

# Quelle plus-value pour le suivi des essais au champ de l'exploitation des informations géo-localisées des capteurs de proxi et télédétection avec des méthodes géomatiques ?

Vladimir Goutiers<sup>1</sup>, Paul Laurent<sup>1</sup>

**Résumé.** L'étude traite de l'intérêt d'utiliser des outils de géolocalisation et de mesures physiques haut débit en expérimentation végétale à l'INRA pour appréhender l'hétérogénéité spatiale intraparcellaire. Un travail exploratoire a été engagé sur le Domaine expérimental de Toulouse Auzeville. Nous présentons une comparaison de résultats d'estimation des paramètres biophysiques pour le suivi des sols et des couverts prairiaux, entre des mesures réalisées au champ (LAI : leaf area index), et des mesures acquises par des capteurs de proxi et télédétection, telles que : la résistivité électrique apparente des sols et des images multispectrales de drone. La chaîne d'analyse des informations est décrite afin de présenter les points faibles et les points forts de ces approches. Dans nos conditions expérimentales la résistivité électrique s'avère être un bon indicateur pour cartographier les propriétés de la couche travaillée des sols (fertilité, texture et concentration en calcaire). Il en est de même pour les indices de télédétection agronomique qui rendent bien compte de la variabilité des couverts végétaux prairiaux. Nous pouvons conclure dans nos conditions d'essai que ces méthodes et techniques de cartographie haut débit des propriétés du sol et des couverts peuvent être très utiles à l'expérimentateur en production végétale. Elles permettent de mieux appréhender la variabilité spatiale de la parcelle dans les étapes de conception du plan d'expérience et dans l'étape d'interprétation des résultats d'expérimentations factorielles.

**Mots clés :** géomatique, télédétection agronomique, GNSS, physico-chimie des sols, indice de surface foliaire, résistivité électrique, drone

