



HAL
open science

Modulation intra-parcellaire de la fertilisation azotée du blé fondée sur le modèle de culture Stics. Intérêt de la démarche et méthodes de spatialisation.

Martine Guerif, Vianney Houlès, Bruno B. Mary, Nicolas N. Beaudoin,
Jean-Marie J.-M. Machet, Sophie Moulin, Bernard B. Nicoullaud

► **To cite this version:**

Martine Guerif, Vianney Houlès, Bruno B. Mary, Nicolas N. Beaudoin, Jean-Marie J.-M. Machet, et al.. Modulation intra-parcellaire de la fertilisation azotée du blé fondée sur le modèle de culture Stics. Intérêt de la démarche et méthodes de spatialisation.. Agriculture de précision, Editions Quae, 2007, Update Sciences and Technologies, 978-2-7592-0019-1. hal-02824281

HAL Id: hal-02824281

<https://hal.inrae.fr/hal-02824281>

Submitted on 6 Jun 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Modulation intra-parcellaire de la fertilisation azotée du blé fondée sur le modèle de culture Stics et des indicateurs agroenvironnementaux.

Intérêt de la démarche et méthodes de spatialisation.

M. GUÉRIF, V. HOULÈS, B. MARY, N. BEAUDOIN, J.M. MACHET, S. MOULIN, B. NICOUILLAUD

Introduction

Nous avons montré dans l'article précédent comment un modèle de culture, grâce à la simulation d'un ensemble de variables d'état du système sol-plante, permet de raisonner la fertilisation azotée (*cf.* article Houlès et al. dans cet ouvrage et Houlès *et al.*, 2004).

Son utilisation dans le cadre de l'agriculture de précision, pour moduler spatialement les doses en fonction de l'hétérogénéité parcellaire, suppose que le modèle de culture est capable de rendre compte de l'effet de cette hétérogénéité.

Cela implique d'abord que la sensibilité du modèle soit adaptée à la gamme de variation des facteurs exprimant cette hétérogénéité. Nous avons montré dans l'article précédent que le modèle Stics était capable de simuler correctement des situations contrastées d'un point de vue de l'état de nutrition azoté. Nous savons par ailleurs qu'il simule également de façon assez satisfaisante des situations pédoclimatiques contrastées (Brisson *et al.*, 2001). Cela ne nous renseigne pas a priori sur sa capacité à décrire des situations moins contrastées, comme on pourra en rencontrer au sein des parcelles agricoles.

Cela implique d'autre part de disposer d'une description de la distribution spatiale des niveaux des facteurs responsables de l'hétérogénéité (Acock et Pachepsky, 1997), afin d'envisager une utilisation spatialement distribuée du modèle de culture. Cette description repose en premier lieu sur la définition d'une résolution spatiale - qui détermine la taille de l'unité de simulation, et sur une caractérisation des variables d'entrée et des conditions initiales requises pour chaque unité de simulation.

Plusieurs approches peuvent être mises en œuvre pour décrire les composantes de l'hétérogénéité (Chang, 2003) :

- i) la définition de zones homogènes par application de méthodes de classification à différentes données spatialisées (résistivité électrique des sols, cartes de rendement, cartes de relief, images de télédétection...) (Engel, 1997; Pringle, 2003)
- ii) la définition d'unités de sol basées sur des cartes pédologiques à haute résolution (Nicoullaud, 2001),
- iii) une approche par maillage régulier défini *a priori* permettant de décrire de façon exhaustive la variabilité (Paz *et al.*, 1999 ; McKinion *et al.*, 2001 ; Booltink *et al.*, 2001).

C'est cette dernière approche que nous avons retenue dans le cadre de cette étude. Le renseignement des variables d'entrée du modèle peut se faire grâce à une caractérisation très détaillée des sols : certaines variables sont accessibles par sondage régulier de la parcelle d'étude et détermination en tout point, d'autres le sont par utilisation d'une carte pédologique à grande échelle et des fonctions de pédotransfert associées pour lier les unités typologiques de sol et leurs propriétés fonctionnelles. Dans tous les cas, cette caractérisation constitue une entreprise très lourde (*cf.* articles Nicoullaud *et al.*; Beaudoin *et al.* dans cet ouvrage) et n'est bien sûr pas envisageable de façon opérationnelle. Des perspectives prometteuses dans ce domaine sont ouvertes avec les mesures de résistivité électrique des sols, mais nécessitent encore des développements théoriques afin de bien séparer les effets respectifs du matériau, de la teneur en eau et de la salinité de la solution du sol (Michot, 2003).

