. Two four-row harvesters equipped with yield monitors worked in tandem across each field. A six-row side digger was used which dug six rows and deposited the potatoes between four adjacent rows yet to be harvested was used for SVP field, while a four-row side digger was used for SVS field. Then, SVP potato harvester yield monitor picked up simultaneously 15 m (16 rows x 0.914 m) while SVS picked up 11 m (12 rows x 0.914 m). The yield monitor install on the potato harvesters were the RiteYield system (Greentronics, Elmira, ON, Canada) for both sites. The tractors pulling the potato harvesters were equipped with RTK GPS systems (Trimble Navigation, inc.) which were supplying the GPS signal to the Trimble FmX potato yield monitor data unit. Yield monitors were calibrated once against weighed truckloads of tubers at the beginning of the harvest season, and then the yield monitor load cells were re-zeroed each morning.

To validate the delineated MZ, tubers were harvested by hand on two 3 m-rows in each field at 50 sampling location to determine the total (TY) and marketable yield (MY). In each MZ, sampling points were determined in a random grid with a density of at least two points per hectare.

2.5 Statistical and Geostatistical Analysis

Descriptive statistics were carried out with the MATLAB® 8.3 software (Mathworks, 2014b). According to the chi-square goodness-of-fit test the non-normal distributed data were transformed using logarithmic or Box-Cox to stabilize the variance. The Pearson correlation coefficient (r) between the PSS, tuber yield, altitude and physicochemical soil property was conducted using Matlab's corr function. A 5-m buffer around the sampling points was established to perform the correlation. One-way analysis of variance (ANOVA) and Multcompare statistical analysis were performed to determine significantly statistical difference ($\rho \leq 0.05$) between the MZ using Matlab's function. Means separation was done using least significant differences (LSD).

Geostatistical Analyst in ArcGIS 9.3.1 (ESRI, Redlands, CA, USA) was used to perform all the geostatistical computations and model validations. The spatial structure of the different properties was evaluated via isotropic and anisotropic semivariograms. Experimental semivariograms, the main component of kriging, are an effective tool for evaluating spatial variability (Wu *et al.*, 2009). Semivariogram parameters for each theoretical model such as spherical, exponential and Gaussian were generated. The corresponding sill, nugget, and range values of the best-fitting theoretical model were calculated. The nugget variance expressed as a percentage of the total semivariance (Nugget ratio = nugget semivariance/total semivariance) was used to define distinct classes of spatial dependence. Therefore, nugget ratio was used to define for spatial dependency of soil variables. If the ratio was $\leq 25\%$, 25% and 75% , $\geq 75\%$ variables were accepted as strongly, moderately and weakly dependent, respectively (Cambardella *et al.*, 1999). If the slope of the semivariogram was close to zero, regardless of the nugget ratio, the variable was considered to be randomly distributed (Cambardella *et al.*, 1994). After selection of the suitable theoretical model for each dataset and the corresponding semivariogram parameters, spatial variability maps were generated using ordinary kriging. Ordinary kriging was chosen because it limits the imposition of stationarity in the neighborhood. Then, cross-validation procedure leave-one-out was used as a method of validating the kriging predictions.

The proximal sensor datasets were used to delineate the MZ to identify naturally occurring clusters in the data (Chang *et al.*, 2014). The MZ should produce homogeneous groups minimizing the within-group variability while maximizing the among-group variability (Tripathi *et al.*, 2015). A k-means clustering with a non-spatial constraint of proximity was carried out using FuzME software (Australian Centre for Precision Agriculture, 2002). Mahalanobis metric distance, cluster analysis has been used to determine the similarity between two random multidimensional variables taking into account the correlation between the variables. The technique of fuzzy clustering and the application of generalized fuzzy k-means has been described by McBratney and Gruijter (1992). As describe by Cambouris *et al.* (2006), the variance reduction due to zone partitioning (stratified vs simple random sampling) was used as a method to determine the optimal number of MZ in the experimental site.

3 RESULTS AND DISCUSSION

3.1 Explanatory Data Analysis

Spatial variability of some soil properties can affect the distribution of crop productivity (Cambardella *et al.*, 1994). Statistical and geostatistical analysis were carried out to study the dependence and spatial distribution of the soil properties of the SVP and SVS fields. The coefficient of variation (CV) is commonly used for describing and comparing the variability of soil properties (Cambouris *et al.*, 2006). To properly characterize the properties a high sampling density is required when the property has high CV (Nolin *et al.*, 1991). Owing to economic constraints, the commercial sampling density for characterizing soil properties is usually one sample per hectare or more (Cambouris *et al.*, 2006).

Most soil physicochemical properties had similar CV values within the range of 5% to 38% for both fields (Table 3.1). The highest variability (35%-50%) was obtained for soil Mg content, while the lowest variability was observed for Al content and soil pH and the silt content only at the SVS field. Other studies evaluating spatial variation also found lowest variability for the soil pH (Brye, 2006, Cox *et al.*, 2003, Farooque *et al.*, 2012), which may be due in part to the logarithmic scale of pH measurement. The K content variability was different indicating low variability in the SVP field compared to moderate variability in the SVS field. The main difference between the two fields was related to the soil physical properties such as soil particle size, indurated layer depth and soil moisture. The SVP field showed higher variability than the SVS field and could be attributed to the different pedodiversity of the two fields. The soil drainage and texture classes may explain part of this variability. The soil maps confirmed the highest pedodiversity of the SVP field compared to the pedodiversity of the SVS field (Figure 2.1). Some studies evaluating spatial variation found moderate to high CVs of soil properties (Brye, 2006, Cox *et al.*, 2003, Farooque *et al.*, 2012) in New Brunswick. However, our CV values were generally lower.

Table 3.1 Descriptive statistics of the soil physicochemical properties.

	Unit	SVP						SVS					
		n	Mean	Min	Max	STD	CV ^z %	n	Mean	Min	Max	STD	CV%
Soil Particle size													
Clay	g kg ⁻¹	41	151	119	210	25	16	37	161	138	182	10.8	7
Silt	g kg ⁻¹	41	508	382	609	52	10	37	485	443	557	22.4	5
Sand	g kg ⁻¹	41	341	190	483	73	22	37	354	267	409	27.9	8
Gravel	g kg ⁻¹	154	237	73	411	67	28	141	251	146	358	41.8	17
Indurated layer ^y	m	41	0.7	0.3	1.0	0.3	36	37	0.9	0.3	1.0	0.2	19
Soil moisture	%	154	24.4	14.0	36.5	4.0	16	141	24.0	13.1	33.2	2.5	11
S.O.M. ^x	%	154	3.2	1.7	4.3	0.4	11	141	3.5	2.6	6.3	0.5	14
Total N	%	154	0.2	0.1	0.3	0.0	9	141	0.2	0.2	0.4	0.0	11
Soil pH _{water}		154	5.8	5.2	7.2	0.4	7	141	5.8	5.1	6.7	0.3	6
Mehlich-3 extractable elements													
P	mg kg ⁻¹	154	238	68	358	57	24	141	213	88	347	213	24
K	mg kg ⁻¹	154	183	105	336	43	24	141	191	87	439	191	36
Ca	mg kg ⁻¹	154	809	351	1693	260	32	141	1107	565	2458	1107	27
Mg	mg kg ⁻¹	154	116	50	285	44	38	141	167	75	349	167	38
Al	mg kg ⁻¹	154	1814	1439	1999	111	6	141	1582	1172	1768	1582	8

^zCoefficient of variation.

^yDepth to indurated layer measured with the Veris P4000 probe.

^xSoil organic matter.

Table 3.2 Descriptive statistics of the altitude (DGPS), soil electrical conductivity (Veris and Dualem), soil layer thicknesses (GPR) and tuber yield (yield monitor) for the SVP and SVS fields.

Unit	n	SVP					n	SVS					
		Mean	Min	Max	STD	CV ^z %		Mean	Min	Max	STD	CV %	
Altitude (DGSP)^y													
Altitude	m	8737	214.3	205.6	220.9	3.5	2	4992	126.5	117.8	137.1	4.0	3
Soil electrical conductivity measured by the Veris													
EC _{0-0.3m^x}	mS m ⁻¹	9502	1.7	0.3	8.2	1.1	63	7291	2.9	1.1	7.5	0.8	29
EC _{0-1m^w}	mS m ⁻¹	8704	2.5	0.4	18.1	1.7	68	7094	4.0	1.5	8.5	1.1	27
Soil electrical conductivity measured by the Dualem													
PRP _{P0-0.4m^y}	mS m ⁻¹	7857	1.3	0.1	5.6	1.0	75	4671	2.4	0.4	4.9	0.6	25
PRP _{P0-0.9m^u}	mS m ⁻¹	7871	1.9	0.1	7.6	1.3	71	4688	3.3	0.1	6.4	0.8	24
HCP _{V0-1.4m^t}	mS m ⁻¹	7888	5.5	3.7	11.0	1.3	24	4667	5.4	2.7	7.6	0.8	14
HCP _{V0-3.1m^s}	mS m ⁻¹	7890	4.7	2.8	9.8	1.3	27	4697	6.6	3.1	10.8	1.0	16
Soil layer thicknesses from the GPR measurements													
SLT _{Surface^f}	m	228907	0.14	0.05	0.25	0.03	25	244507	0.20	0.08	0.32	0.04	19
SLT _{Substratum^g}	m	207257	0.74	0.20	1.20	0.14	19	238278	0.73	0.19	1.22	0.15	20
Depth to Bedrock	m	225545	0.88	0.50	1.30	0.13	15	245256	0.93	0.49	1.35	0.14	15
Tuber yield measured by yield monitor													
Yield ₂₀₁₃	Mg ha ⁻¹	16482	40.5	6.5	70.0	10.4	26	n.a. ^p	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.
Yield ₂₀₁₄	Mg ha ⁻¹	16586	36.9	3.0	62.5	10.3	28	31722	39.0	0.1	81.4	11.9	32
Yield ₂₀₁₆	Mg ha ⁻¹	14602	34.2	15.7	55.9	7.3	21	27787	41.9	6.3	77.5	9.6	23

^zCoefficient of variation.

^yAltitude measured with a differential global positioning system.

^xShallow measurements of soil EC measured with the Veris at 0-0.3 m.

^wDeep measurements of soil EC measured with the Veris at 0-1.0 m.

^vPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.4 m.

^uPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.9 m.

^tVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-1.4 m.

^sVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-3.1 m.

^fSoil layer thickness surface derived from the GPR data.

^gSoil layer thickness subsurface derived from the GPR data.

^pNot available.

The CVs for all soil EC measurements (Table 3.2) were higher in the SVP field than in the SVS field. These results could be associated to highest pedodiversity within the SVP field, which was attributed to highest variability in soil texture, soil moisture and depth to the indurated layer (Table 3.1). The Dualem perpendicular dipole ($\text{PRP}_{p0-0.4m}$ and $\text{PRP}_{p0-0.9m}$) showed higher variability than the horizontal dipole ($\text{HCP}_{v0-1.4m}$ and $\text{HCP}_{v0-3.1m}$) for both fields. This result suggests that the deeper sensing depth of the signal leads to lower soil EC variability. A main assumption of a model with a two-layered soil and a more uniform soil in clay and moisture in depth (Saey *et al.*, 2009).

The soil layers thickness derived from the GPR showed moderate variability from 15% to 26% in the SVP and SVS fields (Table 3.1). Both fields depth to the bedrock varied between 0.49 m and 1.35 m which is corroborated with Milburn *et al.* (1989) finding. The soils of the studied area are generally shallows due to the presence of bedrock or compact subsoil (0.40–0.60 m) layers (Fahmy, 2001).

The descriptive statistics of the tuber yield (Table 3.2) suggested that tuber yield was moderately variable with CVs ranging from 21% to 28% and 23% to 32% for the SVP and SVS fields, respectively. Tuber yield for the SVP field was 40.5 Mg ha^{-1} in 2013, 36.9 Mg ha^{-1} in 2014 and 34.2 Mg ha^{-1} in 2016. The tuber yield variability at this site may be due to the variations of the precipitation during the period of crop growth. Total precipitation was 1048 mm in 2013, 662 mm in 2014 and 608 mm in 2016 (GNB, 2016). The tuber yield for the SVS field was lower in 2013 than 2016. Total precipitation was 662 mm in 2014 and 608 in 2016 (GNB, 2016).

Higher variability in the fields would have required more samples to achieve good prediction accuracy (Nyiraneza *et al.*, 2011). In this study, the moderate variability on the soil physicochemical properties seems to be promising for mapping these agricultural fields. The CV values are good indicators of variability, but not of its nature (structured or randomized variability) (Cambouris *et al.*, 2006).