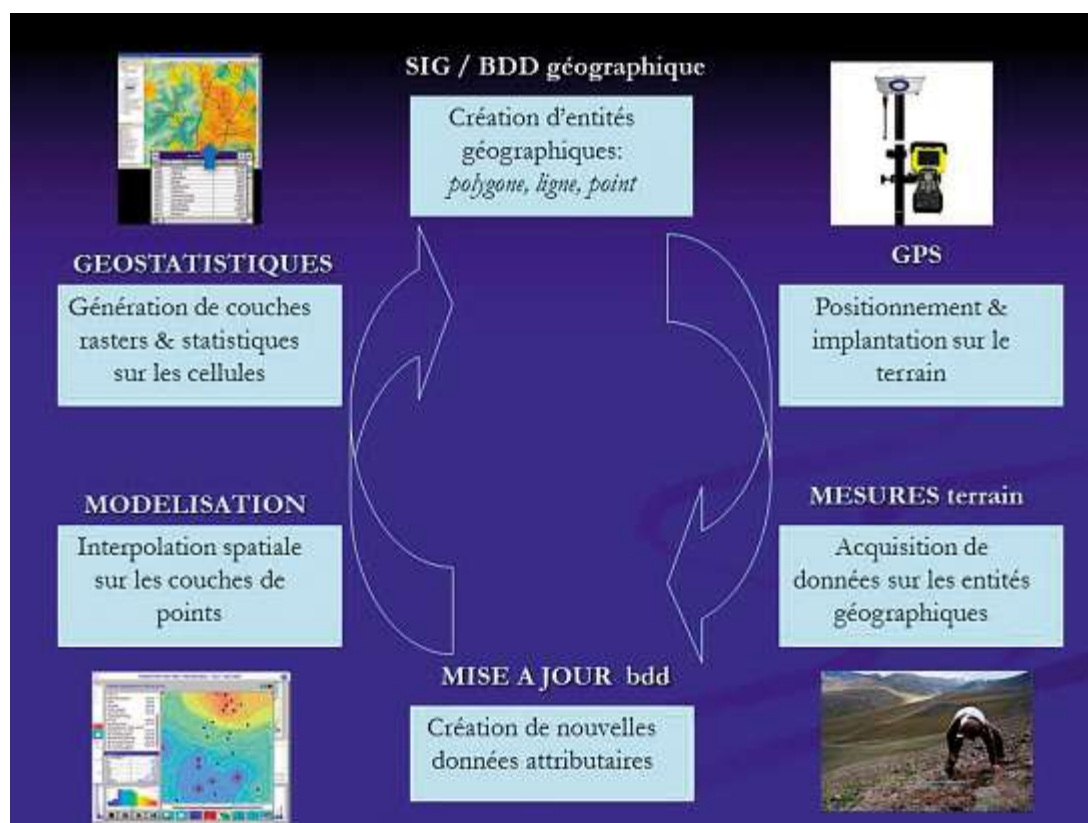
## Introduction

L'agriculture de précision mobilise depuis de nombreuses années les images multispectrales de télédétection pour caractériser l'état nutritionnel des couverts cultivés (Coquil et Bordes, 2005). De nouvelles technologies plus souples à mettre en œuvre pour l'expérimentateur de terrain sont maintenant disponibles sur le marché (aéromodélisme volant à basse altitude avec pilotage par l'utilisateur). Nous présentons ici une des solutions de drone civil permettant de recueillir des images multispectrales à une résolution de 15 cm.

En télédétection les images multispectrales permettent de calculer des indices de végétation. Ces indices sont bâtis en transformant des luminances mesurées à partir de capteurs embarqués, en grandeurs ayant une signification dans le domaine de l'environnement (paramètres biophysiques des couverts végétaux). De très nombreux indices de végétation ont été créés et utilisés ces quarante dernières années (Bannari et al., 1995). Une des difficultés est donc de choisir l'indice mettant en évidence le phénomène que l'expérimentateur veut mesurer. L'indice le plus connu et le plus utilisé est l'indice de végétation par différence normalisée ou indice de Tucker NDVI (normalized difference vegetation index) (Tucker, 1979). Cet indice est utilisé pour évaluer l'état nutritionnel azoté d'un couvert. Parmi les variables du couvert végétal à estimer, l'indice foliaire (LAI : leaf area index) est le plus utilisé en agriculture. Il caractérise la taille des surfaces d'échange (rayonnement, eau, carbone) avec l'atmosphère (Baret, 1999) et permet de rendre compte de l'hétérogénéité parcellaire à partir des couverts végétaux. Des relations entre NDVI et LAI ont été mises en évidence (Dubois, 2003), ces deux paramètres réagissent de façon identique dans le domaine spectral pour les mêmes structures végétales. La cartographie de la résistivité électrique apparente du sol est une autre méthode pour rendre compte de l'hétérogénéité intra et interparcellaire dans les dispositifs expérimentaux. L'utilisation de cette technologie de par la densité spatiale des points de mesure permet une très bonne estimation de la variabilité spatiale à l'échelle de la parcelle de certaines propriétés du sol comme la teneur

1 INRA, UMR 1248 AGroécologie Innovations Ruralités, F- 31326 Castanet-Tolosan, France ; Vladimir.Goutiers@toulouse.inra.fr

en argile, la charge en cailloux ou la présence de calcaire (Moeys et al., 2006). Actuellement, les technologies GNSS (global navigation satellite system) et SIG (système d'information géographique) sont assez peu utilisées dans le domaine de l'expérimentation végétale à l'INRA (Institut national de la recherche agronomique). En partenariat avec l'Unité expérimentale d'Auzeville, nous avons donc engagé un travail exploratoire afin d'analyser les possibilités d'utilisation en routine de ces technologies dans les métiers de l'expérimentation. L'étude présentée ici est une illustration d'un cas concret d'intégration de ces nouveaux outils dans la chaîne d'analyses des résultats d'un essai. La **Figure 1** est une illustration de la démarche appliquée.