La télédétection est par contre un outil dont on a depuis plusieurs années bien cerné les possibilités qu'elle offre de caractériser les surfaces de façon exhaustive, avec des résolutions spatiales bien adaptées à l'échelle infraparcellaire (*cf.* Moulin *et al.*, dans cet ouvrage). Dans le domaine solaire en particulier, elle permet d'accéder à certaines propriétés de surface des sols (albédo, teneur en matière organique, en calcaire,...), mais aussi et surtout aux caractéristiques du couvert (indice foliaire, teneur en chlorophylle) qui sont une expression -entre autres facteurs - des propriétés des sols. Nous proposons ici une méthode de spatialisation du modèle, qui consiste à utiliser des informations obtenues par télédétection en cours de culture pour corriger les estimations du modèle, au travers de ce que l'on appelle l'assimilation des données. Cette assimilation repose sur une re-estimation de certaines variables d'entrée et de conditions initiales mal ou pas connues. Elle permet ainsi d'adapter le modèle localement à l'hétérogénéité intra parcellaire (Guérif *et al.*, 2001a). Nous décrivons dans ce chapitre comment mettre en œuvre ces méthodes pour spatialiser le modèle de culture Stics présenté précédemment et l'utiliser pour élaborer des préconisations de fertilisation azotée spatialement modulée.

Auparavant, nous proposons dans une première partie, d'évaluer l'intérêt d'une modulation spatiale de la fertilisation azotée par comparaison à un apport uniforme, du double point de vue du gain de l'agriculteur et des conséquences environnementales, en utilisant le modèle de culture. C'est en effet une question importante, qui est fréquemment posée par les utilisateurs potentiels de l'agriculture de précision et à laquelle l'expérimentation permet difficilement d'apporter une réponse suffisamment générale. En revanche, le recours à la simulation numérique, s'il comporte des limites liées à l'erreur du modèle et de la caractérisation des propriétés des sols, permet d'explorer un ensemble de situations climatiques ou de structure de la variabilité des parcelles beaucoup plus vaste. Nous conduirons cette évaluation en mettant en œuvre l'approche basée sur une caractérisation pédologique classique à très grande échelle, sur deux parcelles différentes, correspondant à des types de variabilité spatiale des sols différentes.

Dans une deuxième partie, nous exposerons la méthode d'assimilation de données de télédétection que nous avons développée et qui consiste en une estimation de certains paramètres et variables d'entrée du modèle et nous comparerons les performances de cette approche à celles d'une approche basée sur la caractérisation pédologique classique à très grande échelle. Les résultats seront évalués en terme de précision d'estimation des variables de sortie du modèle, en nous focalisant sur le rendement pour lequel nous disposons de mesures spatialisées.

Le site et les données

Le site d'étude est constitué de deux parcelles de 10 ha au sein d'une exploitation agricole située à Chambry, près de Laon (Aisne) suivies de 1999 à 2003 qui a servi de support à un ensemble d'études tant de caractérisation du sol, que des cultures (Guérif *et al*, 2001b). La topographie et la couverture pédologique de ces deux parcelles sont illustrées dans l'article de Nicoulaud *et al*. dans cet ouvrage. La parcelle 1 (P1) présente une topographie peu accentuée (3 m de dénivelé). Le substrat est composé de craie cryoturbée remaniée et présentant fréquemment une grève calcaire. Il est plus ou moins recouvert de dépôts éoliens, ce qui engendre une forte hétérogénéité spatiale à l'échelle du mètre. La parcelle 2 (P2) se situe en position haute sur la plaine et présente une topographie plus nette (7 m de dénivelé). Le substrat est composé de craie blanche avec un niveau de craie sableuse magnésienne. La craie a également subi une cryoturbation et peut être recouverte de sables et de limons éoliens. Le sommet de la parcelle, soumis à l'érosion éolienne, est occupé de sols calcaires. En revanche, le versant opposé possède des sols profonds limoneux et moins calcaires. L'hétérogénéité spatiale de cette parcelle semble plus fortement structurée et la portée des variogrammes concernant les variables de texture sont nettement plus élevées que celles de la parcelle 1 ; de même, pour la teneur en calcaire, la portée est de 60 m pour P1, traduisant la présence de taches calcaires, alors que le variogramme est linéaire pour P2, traduisant la présence d'un gradient régulier.