3.2 Spatial Variability

Semivariogram analyzes were conducted to study the nature of the variability of the fields under study. Gaussian models for the SVP field or exponential models for the SVS field were the best fit for most of the soil physicochemical properties and altitude (Table 3.3 and Table 3.4). However, the pure nugget models were the best fit for indurated layer depth and K content at the SVP field and clay at the SVS field. The pure nugget effect may be a result of sampling errors, random

inherent variability, or short-range variability. Semivariance ideally increases with distance between sample locations, or lag distance, to a more or less constant value (the sill or total semivariance) at a given separation distance, called the range of spatial dependence (Cambardella *et al.*, 1994). Spatial ranges varied from 45- to 432-m among sampled soil for the fields. The spatial ranges of the soil properties (> 33 m) demonstrated that the grid sampling intensity used to characterize the spatial variability of both fields was appropriate in this study. Most soil property nugget ratio indicated moderate to strong spatial dependence, except for the pure nugget semivariogram models.

Table 3.3 Geostatistical parameters of the soil physicochemical properties for the SVP and SVS fields.

SVP				SVS				
	Model ^z	Nugget ratio ^y , %	Range ^x	R ² _{cv} ^w	Model	Nugget ratio, %	Range	R ² _{cv}
Particle size								
Clay	Gauss	0.2	261	0.83	P.N.	100.0	n.a.	n.a.
Silt	Sph	20.6	176	0.58	Gauss	14.0	159	0.10
Sand	Gauss	15.7	175	0.74	Exp	16.4	152	0.09
Gravel	Sph	33.8	175	0.49	Exp	44.9	232	0.21
Indurated layer ^v	P.N.	100.0	n.a.	n.a.	Exp	44.4	150	0.03
Soil moisture	Gauss	46.4	260	0.54	Exp	10.7	45	0.18
S.O.M. ^u	Sph	54.1	157	0.32	Exp	33.1	237	0.41
Total N	Exp	49.9	447	0.29	Exp	37.0	242	0.38
Soil pH _{water}	Sph	6.1	201	0.61	Exp	41.1	219	0.27
Mehlich-3 extractable elements								
P	Gauss	29.2	294	0.61	Gauss	22.1	284	0.62
K	P.N.	100.0	n.a.	n.a.	Exp	47.4	432	0.26
Ca	Gauss	25.2	150	0.58	Gauss	15.3	265	0.57
Mg	Exp	8.4	332	0.61	Exp	13.8	216	0.53
Al	Exp	33.8	228	0.27	Exp	25.5	241	0.53

^zSemivariogram model: Gauss: gaussian, Sph: spherical, Exp: exponential; P.N.: pure nugget.

^yNugget ratio (%) = (nugget semivariance/total semivariance) × 100.

^xDistance at which a semivariance becomes constant.

^wCoefficient of determination of cross-validation.

^vDepth to indurated layer measured with the Veris P4000 probe.

^uSoil organic matter.

Table 3.4 Geostatistical parameters of altitude (DGPS), soil electrical conductivity (Veris and Dualem), soil layer thicknesses (GPR) and tuber yield (yield monitor) for the SVP and SVS fields.

SVP				SVS				
Model ^z	Nugget ratio ^y , %	Range ^x	R ² _{CV} ^w	Model	Nugget ratio, %	Range	R ² _{CV}	
Altitude (DGSP)^v								
Altitude	Gauss	0.05	472	0.99	Gauss	2	389	0.98
Soil electrical conductivity measured by the Veris								
EC _{0-0.3m^u}	Exp	3.0	57	0.96	Exp	8.9	66	0.80
EC _{0-1m^t}	Exp	8.3	59	0.94	Exp	15.0	95	0.81
Soil electrical conductivity measured by the Dualem								
PRP _{P0-0.4m^s}	Sph	20.8	48	0.93	Sph	33.0	70	0.77
PRP _{P0-0.9m^r}	Sph	19.8	50	0.94	Exp	22.0	150	0.77
HCP _{V0-1.4m^d}	Sph	5.8	154	0.96	Exp	5.0	199	0.95
HCP _{V0-3.1m^p}	Sph	0.7	154	0.98	Sph	1.3	130	0.98
Layer thicknesses properties calculated from the GPR measurement								
SLT _{Surface^o}	Exp	37	27	0.95	Exp	42.5	46	0.68
SLT _{Substratumⁿ}	Gauss	33	13	0.51	Exp	38.8	19	0.62
Depth to Bedrock	Sph	33	18	0.37	Exp	34.6	20	0.61
Tuber yield measured by yield monitor								
Yield ₂₀₁₃	Exp	19.2	39	0.82	n.a. ^m	n.a.	n.a.	n.a.
Yield ₂₀₁₄	Exp	1.2	39	0.92	Exp	27.8	29	0.65
Yield ₂₀₁₆	Exp	11.4	29	0.82	Sph	10.2	13	0.84

^zSemivariogram model: Gauss: gaussien, Sph: spherical, Exp: exponential; P.N.: pure nugget.

^yNugget ratio (%) = (nugget semivariance/total semivariance) × 100.

^xDistance at which a semivariance becomes constant.

^wCoefficient of determination of cross-validation.

^vAltitude measured with a differential global positioning system.

^uShallow measurements of soil EC measured with the Veris at 0-0.3 m.

^tDeep measurements of soil EC measured with the Veris at 0-1 m.

^sPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.4 m.

^rPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.9 m.

^dVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-1.4 m.

^pVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-3.1 m.

^oSoil layer thickness surface derived from the GPR data.

ⁿSoil layer thickness subsurface derived from the GPR data..

^mNot available.

The best fitted semivariogram models for the PSS and the tuber yield were generally exponential and spherical (Table 3.4). For soil EC measurements using the Veris and Dualem, the range varied from 48 to 199 m and the nugget ratio was $\leq 33\%$ for both fields (Table 3.4). This suggests that the nugget effect (C_0 = random variance) was very low and reliably modelled by the sampling strategies (Cambouris *et al.*, 2006). Similar results were reported by Moran *et al.* (2010) in silt loam soils. For soil EC measurements using the Dualem, the perpendicular dipole ($PRP_{p0-0.4m}$ and $PRP_{p0-0.9m}$) showed lower spatial variability (range) than the horizontal dipole ($HCP_{v0-1.4m}$ and $HCP_{v0-3.1m}$) for both fields. This indicates that in this two-layered soil, the subsoil can be considered more conductive and less heterogeneous than the topsoil. The nugget ratio of the GPR parameters were between 33% and 43% for both fields, indicating moderate spatial dependency according to the classification used by Cambardella *et al.* (1994). The ranges of the GPR parameters (19- to 46-m) were lower than the one obtained from the Veris and Dualem. The results obtained were mainly due to an intrinsic variation of subsoil structure. Short-range variability generally decreased as a function of the GPR signal attenuation (D De Benedetto *et al.*, 2013b). The tuber yield nugget ratio varied from 1% to 28% and the range varied from 13- to 39-m for both fields.

Strong spatial dependent properties may be controlled by intrinsic factor (soil texture, structure, mineralogy and microorganisms) (Cambardella *et al.*, 1994). Lowest spatial dependence indicated that properties may be controlled by extrinsic variations presumably due to fertilizer application technique and timing, row orientation, and environmental conditions (Nyiraneza *et al.*, 2011).

3.3 Kriging

Kriged map reliability can be evaluated with the cross-validation analysis (R^2_{cv}), is defined as the estimation error divided by the square root of the kriging estimation variance (Cambouris *et al.*, 2006, Pachepsky *et al.*, 2003). High R^2_{cv} values indicated good fits (> 0.60) were obtained for most of the densely measured properties (altitude, soil EC, layer thickness and tuber yield), except for the $SLT_{substratum}$ and the depth to the bedrock in the SVP field (Table 3.4). This result suggested that these properties can then be used to delineated management zone. Good fit models were also obtained for the particle sizes and soil moisture for the SVP field ($R^2_{cv} = 0.49$ to 0.83) compared to the SVS field ($R^2_{cv} = 0.03$ to 0.21). The results suggest that the spatial dependence in the SVP field could be influenced by soil intrinsic factors (Cambardella *et al.*, 1999).

The maps of the spatial variation of soil EC measured with the Veris and the Dualem showed visual similitude for each field (Figure 3.1a, b and Figure 3.2a, b). Most of the northern part of the SVP field showed the highest EC values while the central and southern parts of the field were characterized by the lowest values. Low and high values of soil EC were sparsely distributed zones in the SVS field Figure 3.2). Kriged maps of the GPR properties (Figure 3.1c, d and Figure 3.2c, d) showed substantial spatial variation across the fields, which was also indicated by the lower ranges. These results can be explained by a high sampling density of the GPR in the direction of each of the profiles and a low sampling between them. In this regard, additional processing of smoothing and filtering of the raw GPR data and densification of perpendicular sampling profiles could be adopted. A visual pattern of shallow soil on the map of the depth to the bedrock (Figure 3.1d) and the $\text{SLT}_{\text{subsurface}}$ (map not shown) could be observed toward the west of the SVP field.

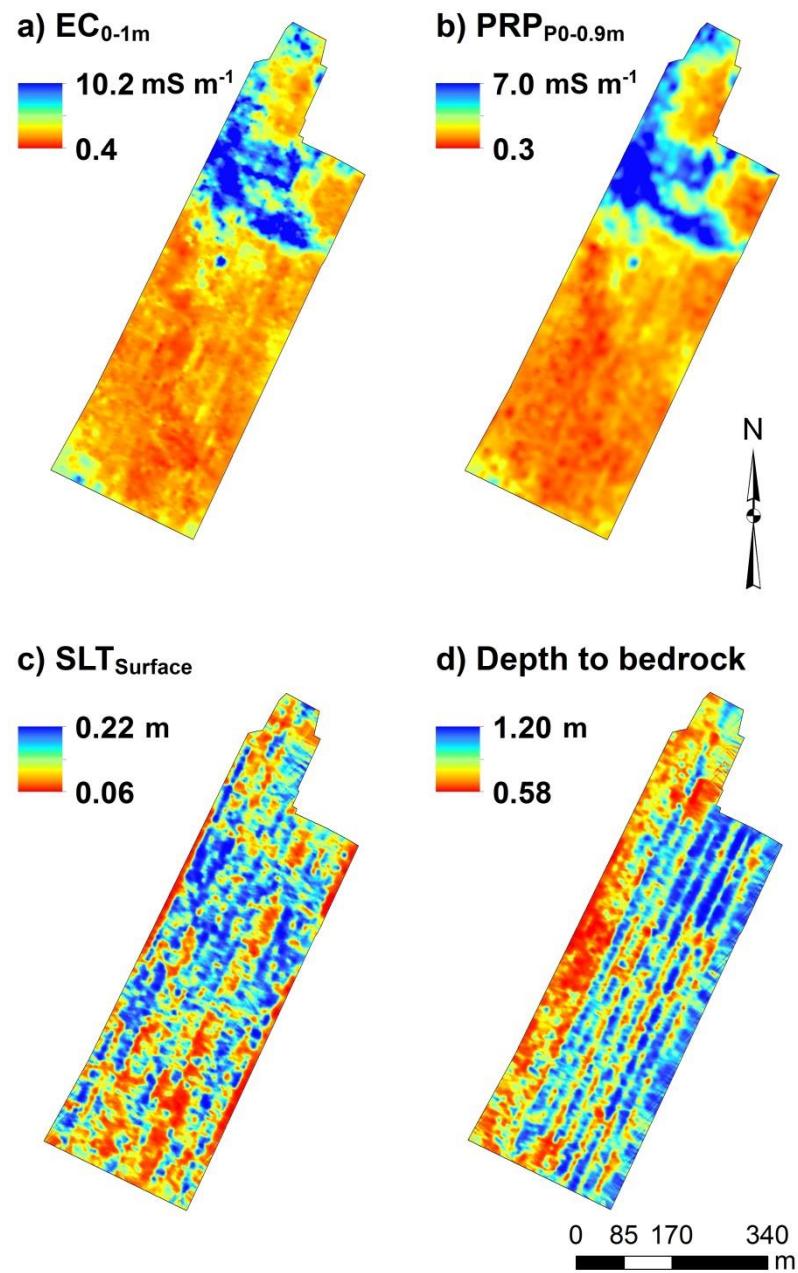


Figure 3.1 Kriging maps of the soil electrical conductivity (EC) measured with the a) Veris (depth 0-1 m; $\text{EC}_{0-1\text{m}}$) b) Dualem (depth 0-0.9 m; $\text{PRP}_{\text{P}0-0.9\text{m}}$) and the soil layer thickness (SLT) derived with the ground penetrating radar (GPR) c) $\text{SLT}_{\text{surface}}$ and d) the depth to the bedrock at the SVP field.