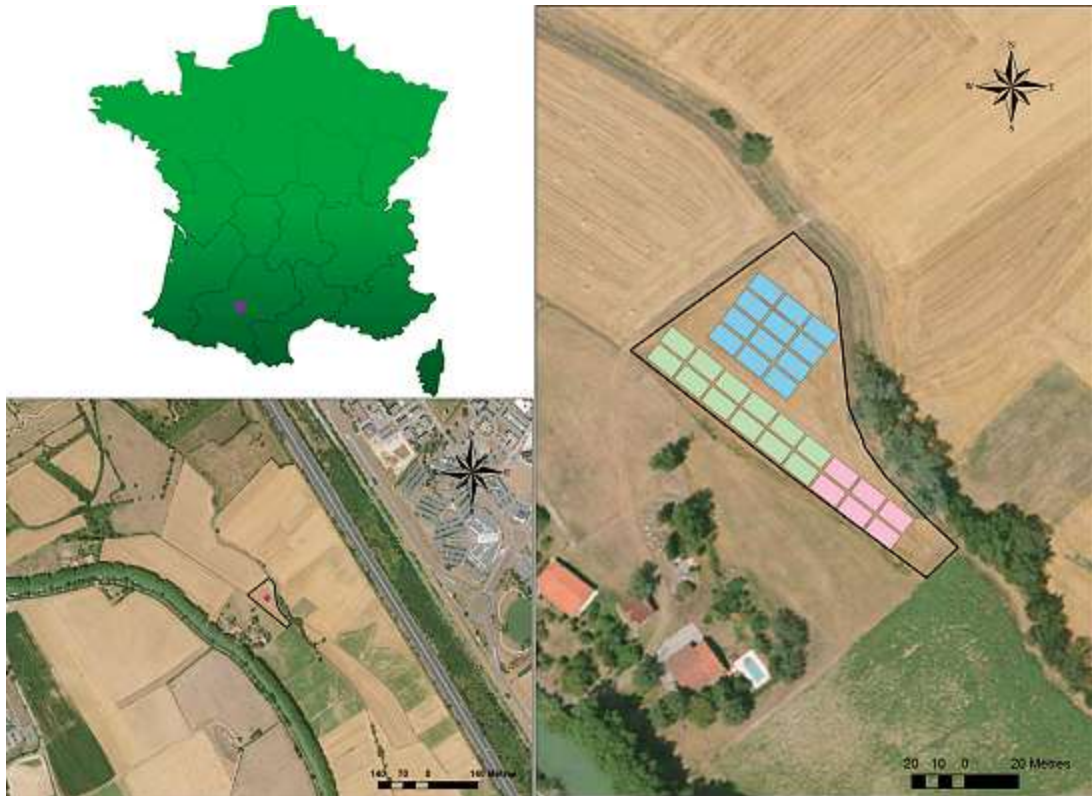
*Figure 1. Chaîne d'analyses appliquée sur un dispositif expérimental.*

Au travers de cet article nous cherchons à démontrer que l'utilisation des outils de statistiques spatiales permet de caractériser les sols et les couverts végétaux d'une expérimentation et de rendre compte de l'hétérogénéité (intra et interparcellaire). L'étude porte sur la comparaison de résultats issus de mesures au champ et de données produites par télédétection et cartographie de résistivité apparente du sol. Après avoir présenté rapidement la méthode utilisée pour la conception et la mise en place de l'essai, nous exposerons la manière dont nous avons géré l'acquisition et le traitement des données géolocalisées et issues de proxidtection. Nous nous intéresserons aux corrélations entre les paramètres physico-chimiques du sol et la résistivité électrique apparente sur une grille de points de prélèvement. Nous présenterons ensuite les résultats issus de l'analyse des couches modélisées par interpolation spatiale sous la forme d'une matrice de corrélation. Ces éléments seront complétés par une analyse des relations existantes entre indices de télédétection agronomiques et une variable biophysique (LAI) mesurée au sol. L'objectif de ces indicateurs est de pouvoir cartographier à haut débit l'hétérogénéité parcellaire.



## Matériels et méthodes

Les parcelles sont situées sur le Domaine expérimental d'Auzeville. L'essai support d'étude est un dispositif en bloc aléatoire complet de trente microparcelles implanté en octobre 2010 avec des couverts prairiaux utilisés en fauche (**Figure 2**). Le dispositif couvre une surface de 2000 m<sup>2</sup>. Nous étudions l'effet des facteurs biotiques et abiotiques (composition du couvert, alimentation hydrique et minérale) sur la cinétique de constitution de la matière sèche produite. Il est indispensable pour nous d'intégrer la variabilité intraparcellaire afin d'interpréter nos résultats.



*Figure 2. Parcelle expérimentale support d'essai. Copyright « © IGN – BD ORTHO 2010 »*

Pour concevoir le plan d'expérience nous avons utilisé le logiciel ArcGIS-Arcinfo 10 avec les extensions ET GeoWizard et Graphics and Shapes. Les microparcelles ainsi constituées ont été implantées au champ à l'aide d'un GNSS Trimble R6 sur canne avec correction différentielle RTK (real time kinematic) de précision centimétrique. Des mesures de résistivité électrique ont été faites avec le système ARP® (automatic resistivity profiling) de la société Géocarta<sup>2</sup>. Trois profondeurs ont été prospectées (voie 1 : 0-50 cm, voie 2 : 0-100 cm et voie 3 : 0-150 cm). Le descriptif de la méthode de mesure est décrit dans l'article de Séger et al., (2014).