Nous évaluons l'intérêt d'une modulation spatiale de la fertilisation azotée sur les deux parcelles P1 et P2. La spatialisation du modèle par assimilation de données n'est par contre réalisée que sur la parcelle P1 cultivée en blé (var. Shango) en 1999-2000 et validée en 2001-2002. D'autre part, en 2001-2002, un dispositif de fertilisation azotée en carré latin (3 doses x 3 répétitions) a été mis en place sur P1 afin de tester le matériel d'épandage modulé sur le troisième apport d'engrais (apporté sous forme solide : ammonitrate en granulés). L'engrais utilisé en 1999-2000 était une solution azotée (mélange de 50 % d'urée et 50 % de nitrate d'ammonium).

La caractérisation du sol

Elle a été réalisée selon 2 grands types de prospection et de mesures :

- une cartographie pédologique à très grande échelle (1 / 3000) associée à des règles de pédotransfert locales (*cf.* article de Beaudoin et al. dans cet ouvrage) ;
- une grille de sondage régulière (espacement des points de grille : 36 m, conduisant à 81 ou 82 points par parcelle) associée à l'extraction de 5 carottes de 30 cm (profil de 0 à 150 cm) et mesures au laboratoire. Des mesures complémentaires ont été réalisées avec un pas d'espace plus fin (2 à 12 m) sur 2 directions orthogonales en 4 endroits de chaque parcelle (4 croix par parcelle), afin de caractériser la variabilité des grandeurs mesurées à faible distance et permettre l'interpolation spatiale par modélisation du semi-variogramme et krigeage.

Table 1. Présentation des variables d'entrée du modèle Stics décrivant les propriétés du sol et de leurs méthodes d'acquisition respectives. *i* désigne le numéro de l'horizon et prend les valeurs 1 à 5.

Variables	Signification	Acquisition
<i>Argi</i>	Teneur en argile vraie de l'horizon de surface (%)	Mesures + krigeage
<i>Norg</i>	Teneur en azote organique de l'horizon de surface (%)	Mesures + krigeage
<i>Calc</i>	Teneur en calcaire de l'horizon de surface (%)	Mesures + krigeage
<i>Albedo</i>	Albédo de l'horizon de surface	Dérivé de <i>CALC</i> et <i>ARGI</i>
<i>Q0</i>	Seuil de cumul d'évaporation journalière (mm)	Dérivé de <i>ARGI</i>
<i>Obstarac</i>	Profondeur d'obstacle à l'enracinement (cm)	Carte pédologique + RPT
<i>Epc(i)</i>	Épaisseur de l'horizon <i>i</i> (cm)	Carte pédologique
<i>Hccf(i)</i>	Capacité au champ de l'horizon <i>i</i> (g eau g ⁻¹ sol)	Carte pédologique + RPT
<i>Hminf(i)</i>	Point de flétrissement permanent de l'horizon <i>i</i> (g g ⁻¹)	Carte pédologique + RPT
<i>Da(i)</i>	Densité apparente de l'horizon <i>i</i> (g cm ⁻³)	Carte pédologique + RPT
<i>NO3initf(i)</i>	Azote présent au semis dans l'horizon <i>i</i> (kg ha ⁻¹)	Mesures + krigeage

Nous avons choisi de représenter le sol dans le modèle Stics par une succession de 5 horizons de 30 cm, compatible avec le dispositif de mesures par sondage régulier qui a été mis en œuvre. Les données d'entrée du modèle caractérisant le sol sont présentées dans la table 1.

La cartographie pédologique et les règles de pédotransfert locales

Ce travail a été réalisé par l'Inra d'Orléans en collaboration avec l'Inra de Laon. Le lecteur se reportera pour le détail aux articles de Nicoullaud et al, Beaudoin *et al.* dans cet ouvrage.

Les contours des Unités cartographiques de sol ont été établis à partir des observations ponctuelles, de la topographie et des observations aériennes des parcelles en sol nu. A cette base de donnée géographique est associée une base de données sémantique qui décrit la proportion de surface de chaque UCS occupée par une ou plusieurs Unités typologiques de sol (UTS). Les UTS sont décrites jusqu'à 1,5 m de profondeur par des caractéristiques de nature du matériau, profondeur, teneur en calcaire, en cailloux et en graviers ; substrat, type de profil, drainage interne. Les cartes obtenues sont présentées dans l'article de Nicoullaud *et al.* (dans cet ouvrage). Pour la parcelle P1, 50 unités cartographiques ont été différenciées et ont été regroupées en 11 grands types de sols. Sur la parcelle P2, 42 unités cartographiques ont été différenciées, regroupées en 12 grands types de sol.