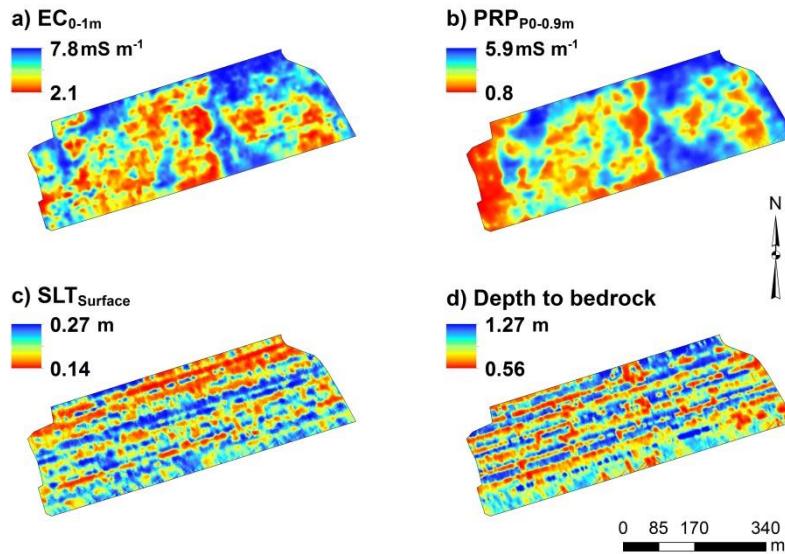


Figure 3.2 Kriging maps of the soil electrical conductivity (EC) measured with the a) Veris (depth 0-1.0 m; EC_{0-1m}) b) Dualem (depth 0-0.9 m; PRP_{p0-0.9m}) and soil layer thickness (SLT) derived with the ground penetrating radar (GPR) c) SLT_{surface} and d) the depth to the bedrock at the SVS field.

There was a consistent and constant variability of tuber yield in 2013, 2014 and 2016 for the SVP field (Figure 3.3a, b, c). The variation in the SVS field showed less constant variability of tuber yield in 2014 and 2016 (Figure 3.4a, b). Therefore, in the SVP field, the variation in yield attributable to spatial variability in physicochemical properties within the field was higher than induced by seasonal climatic condition. A low, uniform, temporal variability over a number of years would suggest a field that produced a similar spatial yield pattern over time (McBratney *et al.*, 1992).

The spatial variability of the clay, soil moisture and P content shows good visual similitude in the SVP field (Figure 3.3d, e, f). Higher clay and soil moisture content were associated to lower P content. The lowest area of P content could be related to the recent land clearing (< 5 yrs) and potato cultivation in the northern part of the field. The Ca and the P content maps showed similarities but the areas are less obvious in the SVS field (Figure 3.4c, d).

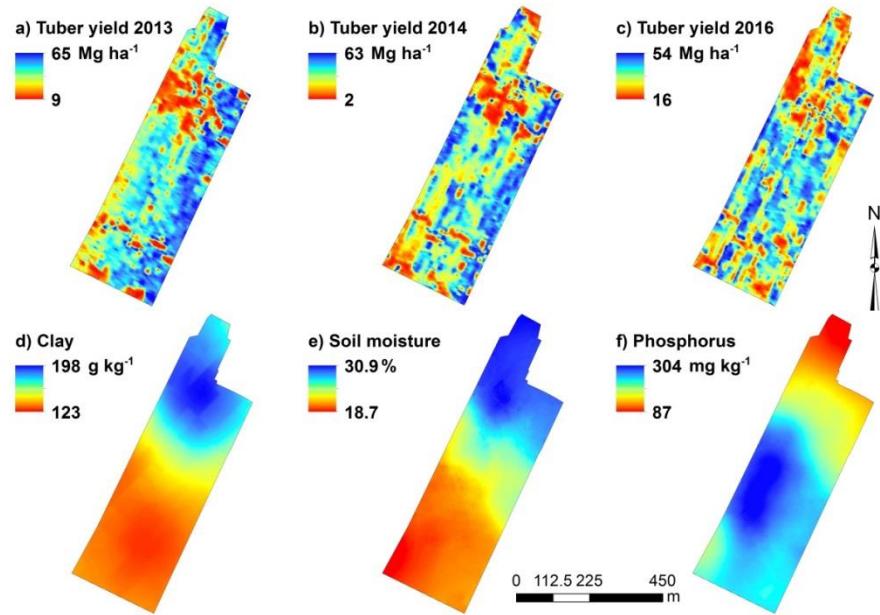


Figure 3.3 Kriging maps of the tuber yield a) 2013, b) 2014 and c) 2016; and d) clay, e) soil moisture and f) phosphorus contents of the SVP field.

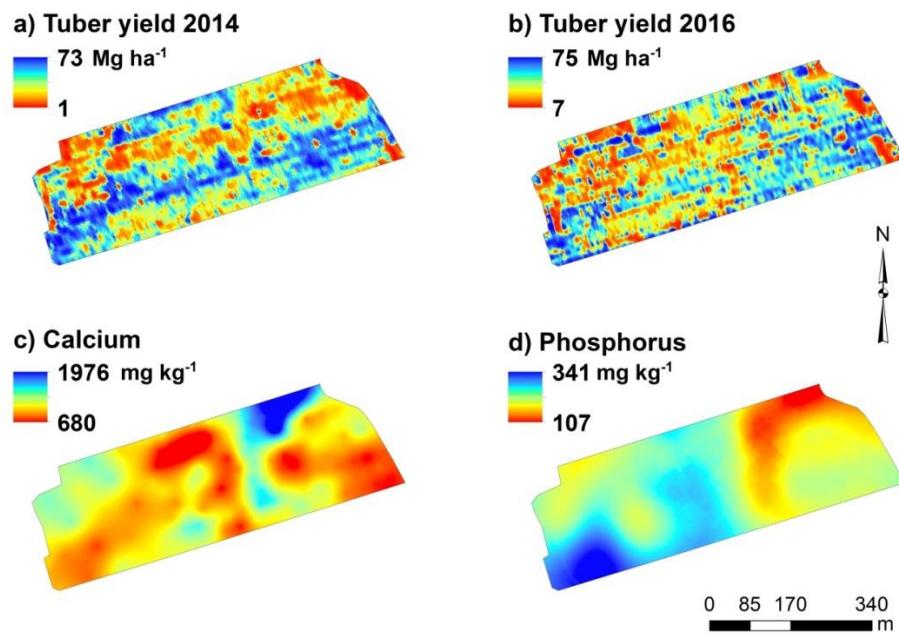


Figure 3.4 Kriging maps of the tuber yield a) 2014, and b) 2016; and c) calcium and d) phosphorus contents of the SVS field.

3.4 Relationships between PSS, Soil Properties and Crop Yield

At the SVP field, the coefficients of correlation between the soil EC measurements (Veris and Dualem) were very significant and the level of correlation was higher than 0.82 regardless of the depth of the signal penetration (Table 3.5). At the SVS field, the coefficients of correlation between the soil EC measurements were also very significant but the level of correlation was lowest ($r > 0.50$) more specifically with the increase of the depth of the signal penetration. Serrano *et al.* (2014) found significant correlations between the soil EC obtained by Veris and Dualem ($r > 0.67$). The soil EC measured by the Veris and Dualem showed a similar pattern in both fields. This confirms that data obtained by (Kenneth A Sudduth *et al.*, 2003) where Geonics EM38 and Veris 3100 sensors also showed similar pattern. However, VERIS has been more sensitive to the topographic changes in the western area of the field. A difference in level and humidity could be the cause of this effect.

Table 3.5 Pearson correlation coefficients between proximal soil sensor systems at the SVP and SVS fields.

SVP field									
	EC _{0-0.3m} ^z	EC _{0-1m} ^y	PRP _{P0-0.4m} ^x	PRP _{P0-0.9m} ^w	HCP _{V0-1.4m} ^v	HCP _{V0-3.1m} ^u	SLT _{Surface} ^t	SLT _{Substratum} ^s	Depth to Bedrock
EC _{0-0.3m}	1.00								
EC _{0-1m}	0.98 *** ^r	1.00							
PRP _{P0-0.4m}	0.95 ***	0.95 ***	1.00						
PRP _{P0-0.9m}	0.93 ***	0.92 ***	0.99 ***	1.00					
HCP _{V0-1.4m}	0.88 ***	0.88 ***	0.96 ***	0.97 ***	1.00				
HCP _{V0-3.1m}	0.82 ***	0.82 ***	0.92 ***	0.95 ***	0.98 ***	1.00			
SLT _{Surface}	0.20 *	0.19 *	0.15 ns	0.14 ns	0.09 ns	0.09 ns	1.00		
SLT _{Substratum}	0.26 **	0.28 ***	0.21 **	0.18 *	0.08 ns	0.02 ns	-0.17 *	1.00	
Depth to Bedrock	0.32 ***	0.33 ***	0.24 **	0.20 *	0.08 ns	0.02 ns	0.13 ns	0.90 ***	1.00
SVS field									
	EC _{0-0.3m}	EC _{0-1m}	PRP _{P0-0.4m}	PRP _{P0-0.9m}	HCP _{V0-1.4m}	HCP _{V0-3.1m}	SLT _{Surface}	SLT _{Substratum}	Depth to Bedrock
EC _{0-0.3m}	1.00								
EC _{0-1m}	0.96 ***	1.00							
PRP _{P0-0.4m}	0.89 ***	0.91 ***	1.00						
PRP _{P0-0.9m}	0.81 **	0.83 ***	0.94 ***	1.00					
HCP _{V0-1.4m}	0.50 ***	0.51 ***	0.56 ***	0.73 ***	1.00				
HCP _{V0-3.1m}	0.50 ***	0.50 ***	0.61 ***	0.81 ***	0.72 ***	1.00			
SLT _{Surface}	-0.27 **	-0.33 ***	-0.37 ***	-0.31 ***	0.03 ns	-0.22 **	1.00		
SLT _{Substratum}	0.32 ***	0.39 ***	0.39 ***	0.41 ***	0.39 ***	0.32 ***	-0.22 **	1.00	
Depth to Bedrock	0.29 ***	0.35 ***	0.33 ***	0.36 ***	0.38 ***	0.31 ***	-0.08 ns	0.98 ***	1.00

^zShallow measurements of soil EC measured with the Veris at 0-0.3 m.

^yDeep measurements of soil EC measured with the Veris at 0-1 m.

^xPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.4 m.

^wPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.9 m.

^vVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-1.4 m.

^uVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-3.1 m.

^tSoil layer thickness surface derived from the GPR data.

^sSoil layer thickness subsurface derived from the GPR data.

^rSignificance of correlation indicated by *, **, ***, and ns are equivalent to p value <0.05, p <0.01, p<0.001 and, non-significant.

Table 3.6 Pearson correlation coefficients at the SVP field.