Pour interpréter cette caractérisation géophysique des microparcelles, nous avons réalisé des analyses physico-chimiques sur des prélèvements de sol de la couche labourée collectés au centre de chacune d'entre elles (**Figure 3**). Nous avons ainsi construit par interpolation spatiale 20 couches thématiques au format raster correspondant à l'ensemble des variables physico-chimiques mesurées. La résolution spatiale de ces couches est de 15 cm comme pour les images multispectrales. Durant la saison de végétation 2013 nous avons recueilli des images multispectrales grâce au drone de la société Airinov<sup>3</sup> avant chaque fauche de la végétation pour quatre longueurs d'onde (vert 550 nm, rouge 660 nm, red-edge 735 nm et proche infrarouge 790 nm). Grâce à ces photographies aériennes nous avons calculé 19 indices de végétation fréquemment utilisés en télédétection (Girard et Girard, 2010). En parallèle, nous avons relevé au sol sur 138 points géoréférencés l'indice de surface foliaire (LAI) avec un appareil de mesure LAI2000 de la marque LI-COR. Les points de mesures ont été implantés de façon équidistante sur les diagonales des rectangles constituant les microparcelles.

2 <http://www.geocarta.net>

3 [www.airinov.fr](http://www.airinov.fr)

Toutes les données ont été analysées avec le logiciel de statistique SPAD 8 et l'extension Spatial Analyst d'Arcgis. Notre stratégie méthodologique pour mettre en évidence les liens entre les mesures de capteurs, les paramètres du sol et les propriétés des couverts a porté sur deux niveaux : (i) explorer les relations statistiques entre des propriétés physico-chimiques des sols et leur résistivité électrique apparente ; (ii) explorer les relations statistiques entre des variables biophysiques (LAI) mesurées au sol et des indices de télédétection agronomiques construits à partir d'images multispectrales obtenues par vol de drone. Les données ponctuelles (analyses de terre et résistivité) ont été spatialisées par interpolation à l'aide d'une méthode de pondération par l'inverse de la distance (IDW) (Watson et Philip, 1985). Nous avons ensuite vérifié si les relations statistiques entre les couches thématiques ainsi modélisées étaient conservées par rapport aux relations établies sur les données brutes. L'analyse intercouches thématiques s'est appuyée sur une méthode de comparaison des valeurs de pixels pour établir un coefficient de détermination de Pearson.



*Figure 3. Points de prélèvement des échantillons de sol pour analyses physico-chimiques (N=30).  
Copyright « © IGN – BD ORTHO 2010 »*

## Résultats

L'ensemble des couches constituées à partir des variables mesurées a été intégré dans une base de données géographique. Cette dernière a été ensuite exploitée pour réaliser les analyses statistiques. Voici les principaux résultats que nous pouvons mettre en évidence dans nos conditions expérimentales.

### Corrélation entre les propriétés physico-chimiques et la résistivité électrique apparente des sols

#### *Comparaison au niveau des points de prélèvement des sols*

La résistivité électrique apparente est toujours corrélée à certains cations (K et Na) du sol quelle que soit la profondeur prospectée par les électrodes. De même il existe une relation positive entre la teneur en sables de l'horizon labouré et la valeur de résistivité. Les mesures réalisées sur les voies profondes (voie 2 ou 3) permettent



d'obtenir de meilleures prédictions des variables physico-chimiques (texture, cations...) que la voie 1. De nouvelles corrélations non observées sur la couche 0-50 cm (voie 1) sont mises en évidence entre les concentrations en phosphore Olsen et en CaCO<sub>3</sub> de la couche labourée et la mesure de résistivité des voies profondes (**Tableau 1**).