Les règles de pédotransfert concernent les teneurs en eau à la capacité au champ $Hccf(h)$, les teneurs en eau au point de flétrissement permanent $Hminf(h)$, les densités apparentes $Da(h)$ et les propriétés vis à vis de l'enracinement - présence d'un obstacle *Obstarac*. Elles ont été établies sur différents types de support : des observations réalisées sur des fosses pédologiques, des mesures réalisées sur des horizons prélevés dans ces fosses, et des mesures réalisées sur les points de grille.

Les valeurs de ces caractéristiques, établies pour des horizons pédologiques homogènes - d'épaisseur variable - ont été transférées aux horizons modèle de 30 cm choisis pour représenter le sol dans Stics et possiblement hétérogènes, en appliquant des règles de proportionnalité. Par exemple, une valeur de teneur en eau à la capacité au champ a été calculée en utilisant la

moyenne des $HccfF(h)$ pondérée par le produit des $Da(h)$ et des épaisseurs d'horizons pédologiques dans chaque horizon modèle (fig. 1).

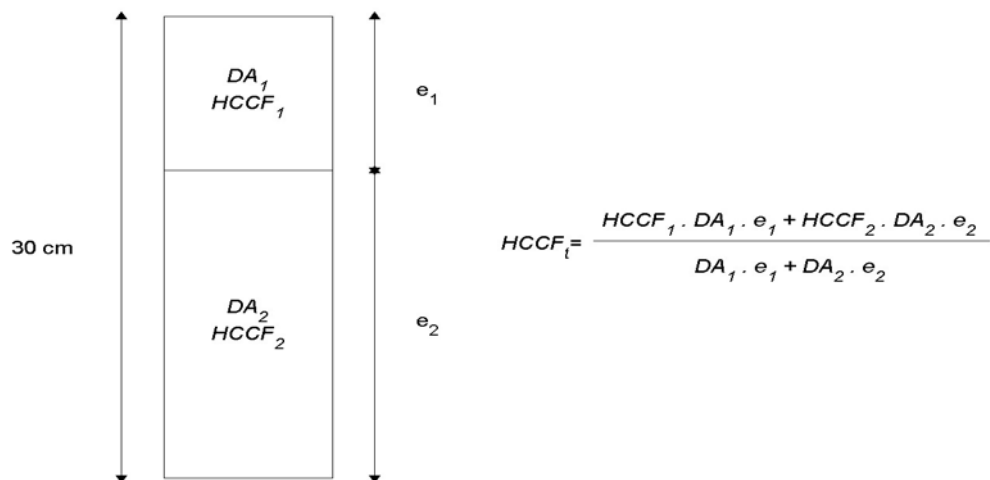


Figure 1. Calcul de la teneur en eau à la capacité au champ sur les horizons de 30 cm hétérogènes d'après les propriétés déterminées par les règles de pédotransfert relatives à $HCCF(h)$ et $DA(h)$ sur les horizons pédologiques.

Les mesures de caractéristiques physico-chimiques des horizons

Sur l'horizon de surface (0-30 cm), les variables *Norg* (teneur en azote organique de l'horizon de surface), *Argi* (teneur en argile après décarbonatation de l'horizon de surface) et *Calc* (teneur en calcaire de l'horizon de surface) ont été mesurées sur les nœuds de la grille.

Des mesures des caractéristiques non permanentes de la parcelle ont été réalisées au semis de la culture sur les nœuds de la grille. Il s'agit de la teneur en eau et de la teneur en azote minéral. Les teneurs en nitrate et ammonium ont été déterminées après extraction au KCl et dosage par colorimétrie. Des interpolations spatiales ont été réalisées par krigeage (*cf.* Bruchou *et al.*, dans cet ouvrage).

La caractérisation des variables du couvert

Les mesures de télédétection et le lien avec les variables d'état du modèle Stics

Des images de télédétection hyper spectrales ont été acquises grâce à un capteur Casi aéroporté mis en œuvre par la société Astrium, avec une résolution spatiale de 2 x 2 m. Quatre acquisitions ont été réalisées en 2000 sur la parcelle 1 (8 avril, 6 mai, 2 juin et 28 juin). Les mesures de réflectance ont été inversées en données d'indice foliaire (*LAI*) et teneur en chlorophylle des feuilles (*Cab*) selon des algorithmes mettant en œuvre des modèles de transfert radiatif proches de ceux développés par Moulin *et al.* (dans cet ouvrage). La procédure d'inversion a également pris en compte les mesures directes de ces deux variables (*LAI* et *Cab*) qui ont été réalisées au sol sur les micro parcelles ayant reçu des doses d'azote contrastées (fig. 2, planche couleur 11).