	Veris		Dualem				GPR			Tuber yield			Altitude (DGSP) ^r
	EC _{0-0.3m^z}	EC _{0-1m^y}	PRP _{P0-0.4m^x}	PRP _{P0-0.9m^w}	HCP _{V0-1.4m^v}	HCP _{V0-3.1m^u}	SLT _{Surface^t}	SLT _{Substratum^s}	Depth to Bedrock	Yield ₂₀₁₃	Yield ₂₀₁₄	Yield ₂₀₁₆	
Tuber yield measured by yield monitor													
Yield ₂₀₁₃	-0.44 *** ^q	-0.41 ***	-0.47 ***	-0.48 ***	-0.52 ***	-0.50 ***	-0.12 ns	0.02 ns	0.01 ns				
Yield ₂₀₁₄	-0.30 ***	-0.30 ***	-0.31 ***	-0.28 ***	-0.27 ***	-0.23 **	-0.26 ***	-0.08 ns	-0.14 ns	0.34 ***			
Yield ₂₀₁₆	-0.32 ***	-0.28 ***	-0.31 ***	-0.29 ***	-0.27 ***	-0.23 **	-0.11 ns	-0.11 ns	-0.16 *	0.30 ***	0.17 *		
Altitude (DGSP)													
Altitude	-0.13 ns	-0.15 ns	-0.12 ns	-0.09 ns	-0.03 ns	0.02 ns	0.11 ns	-0.44 ***	-0.40 ***	-0.03 ns	0.14 ns	0.25 **	
Particle size													
Clay	0.81 ***	0.85 ***	0.82 ***	0.80 ***	0.75 ***	0.68 ***	0.15 ns	0.33 *	0.41 **	-0.51 ***	-0.49 **	-0.57 ***	-0.08 ns
Silt	0.61 ***	0.60 ***	0.55 ***	0.51 ***	0.43 **	0.35 *	0.19 ns	0.37 *	0.50 ***	-0.29 ns	-0.28 ns	-0.48 **	-0.06 ns
Sand	-0.71 ***	-0.71 ***	-0.67 ***	-0.64 ***	-0.56 ***	-0.48 **	-0.19 ns	-0.37 *	-0.50 ***	0.38 *	0.37 *	0.53 ***	0.07 ns
Gravel	-0.61 ***	-0.60 ***	-0.56 ***	-0.52 ***	-0.44 ***	-0.37 ***	-0.20 *	-0.24 **	-0.30 ***	0.24 **	0.24 **	0.15 ns	-0.01 ns
Indurated layer ^p	0.15 ns	0.13 ns	0.05 ns	0.00 ns	-0.07 ns	-0.12 ns	0.28 *	0.43 **	0.50 ***	-0.12 ns	-0.34 *	-0.18 ns	-0.31 ns
Soil moisture	0.58 ***	0.54 ***	0.57 ***	0.56 ***	0.49 ***	0.47 ***	0.11 ns	0.29 ***	0.33 ***	-0.23 **	-0.12 ns	-0.28 ***	-0.06 ns
S.O.M. ^o	0.25 **	0.24 **	0.27 ***	0.27 ***	0.26 **	0.27 ***	-0.03 ns	0.11 ns	0.08 ns	-0.10 ns	0.06 ns	-0.13 ns	-0.03 ns
Total N	0.23 **	0.23 **	0.24 **	0.23 **	0.22 **	0.23 **	0.06 ns	0.11 ns	0.14 ns	-0.02 ns	0.01 ns	-0.12 ns	-0.05 ns
Soil pH _{water}	0.36 ***	0.30 ***	0.27 ***	0.27 ***	0.23 **	0.20 *	0.12 ns	0.12 ns	0.21 *	0.01 ns	-0.05 ns	-0.25 **	-0.28 ***
Mehlich-3 extractable elements													
P	-0.48 ***	-0.46 ***	-0.47 ***	-0.44 ***	-0.40 ***	-0.33 ***	-0.07 ns	-0.27 ***	-0.30 ***	0.17 *	0.10 ns	0.39 ***	0.43 ***
K	0.26 **	0.20 *	0.19 *	0.19 *	0.15 ns	0.18 *	0.07 ns	0.06 ns	0.11 ns	-0.05 ns	-0.06 ns	0.00 ns	-0.06 ns
Ca	0.48 ***	0.43 ***	0.39 ***	0.38 ***	0.33 ***	0.30 ***	0.11 ns	0.18 *	0.25 **	-0.04 ns	-0.04 ns	-0.21 *	-0.19 *
Mg	0.53 ***	0.49 ***	0.46 ***	0.45 ***	0.37 ***	0.34 ***	0.10 ns	0.28 ***	0.35 ***	-0.01 ns	-0.02 ns	-0.27 ***	-0.28 ***
Al	-0.66 ***	-0.64 ***	-0.61 ***	-0.58 ***	-0.52 ***	-0.47 ***	-0.11 ns	-0.35 ***	-0.40 ***	0.18 *	0.19 *	0.18 *	0.20 *

^zShallow measurements of soil EC measured with the Veris at 0-0.3 m.

^yDeep measurements of soil EC measured with the Veris at 0-1 m.

^xPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.4 m.

^wPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.9 m.

^vVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-1.4 m.

^uVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-3.1 m.

^tSoil layer thickness surface derived from the GPR data.

^sSoil layer thickness subsurface derived from the GPR data.

^rAltitude measured with a differential global positioning system.

^qSignificance of correlation indicated by *, **, ***, and ns are equivalent to p value <0.05, p <0.01, p<0.001 and, non-significant.

^pDepth to indurated layer measured with the Veris P4000 probe.

^oSoil organic matter.

Table 3.7 Pearson correlation coefficients at the SVS field.

	Veris			Dualem				GPR			Yield		--Altitude--
	EC _{0-0.3m} ^z	EC _{0-1m} ^y	PRP _{P0-0.4m} ^x	PRP _{P0-0.9m} ^w	HCP _{V0-1.4m} ^v	HCP _{V0-3.1m} ^u	SLT _{Surface} ^t	SLT _{Substratum} ^s	Depth to Bedrock	Yield ₂₀₁₄	Yield ₂₀₁₆	(DGSP)	
Tuber yield measured by yield monitor													
Yield ₂₀₁₄	-0.02	ns'	-0.05	ns	-0.13	ns	-0.05	ns	0.19 * ^y	0.14 ns	0.13 ns	-0.01 ns	0.03 ns
Yield ₂₀₁₆	-0.08	ns	-0.08	ns	-0.02	ns	0.09	ns	0.18 *	0.19 *	-0.04 ns	0.04 ns	0.03 ns
Altitude (DGSP) ^q													
Altitude	-0.31	**	-0.38	***	-0.39	***	-0.36	***	-0.02 ns	-0.22 **	0.32 ***	0.04 ns	0.10 ns
Particle size													
Clay	-0.22	ns	-0.19	ns	-0.34 *		-0.40 *		-0.41 *	-0.27 ns	0.22 ns	-0.09 ns	-0.01 ns
Silt	0.16	ns	0.16	ns	0.11 ns		0.08 ns		0.05 ns	0.06 ns	0.15 ns	-0.11 ns	-0.08 ns
Sand	-0.04	ns	-0.06	ns	0.05 ns		0.09 ns		0.12 ns	0.06 ns	-0.20 ns	0.12 ns	0.07 ns
Gravel	-0.04	ns	0.02	ns	0.11 ns		0.07 ns		-0.23 **	-0.07 ns	-0.22 **	-0.11 ns	-0.15 ns
Indurated layer ^p	0.20	*	0.19 *	*	0.18 *		0.24 **		0.21 *	0.33 ***	-0.09 ns	0.10 ns	0.10 ns
Soil moisture	0.07	ns	0.01	ns	0.04 ns		-0.02 ns		-0.10 ns	-0.06 ns	0.09 ns	-0.13 ns	-0.12 ns
S.O.M. ^o	0.20	*	0.20 *		0.25 **		0.29 ***		0.11 ns	0.17 *	-0.09 ns	0.02 ns	-0.01 ns
Total N	0.27	***	0.29 ***		0.32 ***		0.32 ***		0.11 ns	0.14 ns	-0.12 ns	0.02 ns	-0.01 ns
Soil pH _{water}	0.34	***	0.29 ***		0.30 ***		0.19 *		0.10 ns	-0.01 ns	0.00 ns	0.24 **	0.25 **
Mehlich-3 extractable elements													
P	-0.31	***	-0.39 ***		-0.42 ***		-0.41 ***		-0.13 ns	-0.17 *	0.22 *	-0.09 ns	-0.03 ns
K	-0.14	ns	-0.22 **		-0.17 *		-0.20 *		-0.20 *	-0.02 ns	0.03 ns	-0.11 ns	-0.08 ns
Ca	0.72	***	0.70 ***		0.72 ***		0.63 ***		0.34 ***	0.26 **	-0.18 *	0.30 ***	0.27 **
Mg	0.07	ns	-0.02 ns		0.01 ns		-0.08 ns		-0.07 ns	-0.17 *	0.16 ns	0.04 ns	0.06 ns
Al	-0.71	***	-0.73 ***		-0.74 ***		-0.64 ***		-0.27 **	-0.25 **	0.30 ***	-0.27 **	-0.20 *

^zShallow measurements of soil EC measured with the Veris at 0-0.3 m.

^yDeep measurements of soil EC measured with the Veris at 0-1 m.

^xPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.4 m.

^wPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.9 m.

^vVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-1.4 m.

^uVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-3.1 m.

^tSoil layer thickness surface derived from the GPR data.

^sSoil layer thickness subsurface derived from the GPR data.

^qAltitude measured with a differential global positioning system.

^pSignificance of correlation indicated by *, **, ***, and ns are equivalent to p value <0.05, p <0.01, p<0.001 and, non-significant.

^pDepth to indurated layer measured with the Veris P4000 probe.

^oSoil organic matter

In general, the coefficients of correlation between the SLT and depth to bedrock were also correlated with the soil EC data, however, the values were higher in the SVS field than SVP field ($r > 0.22$). These results confirmed findings by Toy et al. (2010) concerning significant relationship between properties derived by GPR (antenna Frequency = 450 MHz) and electromagnetic induction in a silt loam texture. When considering GPR properties themselves, the highest correlation coefficients were found between SLTSubstratum and depth to bedrock ($r > 0.90$). The positive correlations between SLTSubstratum and depth to bedrock were in accordance with thickest SLTSubstratum and deepest bedrock. These correlation coefficients were generally much lowest for the SVP field. Again, the higher landscape variation of the SVS field affected the thickness of the soil layers compared to the SVP field which has a moderate slope with contrasting slight slope characteristics.

The coefficients of correlations were calculated using soil physicochemical properties for both fields to understand which factors influenced the spatial pattern of the tuber yield, soil EC, layer thickness and altitude (Table 3.6 and Table 3.7). Tuber yield in 2013, 2014 and 2016 was negatively correlated with soil EC measurements (Table 3.6) obtained by the Veris and Dualem for the SVP field. Higher correlations were obtained in 2013 and could be associated to higher amount of precipitation during the growing season. The correlation coefficient between the soil EC measurements and tuber yield were similar to the one obtained by Cambouris *et al.* (2006). For the soil properties, soil EC values were strongly correlated to particle size and soil moisture in the SVP field. Soil EC values, clay and soil moisture contents were higher in the areas characterized by poorly drained soils. Previous studies reported similar relationships between soil EC values and soil particle size in similar soil texture and topographic conditions (Landrum *et al.*, 2015, Moral *et al.*, 2010). Mehlich-3 extractable elements, S.O.M., total N and soil pH were also generally significantly correlated to the soil EC values in the SVP field. Overall the positive correlations of soil properties with soil EC values suggested that ground conductivity can be used to predict soil property, to visualize its impact on the yield and ameliorate productive and unproductive areas within a field. The SLT derived with the GPR was not significantly correlated and no linear relationship was found with tuber yield in the SVP field. However, the SLT_{subsurface} and the depth to bedrock were significantly correlated with most of the soil properties (altitude, particle size, indurated layer depth, soil moisture, P, Ca, Mg and Al content). In opposite, the relationship of the SLT_{surface} with the soil properties was generally non-significant. The strongest relationships were obtained with altitude, particle size and indurated layer depth. High correlation with the altitude could be related to the fact that the GPS data entry used during the radar data processing in assembling data files on 2D grid. High correlation obtained between the SLT with

indurated layer depth could be related to the fact this property was used to adjust the dielectric contrast of the GPR.

In the same field, no significant correlations were found between tuber yield over all three years and soil physicochemical properties, excepted for particle size. Clay content was the soil property most strongly correlated with the tuber year over all year. Highest areas of clay content corresponding to the lowest areas of tuber yield. As state previously low yield areas were also characterized by high soil moisture content corresponding to poorly drained soil. Impeded drainage is a severe limitation to potato production. Excessive water in soil also decreases the efficiency of nutrient uptake (GNB, 2016). In 2016, the tuber was significantly correlated with P content. This positive relationship suggested highest tubers yield when the P is highest. Phosphorus is essential for root development, therefore an adequate amount in the soil is better during crop development (GNB, 2016).

Tuber yield in 2014 and 2016 was not related to Veris, Dualem and GPR parameters as well as with altitude in the SVS field (Table 3.7). Significant negative correlations of soil EC values, except for HCP_{V0-3.1m}, with the altitude suggested the linear trend indicating that the ground conductivity values are influenced greatly by the topography in the SVS field. As oppose to the SVP field, no relationships existed for the soil EC values of the Veris with particle size in the SVS field. The soil EC of the Dualem had the same results except that the three lower depth measurements (two PRP and HCP_{V0-1.4m}) indicated a significant negative correlation with the clay content. The strongest correlation with the Mehlich-3 extractable elements with the soil EC values, except with HCP_{V0-1.4m} and HCP_{V0-3.1m}, was with Ca and Al content. The deeper the soil EC measurements were taken with the Dualem the lowest were the relationships with the soil parameters. These results could be associated to the fact that the soil properties were measured at the soil surface layer (0-0.15 m). No significant relationships were found between the SLT values and soil properties, except for soil pH, Ca and Al content in the SVS field. The correlations were higher with SLT_{subsurface} and depth to bedrock than with SLT_{surface}. The SLT_{surface} was also related to the altitude suggesting that areas with deeper soil were normally located in the higher areas of the field and vice versa. These results are in opposition with the results found by Fraisse *et al.* (2001). This may be related to land levelling. Tuber yield in 2014 was also significantly influence by altitude suggesting that highest yield areas were normally located to highest altitude areas. Since altitude is an underlying factor in the distribution of soil moisture relationship of that property with tuber yield was expected. However, no such relation was found. Tuber yield in 2016 were only

significantly correlated to particle size. The greatest correlation was with sand which suggesting the highest sand content areas resulted in highest tuber yield areas.

In accordance with previous results, PSS has shown good performance explaining spatial variability in the studied fields. Most of the sensors, soil physicochemical properties and yields were correlated. Clearly, the respond of the PSS to the spatial variability in the agricultural fields and their data could be used to delineate MZ (Castrignano *et al.*, 2012).