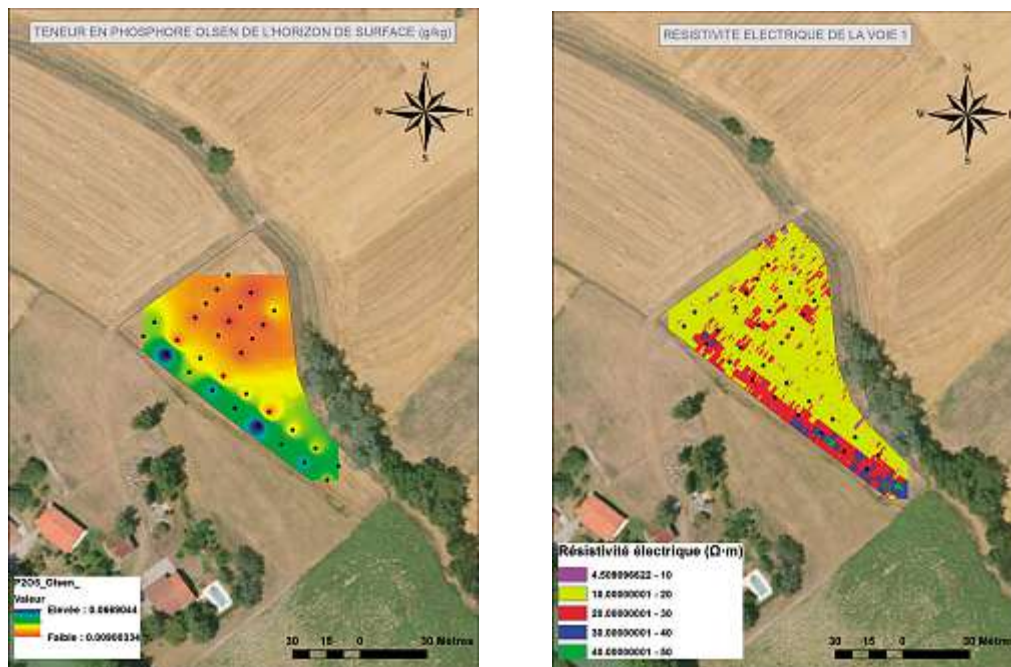
**Tableau 1.** Corrélations entre la résistivité électrique apparente de la couche 0-150 cm et les variables physico-chimiques du sol de la couche labourée (coefficient de corrélation de Pearson, p-value, effectif)

Corrélations avec les variables continues  
De la variable : Resistivite\_voie3

Variable caractéristique	Valeur-Test	Corrélation	Probabilité	Poids
Resistivite_voie2	9.04	0.94	0.000	30
Sables grossiers	5.16	0.76	0.000	30
Sables	5.06	0.75	0.000	30
P2O5 Olsen	4.37	0.69	0.000	30
Resistivite_voie1	4.26	0.67	0.000	30
K éch.	3.87	0.63	0.000	30
P2O5 Joret Hebert	2.86	0.50	0.002	30
Limons fins	-2.39	-0.43	0.008	30
pH eau	-2.44	-0.44	0.007	30
Limons grossiers	-3.49	-0.59	0.000	30
Limons	-4.15	-0.66	0.000	30
CaCO3	-4.75	-0.72	0.000	30
Na éch.	-5.54	-0.79	0.000	30

#### Comparaison entre les couches interpolées spatialement

A la lecture des cartes (**Figure 4**) nous pouvons déjà observer des liaisons entre les couches interpolées. Nous devons maintenant confirmer qu'il existe bien des relations statistiques entre les couches et que ces relations sont identiques à ce que nous avons observé sur les données brutes liées aux points de prélèvement. Si nous ne mettons pas en évidence les mêmes tendances, l'utilisation des statistiques spatiales n'apportera alors aucune plus-value pour rendre compte de l'hétérogénéité intra et interparcelleaire.



**Figure 4.** Résultats de l'interpolation spatiale (IDW) pour la résistivité électrique de la couche 0-50cm et de la teneur en P2O5 Olsen. Copyright « © IGN – BD ORTHO 2010 »

En examinant la matrice de corrélations présentée en **Tableau 2**, nous pouvons constater que la résistivité voie 1 sur la couche 0-50 cm est faiblement corrélée aux variables physico-chimiques de l'horizon labouré du sol. Nous retrouvons les mêmes tendances que sur l'analyse statistique réalisée sur les points de prélèvement bruts, à savoir un lien avec le sodium échangeable ( $r = -0,42$ ) et le potassium échangeable ( $r = 0,38$ ). Les paramètres calcium échangeable et sables sont très mal restitués ( $r = -0,07$  et  $r < 0,2$ ). D'une façon générale l'intensité des corrélations construites à partir de cette modélisation est insuffisante. L'utilisation d'interpolations spatiales constituées sur des jeux de données ayant des densités d'information différentes dégrade la qualité des relations statistiques entre la résistivité de la couche 0-50 cm et les paramètres physico-chimiques du sol.

Si l'on s'intéresse à la voie 2 (0-100 cm) et à la voie 3 (0-150 cm) nous retrouvons des relations statistiques similaires entre les données brutes et les données modélisées. Les principaux paramètres agronomiques liés à la résistivité sont dans les deux cas de figure identiques : potassium (K), sodium (Na), phosphore Olsen, calcaire ( $\text{CaCO}_3$ ). Globalement, la modélisation dégrade légèrement la qualité de la corrélation. Nous pouvons illustrer cela avec le sodium qui est la variable dont la force de liaison est la plus importante dans notre étude. Sur la voie 3 le coefficient de corrélation ( $r$ ) est de  $-0,79$  pour l'analyse sur les données brutes contre  $-0,57$  sur l'analyse obtenue à partir des couches thématiques interpolées.