Si le *LAI* est bien une variable d'état du modèle Stics, la teneur en chlorophylle *Cab* n'en est pas une. Elle est cependant fortement liée à la teneur en azote du couvert végétal et le produit *LAI.Cab*, qui représente le contenu en chlorophylle du couvert *Qcab*, est très lié à la quantité d'azote des parties aériennes *QN*, qui est une variable d'état du modèle (Houlès *et al.*, dans cet ouvrage). Nous avons donc établi des relations de passage entre la *QCab* et *QN*, sur les mêmes dispositifs de mesures au sol (micro-parcelles) en utilisant les dates de mesure les plus proches de la date de l'acquisition télédétection. Ces relations sont spécifiques du stade de la culture (et de l'année) ; plusieurs paramétrisations en fonction de la somme de température ou de rayonnement ont été proposées, mais pour plus de précision, nous utiliserons ici les relations par date.

La cartographie du rendement

Des cartes de rendement ont été établies en utilisant un système de cartographie du rendement RDS et un GPS Omnistar. La largeur de la barre de coupe était de 5 m. La conjugaison de la fréquence de mesure de volumes de grain et de la vitesse d'avancement de la machine permet d'obtenir une résolution spatiale dans le sens de l'avancement de 6 m environ. La résolution de la carte est donc d'environ $6 \times 5 \text{ m}^2$. Une évaluation de la qualité de ces données par comparaison avec des mesures réalisées sur des échantillons de blé a montré une précision de l'ordre de 5 % (*cf.* Machet *et al.*, dans cet ouvrage). Les cartes de rendement du blé d'hiver ont été traitées par l'Inra d'Orléans pour normaliser les valeurs de rendement à 0 % d'humidité, gérer le décalage entre le moment de la coupe et de la mesure du grain et éliminer les points aberrants. On dispose de 2 années de cartes de rendement (2000 et 2002) qui permettront de faire une évaluation des méthodes de spatialisation du modèle STICS.

Définition d'une résolution spatiale de travail

Les mesures permettant de caractériser tant les propriétés du sol que les états de croissance de la culture ont été acquises sur des supports de résolution spatiale différente (échantillonnage ponctuel dans un cercle de 1 m centré aux points de grille pour les mesures sol, pixel de télédétection de 2 x 2 m, pavé de surface variable de l'ordre de 5 x 6 m pour la cartographie du rendement, unités cartographiques de sol de surfaces variables pour les propriétés des matériaux sol). Par ailleurs, la résolution avec laquelle l'épandage spatialisé d'engrais peut être réalisé, est à l'heure actuelle encore limitée à 24 m dans la direction perpendiculaire à l'avancement de l'épandeur. Nous avons donc choisi d'adopter une résolution spatiale commune de 20 m et réalisé un maillage régulier des parcelles avec des cellules carrées (pixels) de 20 m par 20 m. L'ensemble des données spatialisées (images, cartes interpolées, cartes pédologiques) a été projeté sur ce maillage. Le pixel représente l'unité de restitution des résultats.

Intérêt de la modulation de la préconisation azotée

Nous proposons dans cette partie d'évaluer l'intérêt à la fois agronomique et environnemental lié à la mise en œuvre d'une préconisation spatialement modulée de la fertilisation azotée, et d'étudier cet intérêt en fonction du type de parcelle considérée et de son niveau de variabilité spatiale. Nous utiliserons pour cela les 2 parcelles P1 et P2. La méthode de préconisation, basée sur le modèle Stics, est celle décrite précédemment dans cet ouvrage (Houlès *et al.*). Comme dans le travail cité, nous nous intéresserons à la préconisation du troisième apport d'azote sur des cultures de blé (var. *Shango*). La méthode sera appliquée sur dix années climatiques et on analysera les résultats en termes de comportement moyen de chaque pixel

Méthode

Spatialisation des variables d'entrée du modèle par cartographie des caractéristiques du sol

Pour les pixels correspondant à des UCS (unité cartographique de sol) mixtes (présence de 2 ou plusieurs UTS), on définit plusieurs unités (2 maximum) et le résultat pour le pixel est obtenu par pondération des deux simulations par la surface de chaque unité. Pour chaque unité de simulation, on renseigne chacun des 5 horizons de 30 cm d'épaisseur, vis-à-vis des deux types de variables d'entrée du modèle :

- les caractéristiques permanentes des sols : les informations sont issues de la carte pédologique et des règles de pédotransfert définies spécialement pour cette étude (cf. Beaudoin et al, dans cet ouvrage) ;
- les caractéristiques transitoires qui constituent les valeurs d'initialisation du modèle (teneur en eau et en azote du sol au semis) sont issues des interpolations par krigeage des valeurs mesurées sur les nœuds de la grille.