3.5 Determination of the optimum number of management zones

The fuzzy k-means clustering algorithm was used to delineate the fields into two to five MZ (SVP field: Figure 3.5 and SVS field Figure 3.6). The analysis without spatial constraint was carried out because artificial regions were obtained with the application of a spatial constraint (data not shown). Also, an artificial pattern was obtained for Dualem MZ in SVS, an arbitrary subdivision was obtained for 2 MZ. In this case it seems that the used algorithm does not work properly. This could attributed to several characteristics of the data such as unequal populations, elongated chains, and the lack of intensity data (Bezdek, 2013).

Previous studies (Li *et al.*, 2007, Moral *et al.*, 2010, Xin-Zhong *et al.*, 2009) have shown relationship between decreasing variance and the optimum number of MZ. Effectively, by increasing the number of MZ from one to five, the total within-zone variance of the soil and yield properties decreased (Cambouris *et al.*, 2006).

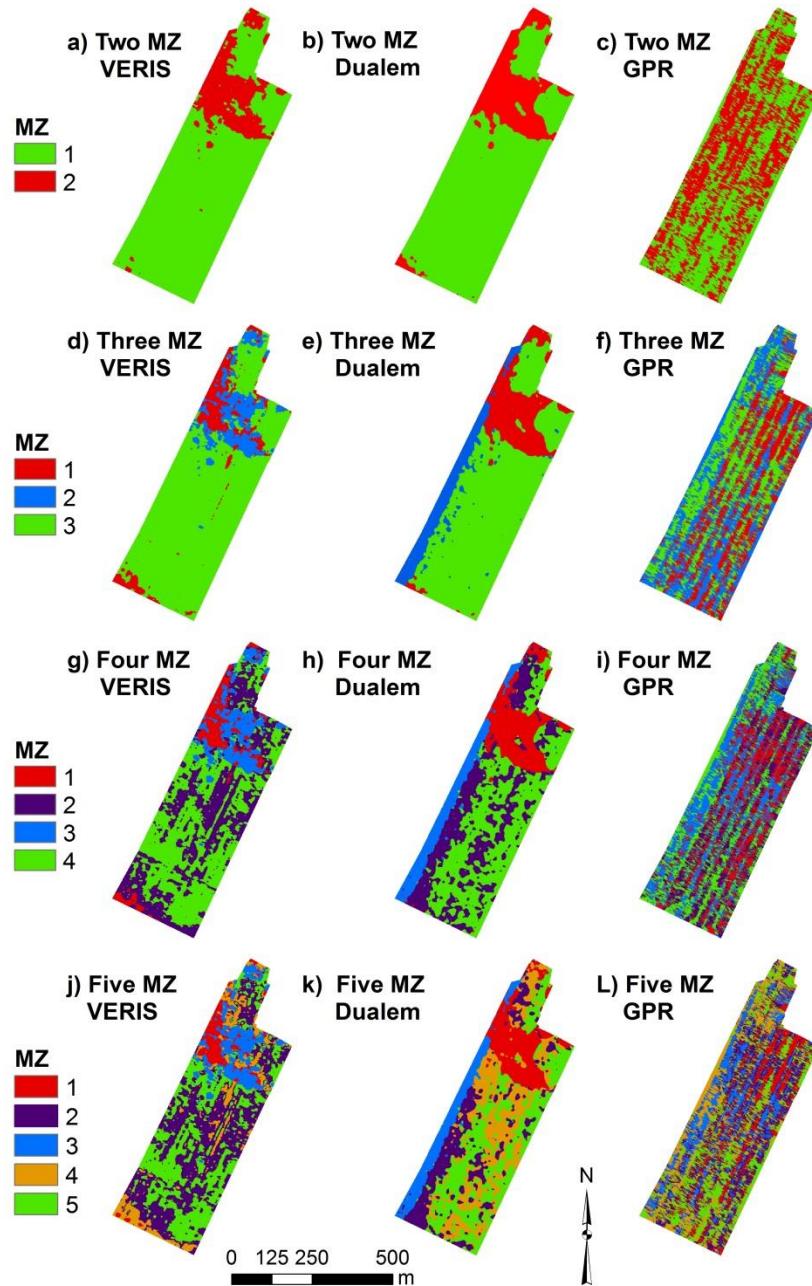


Figure 3.5 Management zone delineated using the Veris ($EC_{0-0.3m}$ and EC_{0-1m}), Dualem ($PRP_{p0-0.4m}$, $PRP_{p0-0.9m}$, $HCP_{v0-1.4m}$ and $HCP_{v0-3.1m}$) and GPR ($SLT_{surface}$, $SLT_{subsurface}$ and depth to bedrock) kriged data matrix with the fuzzy k-means analysis with no spatial constraint of proximity at the SVP field.

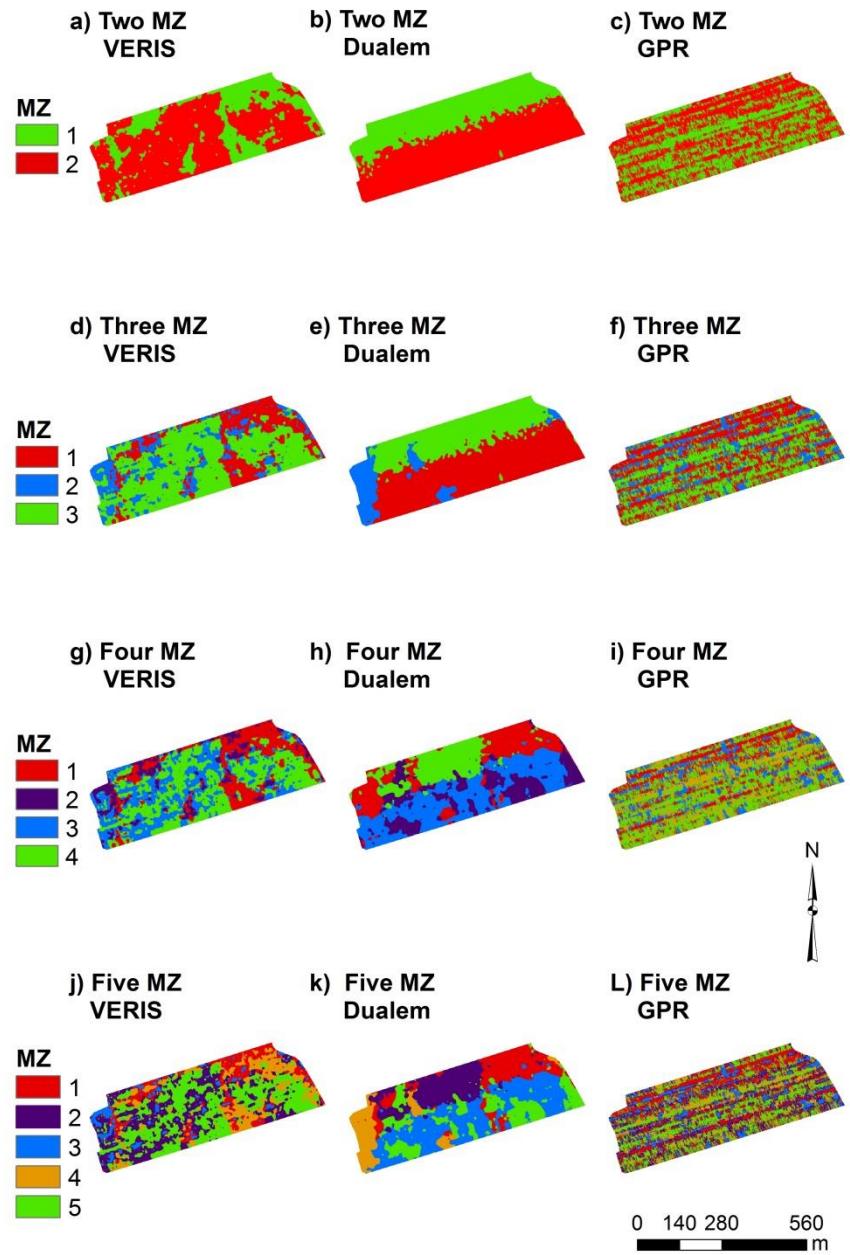


Figure 3.6 Management zone delineated using the Veris ($EC_{0-0.3m}$ and EC_{0-1m}), Dualem ($PRP_{p0-0.4m}$, $PRP_{p0-0.9m}$, $HCP_{v0-1.4m}$ and $HCP_{v0-3.1m}$) and GPR ($SLT_{surface}$, $SLT_{subsurface}$ and depth to bedrock) kriged data matrix with the fuzzy k-means analysis with no spatial constraint of proximity at the SVS field.

As a result of the clustering analysis for the SVP field, the optimal number of MZ with regard to the soil EC proximal sensors, soil properties and tuber yields were similar (Figure 3.7). Comparable results in the decrease of variance for the soil EC values were obtained for Cambouris *et al.* (2006) and Corwin and Lesch (2005). By increasing the number of zones from one to two, the total within-zone variance of the soil EC values decreased from 71% to 77% and from 65% to 79% with the Veris and the Dualem, respectively (Table 3.7a, b). With these two PSS, two MZ seem to be most suitable. Based on the SLT, the stratification of the field from one to three MZ decreased the total variance from 55% to 65% (Figure 3.7c) and three MZ seem to be most suitable.

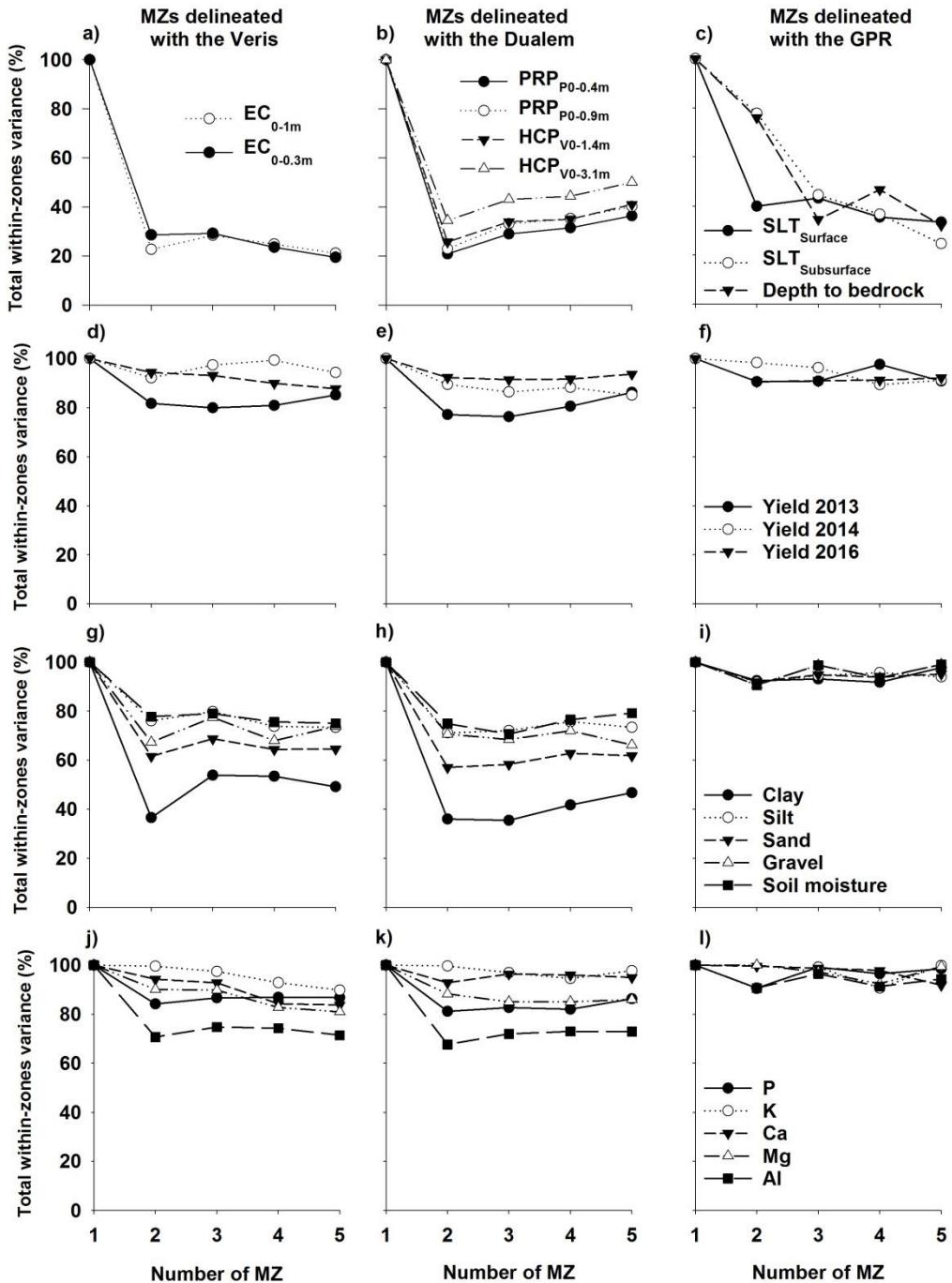


Figure 3.7 Decrease of the total within-zone variance of a) soil electrical conductivity using the Veris, b) the Dualem, c) the thickness of soil layers derived with the GPR parameters, d-e-f) yield 2013, 2014 and 2016 from yield monitor, g-h-i) soil particles sizes (clay, silt, sand), gravel and soil moisture, j-k-l) Mehlich-3 extractable elements (P, K, Ca, Mg and Al) into management zone based on the MZ delineated with the Veris, the Dualem and the GPR at the SVP field, respectively.