*Tableau 2. Matrice de corrélations entre les cellules des couches thématiques interpolées (coefficient de corrélation de Pearson)*

Couches thématiques	Résistivité v1	Résistivité v2	Résistivité v3
Résistivité v1	1.00	0.83	0.71
Résistivité v2	0.83	1.00	0.92
Résistivité v3	0.71	0.92	1.00
Argiles	0.01	0.02	0.02
Limons fins	-0.01	-0.03	-0.02
Limons grossiers	-0.13	-0.21	-0.21
Sables fins	-0.01	-0.06	-0.04
Sables grossiers	0.19	0.27	0.33
Carbone organique	0.15	0.23	0.23
Azote total	0.15	0.24	0.24
pH eau	-0.37	-0.50	-0.54
CaCO <sub>3</sub>	-0.31	-0.47	-0.52
P2O5 Olsen	0.40	0.56	0.62
CEC	-0.03	0.05	0.05
Ca éch	-0.07	-0.02	-0.02
Mg éch	0.12	0.25	0.31
Na éch	-0.42	-0.55	-0.57
K éch	0.38	0.50	0.49
Fe éch	-0.12	-0.18	-0.19
Al éch	-0.13	-0.22	-0.26

Dans notre cas d'étude l'utilisation de la résistivité s'est avérée efficace pour rendre compte de l'hétérogénéité de certaines propriétés du sol : la texture de surface, la fertilité et la teneur en carbonate de calcium sur les points de prélèvements bruts. Les relations statistiques établies sur les points de prélèvement sont meilleures que celles établies sur les couches interpolées pour les trois voies. Cependant cette spatialisation d'informations agronomiques permet à l'expérimentateur de cartographier les variations dans l'espace et de faire ressortir des zones homogènes.



### Corrélation entre les variables biophysiques (LAI) mesurées au sol et des indices de télédétection agronomiques

L'expression de la végétation est un autre moyen d'évaluer l'hétérogénéité parcellaire. Nous avons donc exploré cette piste en cherchant à mettre en lumière des relations entre nos 138 points de mesures de LAI au sol et les 19 indices de télédétection calculés à partir des images multispectrales obtenues par vol de drone. Pour cela nous avons extrait les valeurs des pixels des différentes couches d'indices de végétation correspondant aux points de mesures au sol. De nombreux indices présentent un intérêt pour prédire la valeur du LAI (coefficient de corrélation de Pearson de 0,8 et plus). Dans nos conditions expérimentales le GVI (green ratio vegetation index, Proche InfraRouge/Vert) est le plus performant pour apprécier cette valeur ( $r=0,86$ ).