Comme le montre la prospection pédologique, la répartition des sols au sein des 2 parcelles est différente, avec une forte hétérogénéité à courte distance pour P1, plus faible pour P2. Cette structure spatiale différente des matériaux constitutifs du sol s'exprime également par les caractéristiques différentes des semi-variogrammes calculés sur les variables permanentes des sols : alors que les portées sont comprises entre 75 et 100 m pour les variables de texture du sol pour la parcelle 1, elles sont souvent supérieures à 200 m pour la parcelle 2 (cf. Bruchou *et al.* dans cet ouvrage).

Méthode de préconisation du troisième apport d'azote

Bien que la méthode permette d'envisager un grand nombre de combinaisons de dates et de fractionnement des apports d'engrais azotés, nous nous sommes placés dans un cadre d'étude restreint : celui de la modulation du troisième apport d'azote au stade 2-3 nœuds, les 2 premiers apports d'azote ayant été effectués au tallage et au stade « épi 1 cm ». Nous réalisons avec le modèle Stics des simulations du rendement, de la teneur en protéines des grains, de la marge réalisée (combinaison des deux variables précédentes avec le prix du blé) et du bilan d'azote (entrées sous forme d'engrais – sorties sous forme de protéine des grains), pour différentes doses apportées (10 doses variait par pas de 15 unités ha^{-1}), en utilisant le climat réel du semis à la date de la préconisation, puis différents climats hypothétiques (représentés par des séries climatiques passées) jusqu'à la récolte. Pour chaque pixel, la dose considérée comme optimale et donc préconisée est celle qui permet en moyenne sur tous les climats testés, de réaliser la marge maximale, tout en assurant un bilan d'azote acceptable, c'est-à-dire inférieur à 50 kg N ha^{-1} .

Mise en œuvre spatialisée de la méthode

La méthode a été appliquée aux deux parcelles P1 et P2, pour 10 années climatiques caractérisées par le poste météorologique de St Quentin (10 années tirées au hasard parmi les 25 dernières années). Chaque climat simulé est donc constitué du climat réel de l'année en cours jusqu'à la date de décision et d'un climat ultérieur (l'une des 10 années). La simulation est réalisée indépendamment sur chaque pixel (20 x 20 m^2), ce qui représente 250 pixels/ha. Nous avons considéré des cultures de blé semées à la même date (26 septembre), avec le même niveau de reliquat azoté dans le sol au semis (50 kg N ha^{-1}), et le même itinéraire technique. Deux apports

d'azote sont faits (le 6 mars et le 20 mars), et nous cherchons à estimer la dose à apporter au troisième apport, fixé au 11 avril.

Nous comparons 4 stratégies différentes :

- Option 1 : application stricte de la méthode définie ci-dessus, qui conduit à apporter une dose d'azote spatialement variable, maximisant sur chaque pixel la marge brute moyenne.
- Option 2 : c'est une variante de l'option 1. La dose optimale est la même pour tous les pixels de la parcelle et elle est sélectionnée de façon à réaliser la marge maximale et un bilan d'azote inférieur à 50 kg N ha^{-1} sur l'ensemble des pixels (et non plus au niveau de chaque pixel). Cette option correspond par exemple à une stratégie de prise en compte de la variabilité intra-parcellaire mais sans possibilité d'application spatialement modulée de l'engrais.
- Option 3 : on applique une dose constante sur l'ensemble de la parcelle, calculée par référence aux besoins des zones de la parcelle ayant le plus fort potentiel de rendement, correspondant à une conduite d'assurance de la part de l'agriculteur. En pratique, c'est la dose calculée par la méthode de préconisation pour les pixels où le rendement est le plus élevé.
- Option 4 : elle est identique à l'option 3, mais la dose est calculée par référence aux besoins des zones de la parcelle ayant le plus faible potentiel de rendement, correspondant à une conduite (irréaliste) de forte limitation des intrants. En pratique, c'est la dose calculée par la méthode de préconisation pour les pixels où le rendement est le plus faible.

Les différentes options auxquelles on compare l'application modulée de la fertilisation azotée s'appuient toutes sur la méthode de préconisation à base du modèle : c'est donc uniquement l'effet de la modulation et du niveau de potentiel considéré qui est analysé et non pas l'effet de la méthode de préconisation.