The decrease in variance for total yield varied from year to year and PSS to PSS, but the biggest decline (23% yield 2013) was reached with two MZ delineated with the Dualem (Figure 3.7d). For the MZ delineated with the Veris, the decrease varied from 6% to 18% with two MZ (Figure 3.7e). Whereas for MZ delineated with the GPR, the decrease was less, it varied from 4% to 9% when delineating three MZ.

Soil properties with the best correlations with PSS at the SVP field like soil moisture showed a total variance reduction of 22% and 25% with two MZ delineated with the Veris and Dualem, respectively (Figure 3.7g, h). For the clay content, the decrease of variance was 68% and 64% with two MZ delineated with the Veris and Dualem, respectively. However, the decrease of the variance with these two properties (soil moisture and clay content) under the MZ delineated with the GPR was lower than 7% with three MZ. Concerning chemical soil properties with two MZ, the highest decrease of the total variance was observed for the P (16% and 19%) and Al (29% and 31%) with two MZ delineated with the Veris and Dualem, respectively (Figure 3.7j, k). However, the decrease of the variance with these two properties (P and Al) under the MZ delineated with the GPR was lower than 5% with three MZ. Using three MZ delineated with the GPR, the highest decrease of the variance for all soil properties was less than 10% at the SVP field (Table 3.7i, l). The total within-zone variance reduction indicated that when grouping the data into two or three MZ, variance decreased. Similar results were found by Moran *et al.* (2010) in the optimum number of MZ, using electromagnetic induction.

Analyzing the distribution maps of the MZ at the SVP field, it can be seen that two and three MZ are less complex and more manageable in agricultural context. Firstly, it is feasible to use those soil EC sensors to delineate effective MZ for potatoes-planting fields. Subsequently according to Chang *et al.* (2014) to assess whether the methods to delineate MZ could be used to effectively characterize spatial variation in soil properties and crop productivity, analysis of variance was conducted to provide an indication of statistical distinction among the different MZ. Unlike the soil EC sensors, the GPR did not produce homogeneous zones (Figure 3.5 c, f, i and l). Similar complex pattern map was obtained by De Benedetto *et al.* (2013a) using the GPR. In a context of precision agriculture, isolated small-size and non-continuous areas creating complex spatial patterns make it difficult to manage spatial variability in the field.

At the SVS field, by increasing the number of zones from one to two the total within-zone variance of soil EC values decreased to 45% to 65% with the Veris (Figure 3.6a). With this PSS, two MZ seem to be the most suitable for this field. The total within-zone variance of soil EC values decreased slowly and almost regularly from one to five MZ (42% to 57% depending on the

difference soil depth penetration of the EC signal) with the Dualem (Figure 3.8b). In this field, there was no clear pattern of the decrease of the variance and therefore the number of suitable MZ was not obvious with the Dualem. Based on the SLT, the stratification of the field from one to two MZ decreased the total variance from 54% to 60% for the $\text{SLT}_{\text{surface}}$ and the depth to the bedrock, respectively (Figure 3.8 c). Two MZ seem to be most suitable.

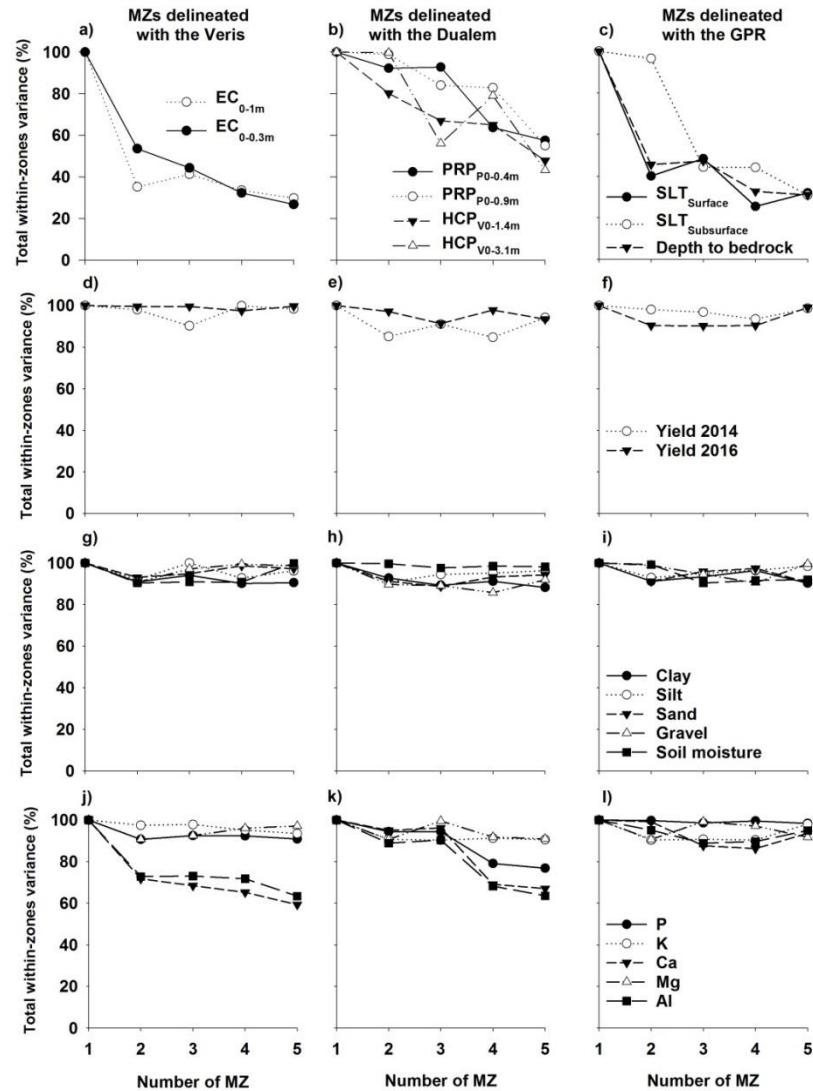


Figure 3.8 Decrease of the total within-zone variance of a) soil electrical conductivity using the Veris, b) the Dualem, c) the thickness of soil layers derived with the GPR parameters, d-e-f) yields 2014 and 2016 from yield monitor, g-h-i) soil particles sizes (clay, silt, sand), gravel and soil moisture, j-k-l) Mehlich-3 extractable elements (P, K, Ca, Mg and Al) into management zone based on the MZ delineated with the Veris, the Dualem and the GPR at the SVS field, respectively.

Regardless of the PSS at the SVS field, the highest decrease in variance for total yield was 15% and was reached with the decreased of one to two MZ delineated with the Dualem (Figure 3.8d, e, and f). Again, regardless of the PSS, the decrease of the variance for the particle size, soil moisture or gravel content was less than 10% in all cases (Figure 3.8g, h, and i). The decrease of the total variance from one to five MZ, no matter of the PSS, was less than 10%. However, the total variance for Ca and Mg content showed a decrease of 28% and 27%, respectively with the MZ delineated with the Veris going from one to two MZ. Using the one delineated with the Dualem, the total variance for Ca and Mg content showed a decrease of 31% and 32%, respectively from three to four MZ.

For the SVS field, the decrease in variance follow a less homogeneous behaviour than in the SVP field and did not show any clear pattern of MZ. Hypothetically, this could be attributed to homogeneous spatial variability and a low spatial structure observed in soil properties of the field. The MZ delineated with the Dualem at the SVS field showed a decrease in variance also beyond three zones but the maximum of decrease was obtained at two or three zones. The soil EC sensors behaviour was completely different from one field to the other. Corwin and Lesch (2005) noticed that soil EC sensors tend to vary from field to field. This especially occurred when the field is dominated by one or two factors intrinsic factors such as soil moisture or clay content making the interpretation of soil EC values highly specific to the site.

3.6 Practical Applications of Management Zone within These Fields

Spatial variation in crops is the result of a complex interaction of biological, edaphic, anthropogenic, topographic, and climatic factors (Corwin *et al.*, 2003). Measurements of the soil EC and SLT have been used at field scale to map soil spatial variability by MZ. According to Cambouris *et al.* (2006) the optimal number of MZ must show a balance between the spatial variation of soil properties, yield stability over time and a manageable spatial representation.

In general, three and plus MZ are not considered significant at the chosen 5% level (data not shown) when comparing the zones of the soil EC values and SLT issued from the PSS for the two fields of the study. Effectively, two MZ were significantly different when using the PSS to delineate the SVP field with the exception of two SLT parameters ($SLT_{substratum}$ and depth to bedrock) and all three SLT parameters for SVS field (Table 3.8).

Table 3.8 Comparison of soil electrical conductivity (EC) and the soil layers thickness (SLT) into two MZ at the SVP and SVS site.

Number of MZ	Unit	----SVP----				----SVS----			
		MZ1	MZ2	MZ1	MZ2	MZ1	MZ2	MZ1	MZ2
Veris									
EC _{0-0.3m^z}	mSm ⁻¹	3.5	a ^y	1.2	b	3.6	a	2.5	b
EC _{0-1m^x}	mSm ⁻¹	5.1	a	1.6	b	5.0	a	3.4	b
Dualem									
PRP _{P0-0.4m^w}	mSm ⁻¹	2.9	a	0.8	b	2.6	a	2.3	b
PRP _{P0-0.9m^v}	mSm ⁻¹	3.9	a	1.2	b	3.7	a	3.4	b
HCP _{V0-1.4m^u}	mSm ⁻¹	7.5	a	4.9	b	5.3	b	5.8	a
HCP _{V0-3.1m^t}	mSm ⁻¹	6.7	a	4.1	b	7.0	a	6.8	b
GPR									
SLT _{Surface^s}	m	0.1	b	0.2	a	0.2	a	0.2	a
SLT _{Substratum^r}	m	0.7	a	0.7	a	0.7	a	0.7	a
Depth to bedrock	m	0.9	a	0.9	a	0.9	a	0.9	a

^zShallow measurements of soil EC measured with the Veris at 0-0.3 m.

^yMeans followed by the same letter are not significantly different at 5% significance level according to LSD test.

^xDeep measurements of soil EC measured with the Veris at 0-1 m.

^wPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.4 m.

^vPerpendicular dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-0.9 m.

^uVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-1.4 m.

^tVertical dipole mode measurements of soil EC measured with the Dualem at 0-3.1 m.

^sSoil layer thickness surface derived from the GPR data.

^rSoil layer thickness subsurface derived from the GPR data.

In the SVP field, tuber yield for the three years and most of the soil physicochemical properties were significantly different when delineating the field in two MZ with the soil EC sensors but not with the GPR (Table 3.9). Three and plus MZ were not considered significant at the chosen 5% level (data not shown) for the properties in this field. The highest soil EC zone was characterized with shallowest soil depth (SLT_{surface}). The MZ with the shallowest soil depth had lower tuber yield compared to the MZ with deeper soil depth. The average difference in tuber yield acquired with the yield monitor for the three years was 6.8 Mg ha⁻¹ and 7.4 Mg ha⁻¹ when using the Veris or Dualem to delineate MZ, respectively. When validating with tuber yield acquired by hand same results as for the tuber yield monitor was found but the differences within the two zones were greater. The difference in tuber yield acquired by hand between the two zones was 27.3 Mg ha⁻¹ and 23.5 Mg ha⁻¹ when using the Veris or Dualem to delineate MZ, respectively.

Table 3.9 Comparison of soil electrical conductivity (EC) and the soil layers thickness (SLT) into two MZ at the SVP and SVS site.