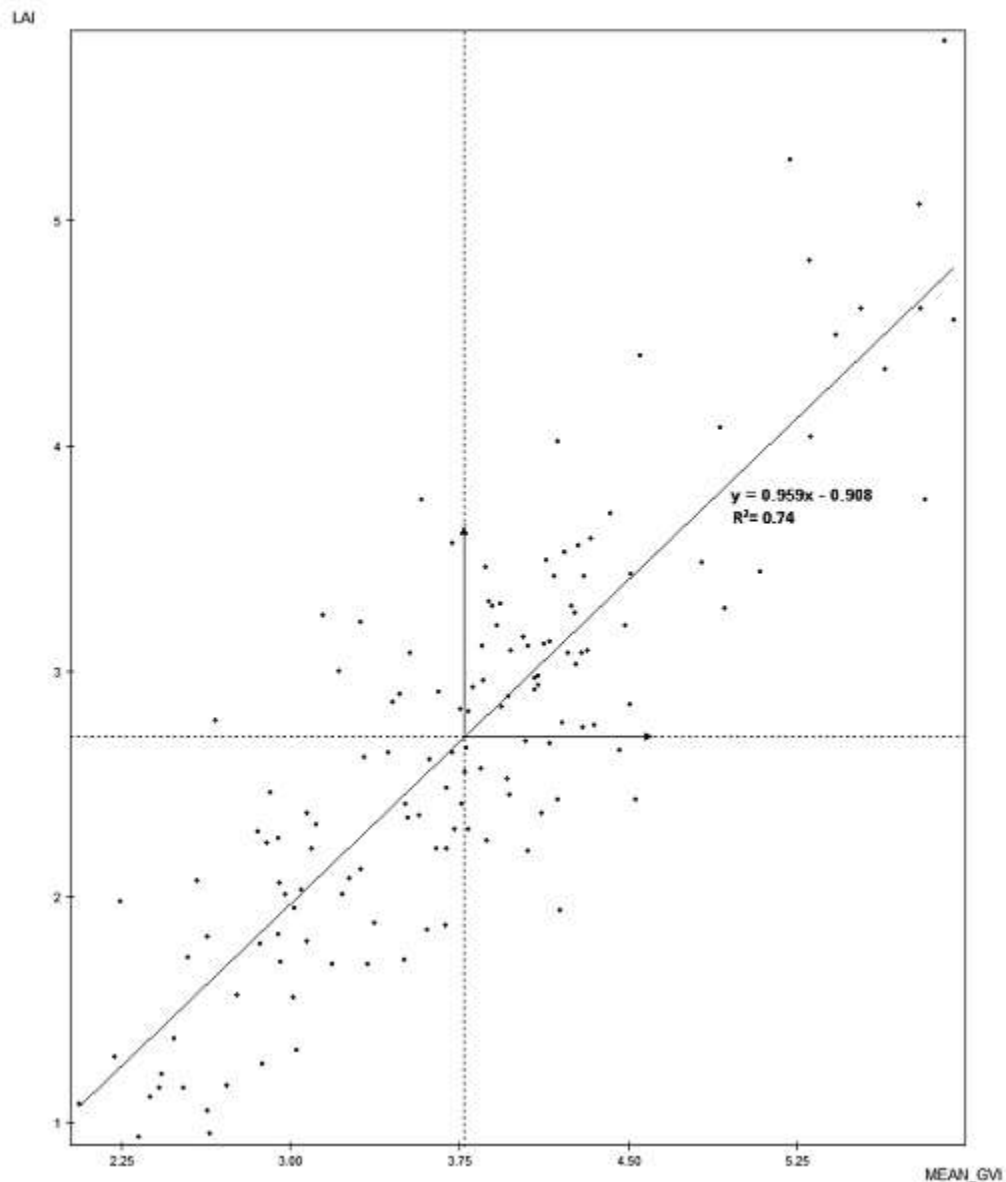


Figure 5. Relation entre l'indice GVI (mesures drone) et l'indice de surface foliaire LAI (mesuré au sol).

Il existe une relation linéaire assez robuste entre le LAI mesuré au sol et le GVI estimé sur les images drone pour les couverts étudiés (Figure 5). La variabilité de la végétation est assez bien prédite dans notre essai. La proxidtection est une solution efficace pour réaliser de la cartographie à haut débit de couverts végétaux prairiaux hétérogènes avec une résolution spatiale d'environ 15 cm.

## Discussion et conclusion

L'étude des caractéristiques des sols et de la végétation sont deux approches intéressantes et complémentaires pour appréhender l'hétérogénéité parcellaire.

La résistivité électrique apparente permet de quantifier la variabilité spatiale des potentialités agronomiques d'un sol. Pour que cette méthode soit efficace et permette d'obtenir des relations robustes entre les variables à prédire et les mesures de résistivité, il faut disposer d'un nombre conséquent de points de mesures physico-chimiques (cations, granulométrie, pH, phosphore phytodisponible). Dans notre cas d'étude nous pouvons dire que notre modèle spatial pour les analyses physico-chimiques est construit sur un nombre trop faible de points de mesure. A contrario, il y a beaucoup de points de mesure pour la résistivité avec un modèle spatial robuste en sortie. Ceci a une incidence sur la qualité des relations statistiques établies entre les différents types de variables. Une piste d'amélioration pourrait consister à utiliser d'autres méthodes géostatistiques pour construire des représentations plus fidèles à la réalité mesurée. Ces premiers résultats d'interpolation nous conduisent à nous questionner sur la robustesse des relations statistiques entre des couches issues de modèles construits sur des populations ayant des effectifs de forte amplitude. Ce dernier point mériterait d'être approfondi dans le cadre d'un travail spécifique.