L'évaluation des différentes stratégies se fait en utilisant, pour chacune des années, le modèle Stics avec la dose d'azote préconisée et le climat de l'année jusqu'à la récolte. Cela revient à considérer que le modèle est exact, ce qui est évidemment faux. Cependant, les résultats de validation du modèle présentés dans l'article précédent montrent qu'aussi bien en terme de simulation des variables à la récolte que de choix de la dose optimale, le modèle est d'une précision acceptable.

Résultats

Les simulations réalisées avec Stics sur les 10 années pour les 2 parcelles font apparaître des caractéristiques en termes de potentiel de rendement (valeur moyenne et coefficient de variation) assez équivalentes pour les 2 parcelles, comme en témoignent les histogrammes présentés à la figure 3. Si la structure spatiale apparaissait différente (*cf supra*), l'amplitude des variations des rendements est comparable entre les deux parcelles.

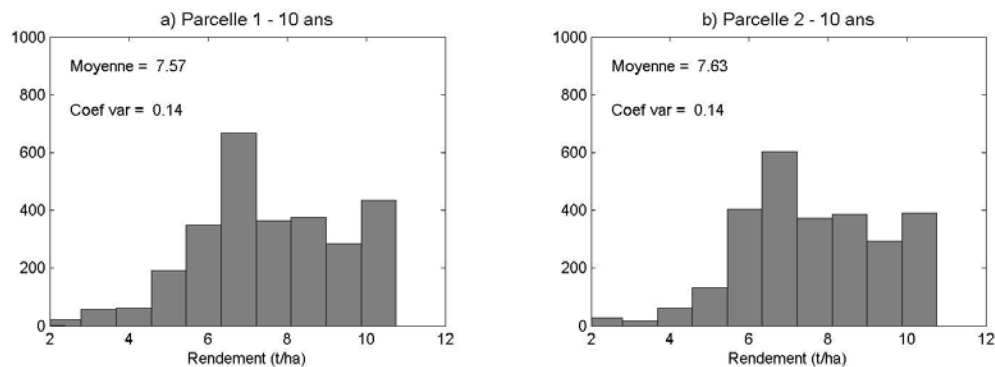


Figure 3. Histogrammes des rendements simulés sur l'ensemble des pixels de chacune des deux parcelles et pour 10 années climatiques.

Les doses d'azote préconisées pour le troisième apport d'azote en moyenne sur les 10 années dans le cas des 4 options sont présentées à la figure 4.

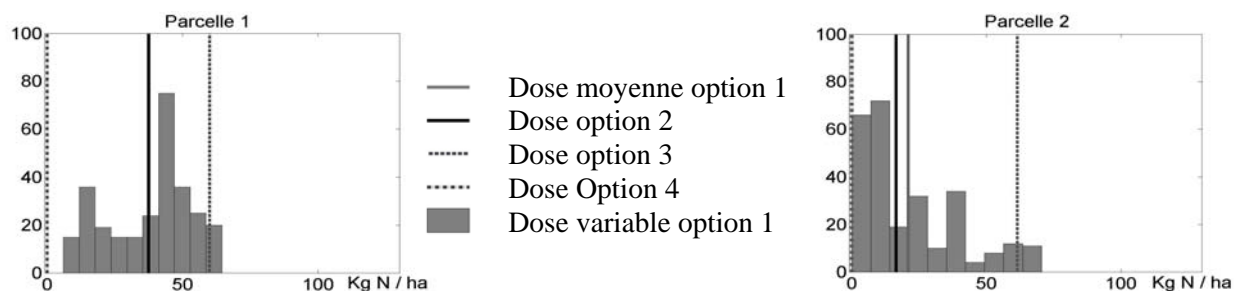


Figure 4. Histogrammes des doses du troisième apport d'azote dans le cas des 4 options.

Comme on l'a remarqué plus haut, les doses variables de l'option 1 sont globalement plus faibles pour la parcelle 2 que pour la parcelle 1. Dans le cas de la parcelle 1, la moyenne des doses de l'option 1 ($37,5 \text{ kg N ha}^{-1}$) est semblable à la dose constante de l'option 2. Ce n'est pas le cas pour la parcelle 2 où la dose variable moyenne de l'option 1 ($21,0 \text{ kg N ha}^{-1}$) est légèrement supérieure à la dose constante de l'option 2 ($16,5 \text{ kg N ha}^{-1}$). L'option 4 conduit à une dose optimale nulle, ce qui suggère qu'il aurait été souhaitable de réduire la dose des deux premiers apports.

Nous avons représenté à la figure 5 les marges et bilans d'azote moyens (sur 10 ans) réalisés au sein des parcelles pour les 4 options.