Number of MZ	Unit	PSS	SVP		SVS	
			MZ1	MZ2	MZ1	MZ2
Tuber yield measured by yield monitor						
Yield ₂₀₁₃	Mg ha ⁻¹	Veris	31.9	b	41.2	a
		Dualem	31.4	b	41.5	a
		GPR	39.4	a	39.9	a
Yield ₂₀₁₄	Mg ha ⁻¹	Veris	30.5	b	37.4	a
		Dualem	30.0	b	37.6	a
		GPR	37.5	a	34.8	a
Yield ₂₀₁₆	Mg ha ⁻¹	Veris	30.9	b	35.0	a
		Dualem	30.5	b	35.1	a
		GPR	34.3	a	34.2	a
Altitude (DGPS)						
Altitude	m	Veris	215.5	b	216.5	a
		Dualem	215.4	b	216.6	a
		GPR	216.1	a	216.6	a
Soil particle size						
Clay	g kg ⁻¹	Veris	191	a	142	b
		Dualem	189	a	141	b
		GPR	151	a	152	a
Sand	g kg ⁻¹	Veris	248	b	363	a
		Dualem	250	b	366	a
		GPR	345	a	334	b
Gravel	g kg ⁻¹	Veris	158	b	254	a
		Dualem	171	b	253	a
		GPR	239	a	236	a
Soil moisture	%	Veris	28.5	a	23.5	b
		Dualem	28.5	a	23.4	b
		GPR	24.3	a	24.4	a
S.O.M.	%	Veris	3.3	a	3.1	a
		Dualem	3.4	a	3.1	b
		GPR	3.2	a	3.1	a
Total N	%	Veris	0.2	a	0.1	a
		Dualem	0.2	a	0.1	b
		GPR	0.1	a	0.2	a
pH _{eau}		Veris	5.9	a	5.8	a
		Dualem	5.9	a	5.8	b
		GPR	5.7	a	5.8	a
Mehlich-3 extractable elements						
P	mg kg ⁻¹	Veris	188	b	249	a
		Dualem	186	b	250	a
		GPR	239	a	237	a
K	mg kg ⁻¹	Veris	195	a	181	a
		Dualem	194	a	181	a
		GPR	181	a	185	a
Ca	mg kg ⁻¹	Veris	956	a	778	b
		Dualem	964	a	773	b
		GPR	782	a	837	a
Mg	mg kg ⁻¹	Veris	148	a	109	b
		Dualem	149	a	108	b
		GPR	112	a	120	a
Al	mg kg ⁻¹	Veris	1681	b	1842	a
		Dualem	1681	b	1845	a
		GPR	1812	a	1816	a

The shallowest soil depth and lowest yield zone were also characterized by highest amount of clay, soil moisture, S.O.M, total N, pH, Ca and Mg content while it had lowest amount of sand, gravel, P and Al content. Since the soil physicochemical properties varied significantly in both MZ, it suggests that it is relevant to manage soil properties using the selected MZ. The highest soil EC zone was characterized by the wettest soil, finest soil texture and lowest tuber yield measured by the yield monitor and hand while in the lowest EC zone the opposite pattern was established. The MZ with the wettest soil conditions could be managed with specific drainage or land levelling to reduce the greatest amount of water in the soil in this area, which could increase the tuber yield potential in this zone. Under those circumstances, identifying the underlying factors responsible for the variation in crop yield, it would be possible for potatoes producers to use MZ in order to optimize their profitability (De Caires *et al.*, 2015).

As for the SVP field in the SVS field, three and plus MZ were not considered significant at the chosen 5% level (data not shown). Tuber yield for the two years and most of the soil physicochemical properties were significantly different when delineating the field in two MZ with the Veris and/or the Dualem but not with the GPR (Table 3.9). The highest soil EC zone was characterized with the lowest tuber yield when delineating zone with the Dualem. The average difference in tubers yield for the two years was 4.5 Mg ha⁻¹. Tuber yield did not vary significantly when delineating this field with the Veris. When validating with tuber yield acquired by hand no significant differences were found within the MZ for all the PSS. The zone established with the Dualem showed significant difference within the two zones for the gravel and S.O.M content. Highest soil EC indicated highest content for these properties and vice versa in the other lowest soil EC zone. The two MZ delineated with the Veris showed significant difference for the pH, Ca and K content. Highest soil EC indicated highest content of pH and Ca content while lowest K content and vice versa in the other lowest soil EC zone. Total N, P and Al varied significantly when delineating two zones with the Veris and the Dualem. Highest soil EC indicated highest content of total N while lowest P and Al content and vice versa in the other lowest soil EC zone. As oppose to the SVP field, in the SVS field, the Veris and the Dualem were not associated to the same significant difference for the tuber yield and soil physicochemical properties. These results for the SVS field could be attributed to lower spatial variability of the data acquired with the PSS. The Dualem performed better than the Veris in this field.

For both fields, the GPR results were not significantly different; this could be associated to the fact that this instrument recorded short range spatial variability. For the SVP field the GPR parameters range was between 13- and 27-m and from 20- to 46-m for the SVS field. Those

ranges were the smallest obtained within all the PSS. Similar results (0.9- to 8-m) have been shown by De Benedetto *et al.* (2013a) mainly due to an intrinsic variation of subsoil structure. Short-range variability generally decreased as a function of the depth because of the GPR signal attenuation. Additionally, given the high-sampling density of the GPR compared to the other PSS (more than 200 000 samples) an improvement of raw data could be applied. A more specialized treatment like mathematical models could contribute to the simulation of the hyperbolic signatures of soil layer thickness making them more discernible. Resents research has shown that neural networks are a powerful tool applied in radar detection available to approximate functions from a large number of inputs to simulate depth and dielectric constant of the underground medium using signal amplitude and time. Zhang *et al.* (2016) results indicate that the method improves accuracy estimate depth and contrast dielectric of subsurface medium. Neural network seems a promising method and it might apply in future research to GPR data.

A site-specific crop management can be implemented in agricultural fields to manage plant breeding, pest management, weed management, soil fertility and crops based upon spatial variations within a field (Lal *et al.*, 1997). In the two fields, the use of soil EC sensors is most recommended in delineating MZ. Soil EC was successful in delineating MZ describing the tuber yield potential and to characterize the soil physicochemical properties (Johnson *et al.*, 2001). Two MZ could be determined in both field and the Dualem performed better in the SVS characterized by less spatial variability. This zone delineation potentially facilitates cost-effective, environmentally friendly and energy efficient management of the fields (De Caires *et al.*, 2015).

4 CONCLUSIONS

Managing the complexity of the within-field variability of the soil properties and crop yield is a current challenge in the precision agriculture to protect environment, increase profitability of crop production and improve yield quality. The aim of this study was to compare PSS to characterize soil and crop yield spatial variability and therefore to delineate soil MZ in intensive potato production in New Brunswick. The SVP field showed higher variability than the SVS field. Effectively, the results showed that the SVP field presented highest pedodiversity attributable to higher variability of soil texture and soil moisture. In this study, soil EC obtained with the Veris and the Dualem was effective in delineating field differences in soil physicochemical properties for both fields. Consequently, at these sites, soil EC was efficient to subdivide the fields into two significant homogeneous MZ based on soil physicochemical characteristics and behaviour and tuber yield productivity. For the SVP field the differences were particularly related to soil texture and moisture. These soil properties influenced soil water availability, and consequently potato yield. In the SVS field, the Veris and the Dualem behaviour were not the same and significant differences for tuber yield and soil physicochemical properties were different if soil EC was measured from one instrument or the other. These results could be attributable to lower spatial variability of the data acquired with the PSS. This lower spatial variability was also revealed by the intensive soil sampling for the intrinsic properties, especially soil texture. In the SVS field, the Dualem performed better in than the Veris in delineating efficient MZ. For both fields, the GPR results were not significantly different likely due to the fact that this instrument recorded short range spatial variability. The soil EC sensors could be used to delineate MZ and the performance of the proposed method is promising in potato production in New Brunswick especially when the field shows high pedodiversity.

5 REFERENCES

- Adamchuk V et al. (2015) Tools for proximal soil sensing. *Book Chapter*.
- Adamchuk V et al. (2004) On-the-go soil sensors for precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 44(1):71-91.
- Allaire SE et al. (2014) Spatial variability of potato tuber yield and plant nitrogen uptake related to soil properties. *Agronomy Journal* 106(3):851-859.
- Arvalis I (2015) Agriculture de précision, positionnement GPS, Gestion intraparcellaire, evaluation des performances. *Edition Arvalis*.
- Australian Centre for Precision Agriculture (2002) FuzME version 3.0, The University of Sydney, Australia.
- Bernard G et al. (2001) Atlantic Canada potato guide. *Atlantic Provinces Agriculture Services Coordinating Committee publication* 1300:93.
- Bezdek JC (2013) *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Springer Science & Business Media,
- Blanchet G et al. (2017) Spatial variability of potassium in agricultural soils of the canton of Fribourg, Switzerland. *Geoderma* 290:107-121.
- Bogunovic I et al. (2017) Spatial distribution of soil chemical properties in an organic farm in Croatia. *Science of The Total Environment* 584:535-545.
- Brye KR (2006) Soil physiochemical changes following 12 years of annual burning in a humid– subtropical tallgrass prairie: a hypothesis. *Acta Oecologica* 30(3):407-413.
- Cambardella C et al. (1999) Spatial analysis of soil fertility parameters. *Precision Agriculture* 1(1):5-14.
- Cambardella C et al. (1994) Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil science society of America journal* 58(5):1501-1511.
- Cambouris A et al. (2006) Soil management zones delineated by electrical conductivity to characterize spatial and temporal variations in potato yield and in soil properties. *American journal of potato research* 83(5):381-395.
- Cambouris A et al. (2014) Precision Agriculture in Potato Production. *Potato Research* 57(3-4):249-262.
- Castrignano A et al. (2012) Use of EMI, gamma-ray emission and GPS height as multi-sensor data for soil characterisation. *Geoderma* 175:78-89.
- Chang D et al. (2014) Delineation of management zones using an active canopy sensor for a tobacco field. *Computers and Electronics in Agriculture* 109:172-178.
- Christy CD (2008) Real-time measurement of soil attributes using on-the-go near infrared reflectance spectroscopy. *Computers and electronics in agriculture* 61(1):10-19.
- Corwin D et al. (2003) Application of soil electrical conductivity to precision agriculture. *Agronomy journal* 95(3):455-471.
- Corwin D et al. (2005) Apparent soil electrical conductivity measurements in agriculture. *Computers and electronics in agriculture* 46(1):11-43.

- Corwin D et al. (2010) Delineating site-specific management units with proximal sensors. *Geostatistical applications for precision agriculture*, Springer. p 139-165.
- Cox M et al. (2003) Variability of selected soil properties and their relationships with soybean yield. *Soil Science Society of America Journal* 67(4):1296-1302.
- Dampney P et al. (2004) Non-intrusive sensors for measuring soil physical properties.
- Dancette C (1983) Estimation des besoins en eau des principales cultures pluviales en zone soudano-sahélienne. *L'Agronomie Tropicale* 38(4):281-294.
- Davis J et al. (2002) Ground penetrating radar to measure soil water content. *Methods of soil analysis. Part 4*:446-463.
- De Benedetto D et al. (2013a) Field partition by proximal and remote sensing data fusion. *Biosystems engineering* 114(4):372-383.
- De Benedetto D et al. (2013b) An approach for delineating homogeneous zones by using multi-sensor data. *Geoderma* 199:117-127.
- De Caires SA et al. (2015) Spatial analysis for management zone delineation in a humid tropic cocoa plantation. *Precision Agriculture* 16(2):129-147.
- Denton OA et al. (2017) Assessment of spatial variability and mapping of soil properties for sustainable agricultural production using Geographic Information System Techniques (GIS). *Cogent Food & Agriculture* (just-accepted).
- Doolittle JA et al. (2014) The use of electromagnetic induction techniques in soils studies. *Geoderma* 223:33-45.
- Environment Canada (2016) Canadian Climate Normals or Averages 1981-2010. Available online at: http://www.climat.meteo.ec.gc.ca/climate_normals/index_e.html [Accessed 26 September 2016]. Available online at: <http://www.climat.meteo.ec.gc.ca>.
- Fahmy SH, Rees, H. W. Soley, T. J (2001) Soils of the Woodstock–Florenceville area, Carleton County, New Brunswick. . Vol. 4. :20 p.
- Farooque AA et al. (2012) Delineating management zones for site specific fertilization in wild blueberry fields. *Applied Engineering in Agriculture* 28(1):57-70.
- Fleming K et al. (2004) Evaluating soil color with farmer input and apparent soil electrical conductivity for management zone delineation. *Agronomy Journal* 96(6):1581-1587.
- Fraisse C et al. (2001) Delineation of site-specific management zones by unsupervised classification of topographic attributes and soil electrical conductivity. *Transactions of the ASAE* 44(1):155.
- Gasser M et al. (2000) Influence des facteurs de production sur la régie de la fertilisation azotée de la pomme de terre. *Agriculture intensive et écosystèmes régionaux: du diagnostic aux interventions. Les Presses de l'Université Laval, Québec, Québec, Canada*:197-217.
- GNB (2016) Gouvernement du Nouveau-Brunswick, Portrait Agriculture, Aquaculture et Pêches, Pommes de terre.
- Guan F et al. (2017) Spatial variability of soil nitrogen, phosphorus and potassium contents in Moso bamboo forests in Yong'an City, China. *Catena* 150:161-172.
- Guastaferro F et al. (2010) A comparison of different algorithms for the delineation of management zones. *Precision agriculture* 11(6):600-620.