Les relations mises en évidence sur les points de prélèvement bruts (N=30) en comparant deux à deux résistivité et variables physico-chimiques sont plus satisfaisantes. Il serait intéressant de densifier le réseau de points de mesures pour augmenter la qualité de la prédiction. Cette étude a démontré dans son domaine de validité qu'il existe un lien entre la résistivité électrique et des paramètres d'importance qui reflètent la fertilité, la texture et la concentration en calcaire du sol

La télédétection agronomique apparaît très robuste pour caractériser l'état des couverts végétaux. En exploitant les images multispectrales nous avons spatialisé à très haute résolution des valeurs d'indices de végétation capables d'estimer les valeurs de LAI mesurées au sol sur nos couverts. Les relations statistiques sont robustes pour huit indices. Dans nos conditions d'expérimentation l'indice GVI est le plus efficace pour prédire l'indice de surface foliaire (LAI). La relation linéaire produite retranscrit bien la variabilité intraparcellaire de la taille des surfaces d'échange variant de 1 à 6 m<sup>2</sup> de feuilles par m<sup>2</sup> de sol dans notre dispositif (**Figure 5**). Ce type d'approche donne des résultats fiables mais nécessite un travail conséquent de construction des équations de prédiction et de validation des modèles. L'étape d'acquisition de données sur le terrain est importante la première année. C'est ensuite le drone qui effectue les mesures de suivi pluriannuel. Il faut cependant réaliser quelques points de contrôle au sol chaque année afin de vérifier la robustesse des prédictions. Au final c'est un gain de temps pour l'expérimentateur en production végétale. Pour mener à bien ce travail, nous avons utilisé des mesures spectrales dans quatre longueurs d'onde. Afin d'aller plus loin dans cette étude, nous envisageons de réaliser selon le même protocole une série de mesures avec un capteur hyperspectral et ainsi avoir accès à un panel d'indices plus important pour améliorer la puissance prédictive de nos équations. Ce criblage se justifie pleinement dans le cas des prairies multispécifiques qui restent des couverts peu étudiés jusqu'à présent à la différence des cultures et forêts.

Cette démarche méthodologique, dans nos conditions d'essai, nous permet de conclure que :

- (i) l'utilisation des outils de géolocalisation et de mesures physiques haut débit apporte une plus-value dans le métier de l'expérimentation. Cette amélioration se traduit par l'intégration de la variabilité parcellaire dans les étapes de conception du plan d'expérience, un gain de cohérence dans l'interprétation des résultats d'expérimentations factorielles ;
- (ii) les outils de statistiques spatiales sont robustes pour caractériser et cartographier l'hétérogénéité des propriétés physico-chimiques des sols ou de certaines variables biophysiques uniquement si les relations sont construites sur un nombre suffisant de points.





## Remerciements

Nous remercions Minh Nguyen pour sa contribution à ce travail, Pierre Perrin pour son implication dans le développement des appareils piétons de mesures physiques et l'équipement en centrales d'enregistrements du dispositif d'essai. Nous tenons également à remercier le Laboratoire d'analyses des sols de L'INRA d'Arras pour la réalisation des dosages de caractérisation agronomique des sols. Nous remercions André Gavaland et Laurent Burnel pour leur relecture attentive et leurs conseils avisés.

## Références bibliographiques

- Bannari A, Morin D, Bonn F, Huete AR (1995) A review of vegetation indices. *Remote Sens Rev*, **13** : 95-120.
- Baret F (1999) Potentiel de la télédétection pour l'agriculture de précision. L'enjeu français de l'agriculture de précision, 8-11.
- Coquil B, Bordes JP (2005) *FARMSTAR : an efficient decision support tool for near real time crop management from satellite images*. Wageningen Academic Publishers. pp. 873-880.
- Dubois J (2003) L'importance de l'agrégation spatiale lors de l'estimation de l'indice foliaire de peuplements résineux par télédétection. Mémoire de Maîtrise en Sciences de l'environnement, Université du Québec Trois-Rivières, Québec.
- Girard MC, Girard CM (2010) *Traitement des données de télédétection*. 2<sup>e</sup> édition, Environnement et ressources naturelles, Dunod.
- Moeys J, Nicoulaud B, Dorigny A, Coquet Y, Cousin I (2006) Cartographie des sols à grande échelle : intégration explicite d'une mesure de résistivité apparente spatialisée à l'expertise pédologique. *Géotechnique*, **36**, 263-267.
- Séger M, Bourennane H, Mistou MN, Pasquier C, Giot G, Ubertosi M, Cousin I (2014) La mesure de résistivité électrique : un outil d'aide à la cartographie des sols. L'exemple de l'Unité expérimentale d'Epoisses. *Le Cahier des Techniques de l'INRA*, n° spécial GéoExpé, pp. 117-122.
- Tucker CJ (1979) Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sens Environ*, **8**, 127-150.
- Watson DF, Philip G (1985) A refinement of inverse distance weighted interpolation. Une meilleure précision de l'interpolation de la distance inverse pondérée. *Geo-processing* **2**, 315-327.