- Haghverdi A et al. (2015) Perspectives on delineating management zones for variable rate irrigation. *Computers and Electronics in Agriculture* 117:154-167.
- Halcro G et al. (2013) Site-specific land management of cereal crops based on management zone delineation by proximal soil sensing. *Precision agriculture'13*, Springer. p 475-482.
- Havlin J et al. (2009) A variable-rate decision support tool. *Precision agriculture* 10(4):356-369.
- Heiniger RW et al. (2003) Using soil electrical conductivity to improve nutrient management. *Agronomy Journal* 95(3):508-519.
- Hendershot W et al. (2008) Soft reaction and exchangeable acidity. *MR Carter (ed) Soil Sampling and Methods of Analysis*. (Lewis Publishers, Boca Raton):141-146.
- Irvin BJ et al. (1997) Fuzzy and isodata classification of landform elements from digital terrain data in Pleasant Valley, Wisconsin. *Geoderma* 77(2-4):137-154.
- Jain AK et al. (1988) *Algorithms for clustering data*. Prentice-Hall, Inc.,
- Johnson CK et al. (2001) Field-scale electrical conductivity mapping for delineating soil condition. *Soil Science Society of America Journal* 65(6):1829-1837.
- Johnson CK et al. (2003) Site-specific management zones based on soil electrical conductivity in a semiarid cropping system. *Agronomy journal* 95(2):303-315.
- Katsigiannis P et al. (2016) Fusion of spatio-temporal UAV and proximal sensing data for an agricultural decision support system. *Fourth International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment*. International Society for Optics and Photonics, p 96881R-96881R-96811.
- Khiari L (2014) Échantillonnage conventionnel des sols agricoles au Québec – De la planification à l'envoi au laboratoire.20.
- Khosla R et al. (2002) Use of site-specific management zones to improve nitrogen management for precision agriculture. *Journal of Soil and Water Conservation* 57(6):513-518.
- Khosla R et al. (2010) Spatial variation and site-specific management zones. *Geostatistical applications for precision agriculture*, Springer. p 195-219.
- Kim J-H et al. (2007) Removal of ringing noise in GPR data by signal processing. *Geosciences Journal* 11(1):75-81.
- Kweon G (2012) Delineation of site-specific productivity zones using soil properties and topographic attributes with a fuzzy logic system. *Biosystems engineering* 112(4):261-277.
- Lal R et al. (1997) Soil management for sustainability. *Future horizons: recent literature in sustainable agriculture*:175.
- Landrum C et al. (2015) An approach for delineating homogeneous within-field zones using proximal sensing and multivariate geostatistics. *Agricultural Water Management* 147:144-153.
- Langmaid KK, MacMillan, J.K., Losicr, J.G. (1980) Soils of Madawaska County. *The New Brunswick Soil Survey*. Agriculture Canada, 8th Report p. 186.
- Ledderhof D et al. (2017) Spatial Variability in Ontario Pinot noir Vineyards: Use of Geomatics and Implications for Precision Viticulture. *American Journal of Enology and Viticulture*:ajev. 2016.16062.
- Li Y et al. (2007) Delineation of site-specific management zones using fuzzy clustering analysis in a coastal saline land. *Computers and Electronics in Agriculture* 56(2):174-186.

- Lund E et al. (2011) Proximal sensing of soil organic matter using the Veris® OpticMapper™. *2nd Global Workshop on Proximal Soil Sensing, Montreal, Quebec, Canada*. p 15-19.
- Machado FC et al. (2015) Spatial Dependence of electrical conductivity and chemical properties of the Soil by electromagnetic induction. *Revista Brasileira de Ciência do Solo* 39(4):1112-1120.
- Mathworks (2014a) Releases products.
- Mathworks (2014b) Statistics MATLAB, Natick, Massachusetts.
- McBratney A et al. (1992) A continuum approach to soil classification by modified fuzzy k-means with extragrades. *Journal of Soil Science* 43(1):159-175.
- McBride R et al. (1990) Estimating forest soil quality from terrain measurements of apparent electrical conductivity. *Soil Science Society of America Journal* 54(1):290-293.
- Medina H et al. (2017) Regional-scale variability of soil properties in Western Cuba. *Soil and Tillage Research* 166:84-99.
- Memarsadeghi N et al. (2007) A fast implementation of the ISODATA clustering algorithm. *International Journal of Computational Geometry & Applications* 17(01):71-103.
- Milburn P et al. (1989) Soil depth groups for agricultural land development planning in New Brunswick. *Can. Agric. Eng* 31:1-5.
- Molin JP et al. (2008) Establishing management zones using soil electrical conductivity and other soil properties by the fuzzy clustering technique. *Scientia Agricola* 65(6):567-573.
- Moral F et al. (2010) Delineation of management zones using mobile measurements of soil apparent electrical conductivity and multivariate geostatistical techniques. *Soil and Tillage Research* 106(2):335-343.
- Moral F et al. (2011) Site-specific management zones based on the Rasch model and geostatistical techniques. *Computers and Electronics in Agriculture* 75(2):223-230.
- Morier T et al. (2015) In-season nitrogen status assessment and yield estimation using hyperspectral vegetation indices in a potato crop. *Agronomy Journal* 107(4):1295-1309.
- Moshia M et al. (2015) Precision manure management on site-specific management zones: Topsoil quality and environmental impact. *Communications in Soil Science and Plant Analysis* 46(2):235-258.
- Moulin A et al. (2012) Yield response of potatoes to variable nitrogen management by landform element and in relation to petiole nitrogen—A case study. *Canadian Journal of Plant Science* 92(4):771-781.
- Mueller T et al. (2003) Soil electrical conductivity map variability in limestone soils overlain by loess. *Agronomy Journal* 95(3):496-507.
- Mulla D (1989) Soil spatial variability and methods of analysis. In: Soft, Crop, and Water Management Systems for Rainfed Agriculture in the Sudano-Sahelian Zone. *Proc Internat Workshop Jan 1987*:241-252.
- Mzuku M et al. (2005) Spatial variability of measured soil properties across site-specific management zones. *Soil Science Society of America Journal* 69(5):1572-1579.
- Nolin M et al. (1991) Variabilité des sols et stratégie d'échantillonnage dans les études pédologiques détaillées de la plaine de Montréal. *Canadian Journal of Soil Science* 71(4):439-451.

- Nyiraneza J *et al.* (2011) Short-range variability of nitrate and phosphate desorbed from anionic exchange membranes. *Soil Science Society of America Journal* 75(6):2242-2250.
- Ortega J (2002) Definición de sub-rodales para una silvicultura de precisión: una aplicación del método Fuzzy K-Means.
- Ortiz B *et al.* (2011) Delineation of management zones for southern root-knot nematode using fuzzy clustering of terrain and edaphic field characteristics. *Communications in soil science and plant analysis* 42(16):1972-1994.
- Oshunsanya S *et al.* (2017) Use of GIS to Delineate Site-Specific Management Zone for Precision Agriculture. *Communications in Soil Science and Plant Analysis* (just-accepted).
- Overstreet C *et al.* (2014) Site specific nematode management—Development and success in cotton production in the United States. *Journal of nematology* 46(4):309.
- Pachepsky Y *et al.* (2003) *Scaling methods in soil physics*. CRC press,
- Pedrera-Parrilla A *et al.* (2017) Concurrent temporal stability of the apparent electrical conductivity and soil water content. *Journal of Hydrology* 544:319-326.
- Peralta NR *et al.* (2013) Delineation of management zones with soil apparent electrical conductivity to improve nutrient management. *Computers and electronics in agriculture* 99:218-226.
- Peralta NR *et al.* (2015) Delineation of management zones to improve nitrogen management of wheat. *Computers and Electronics in Agriculture* 110:103-113.
- Power J *et al.* (1981) Effects of topsoil and subsoil thickness on soil water content and crop production on a disturbed soil. *Soil Science Society of America Journal* 45(1):124-129.
- Reynolds C *et al.* (2000) Estimating soil water-holding capacities by linking the Food and Agriculture Organization soil map of the world with global pedon databases and continuous pedotransfer functions. *Water Resour. Res* 36(12):3653-3662.
- Roberts DF *et al.* (2012) Relationships between soil-based management zones and canopy sensing for corn nitrogen management. *Agronomy journal* 104(1):119-129.
- Rosemary F *et al.* (2017) Exploring the spatial variability of soil properties in an Alfisol soil catena. *Catena* 150:53-61.
- Saey T *et al.* (2009) Comparing the EM38DD and DUALEM-21S sensors for depth-to-clay mapping. *Soil Science Society of America Journal* 73(1):7-12.
- Saleh A *et al.* (2014) Delineation of site-specific management zones by fuzzy clustering of soil and topographic attributes: A case study of East Nile Delta, Egypt. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. IOP Publishing, p 012046.
- Santos ROd *et al.* (2017) Spatial variability of soil fertility and its relation with cocoa yield. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* 21(2):88-93.
- Serrano J *et al.* (2014) Spatial and temporal patterns of apparent electrical conductivity: DUALEM vs. Veris sensors for monitoring soil properties. *Sensors* 14(6):10024-10041.
- Shaner D *et al.* (2008) How well does zone sampling based on soil electrical conductivity maps represent soil variability? *Agronomy Journal* 100(5):1472-1480.
- Sheets KR *et al.* (1995) Noninvasive soil water content measurement using electromagnetic induction. *Water resources research* 31(10):2401-2409.

- Sheldrick B et al. (2008) Particle size distribution. *Soil sampling and methods of analysis* (2008):490-511.
- Simard R et al. (1998) Application of precision farming to potato production in Québec. *Better Crops* 82(2):22-24.
- Simpson D et al. (2009) Evaluating the multiple coil configurations of the EM38DD and DUALEM-21S sensors to detect archaeological anomalies. *Archaeological Prospection* 16(2):91-102.
- StatCan (2016) Statistique Canada, Superficie, production et valeur à la ferme des pommes de terre. *Bulletin de service* 22-008-X au catalogue:<http://www5.statcan.gc.ca/cansim/a47>.
- Sudduth K et al. (2001) Accuracy issues in electromagnetic induction sensing of soil electrical conductivity for precision agriculture. *Computers and electronics in agriculture* 31(3):239-264.
- Sudduth KA et al. (2003) Comparison of electromagnetic induction and direct sensing of soil electrical conductivity. *Agronomy Journal* 95(3):472-482.
- Thomas A et al. (2006) Ground penetrating radar interpretation as a function of soil response complexity in utility mapping. *Proceedings of the 11th International Conference on Ground Penetrating Radar*.
- Thornley JH et al. (1990) A mathematical approach to plant and crop physiology. *A mathematical approach to plant and crop physiology*.
- Tiessen H et al. (1993) Total and organic carbon. *Soil sampling and methods of analysis*:187-199.
- Toy CW et al. (2010) Comparing electromagnetic induction and ground penetrating radar techniques for estimating soil moisture content. *Ground Penetrating Radar (GPR), 2010 13th International Conference on*. IEEE, p 1-6.
- Tripathi R et al. (2015) Delineation of soil management zones for a rice cultivated area in eastern India using fuzzy clustering. *Catena* 133:128-136.
- Valente DSM et al. (2014) Spatial variability of apparent electrical conductivity and soil properties in a coffee production field. *Engenharia Agrícola* 34(6):1224-1233.
- Vasu D et al. (2017) Assessment of spatial variability of soil properties using geospatial techniques for farm level nutrient management. *Soil and Tillage Research* 169:25-34.
- Viscarra Rossel R et al. (2011) Proximal soil sensing: an effective approach for soil measurements in space and time. *Advances in agronomy*.
- Wang X et al. (2008) In vitro differentiation of mouse embryonic stem (mES) cells using the hanging drop method. *JoVE (Journal of Visualized Experiments)* (17):e825-e825.
- West GH et al. (2017) Addressing Groundwater Declines with Precision Agriculture: An Economic Comparison of Monitoring Methods for Variable-Rate Irrigation. *Water* 9(1):28.
- Wilke B-M (2005) Determination of chemical and physical soil properties. *Monitoring and Assessing Soil Bioremediation*:47-95.
- Williams BG et al. (1987) The use of electromagnetic induction to detect the spatial variability of the salt and clay contents of soils. *Soil Research* 25(1):21-27.
- Xin-Zhong W et al. (2009) Determination of management zones for a tobacco field based on soil fertility. *Computers and Electronics in Agriculture* 65(2):168-175.

- Xu X *et al.* (2014) Measuring soil layer thickness in land rearrangement with GPR data. *Measurement Science and Technology* 25(7):075802.
- ZebARTH B *et al.* (2007) Gestion de l'azote pour la pomme de terre : Recommandations générales. *Programme d'atténuation des gaz à effet de serre (GES)* 83(5):1-4.
- Zhang Y *et al.* (2016) Single-image crowd counting via multi-column convolutional neural network. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. p 589-597.
- Ziadi N *et al.* (2008) Soil Sampling and Methods of Analysis Lewis publishers Toronto.