Si l'on considère les résultats obtenus en moyenne sur l'ensemble des pixels, l'option 1 « modulation à dose variable » ne se différencie pratiquement pas de l'option 2 « modulation à dose constante », quelle que soit la parcelle considérée : les marges moyennes sont comparables ($524/523 \text{ €ha}^{-1}$ pour P1, $490/484 \text{ €ha}^{-1}$ pour P2), ainsi que les bilans ($48/48 \text{ kg N ha}^{-1}$ pour P1, $47/45 \text{ kg N ha}^{-1}$ pour P2). Cependant, avec l'option 1, le bilan d'azote est dans tous les cas inférieur à 50 kg N ha^{-1} , (à l'exception de quelques cas où, à cause du faible potentiel climatique, les 2 premiers apports d'azote ne permettent pas de respecter ce seuil), alors que le seuil est dépassé pour plusieurs pixels avec l'option 2. Autrement dit, l'option 1 ne procure pas de marge supérieure mais permet de respecter plus scrupuleusement dans un plus grand nombre de situations la contrainte environnementale imposée.

L'option 3 qui consiste à apporter une dose correspondant aux besoins des zones à plus fort potentiel de la parcelle permet évidemment de dégager une marge supérieure, essentiellement par augmentation des rendements, mais elle ne permet en presque aucune situation de respecter la contrainte environnementale (les bilans d'azote vont de 45 à 100 kg ha⁻¹). Dit autrement, le respect de la contrainte environnementale (différence entre l'option 3 et l'option 2) correspond à un déficit de marge de 35 €ha⁻¹ en moyenne pour P1 et de 70 €ha⁻¹ pour P2. Ce « prix » plus élevé pour P2 est lié au fait que les doses préconisées pour respecter la contrainte environnementale sont plus faibles pour P2 que pour P1 (cf. fig. 4) : dans le cas de P2, les plus fortes doses d'azote pour le troisième apport sont bien valorisées en terme de rendement (marges équivalentes à P1), mais conduisent à des bilans d'azote plus forts ; c'est pourquoi, la conduite modulée avec application de la contrainte environnementale conduit toujours à une réduction des doses, et donc à une réduction des rendements et des marges.

L'option 4 qui consiste à apporter une dose correspondant aux besoins des zones à plus faible potentiel de la parcelle - qui serait une mesure de grande austérité - permet de réaliser des bilans d'azote très faibles en moyenne et presque toujours inférieurs au seuil de 50 kg N ha⁻¹, mais elle provoque bien sûr des pertes de marge économique par rapport à l'option modulée : les pertes vont de 28 €ha⁻¹ sur P2 à 48 €ha⁻¹ sur P1.

Cet exercice permet d'établir les conclusions partielles suivantes :

- la modulation spatiale des doses, dans le cas d'étude, ne donne pas en moyenne sur la parcelle des résultats meilleurs en terme de marge et de bilan d'azote que l'application d'une dose constante (option 1 / option 2) ; le seul avantage est le respect en tout point de la norme environnementale.

- la prise en compte de l'hétérogénéité parcellaire - et du respect d'une norme environnementale dans la préconisation, plutôt que la prescription d'une dose constante déterminée pour les zones à fort potentiel de la parcelle (ce qui correspond à une pratique courante des agriculteurs), provoque une réduction (variable selon la parcelle) de la marge et du bilan d'azote. Cette réduction de la marge est une estimation partielle du coût de ces mesures environnementales. Outre la réserve émise vis à vis de l'hypothèse d'exactitude du modèle déjà évoquée, la portée de ces conclusions est toutefois limitée par le caractère partiel de l'exercice de simulation :

- la méthode de choix de la dose développée dans ce projet ne considère que le troisième apport d'azote. Or le troisième apport ne représente qu'un tiers au plus de l'apport total : les écarts entre options pourraient être amplifiés si l'on considère l'ensemble des 3 apports.

- l'étude réalisée ici ne prend pas en compte les contraintes techniques liées à l'épandage modulé de l'azote : on considère ici que chaque pixel de 20 x 20 m² reçoit la dose prescrite. En réalité, l'adaptation de la dose à la consigne n'est ni instantanée, ni très localisée. De plus le matériel ne permet pas de moduler l'apport latéralement sur la largeur, soit sur 24 m. L'apport d'azote est donc lissé, voire même décalé, ce qui ne permet pas d'exprimer pleinement les différences de structure spatiale à petite distance. Les résultats pourraient être plus contrastés alors qu'ils sont assez comparables entre parcelles, traduisant des niveaux d'hétérogénéité proches (fig. 4).

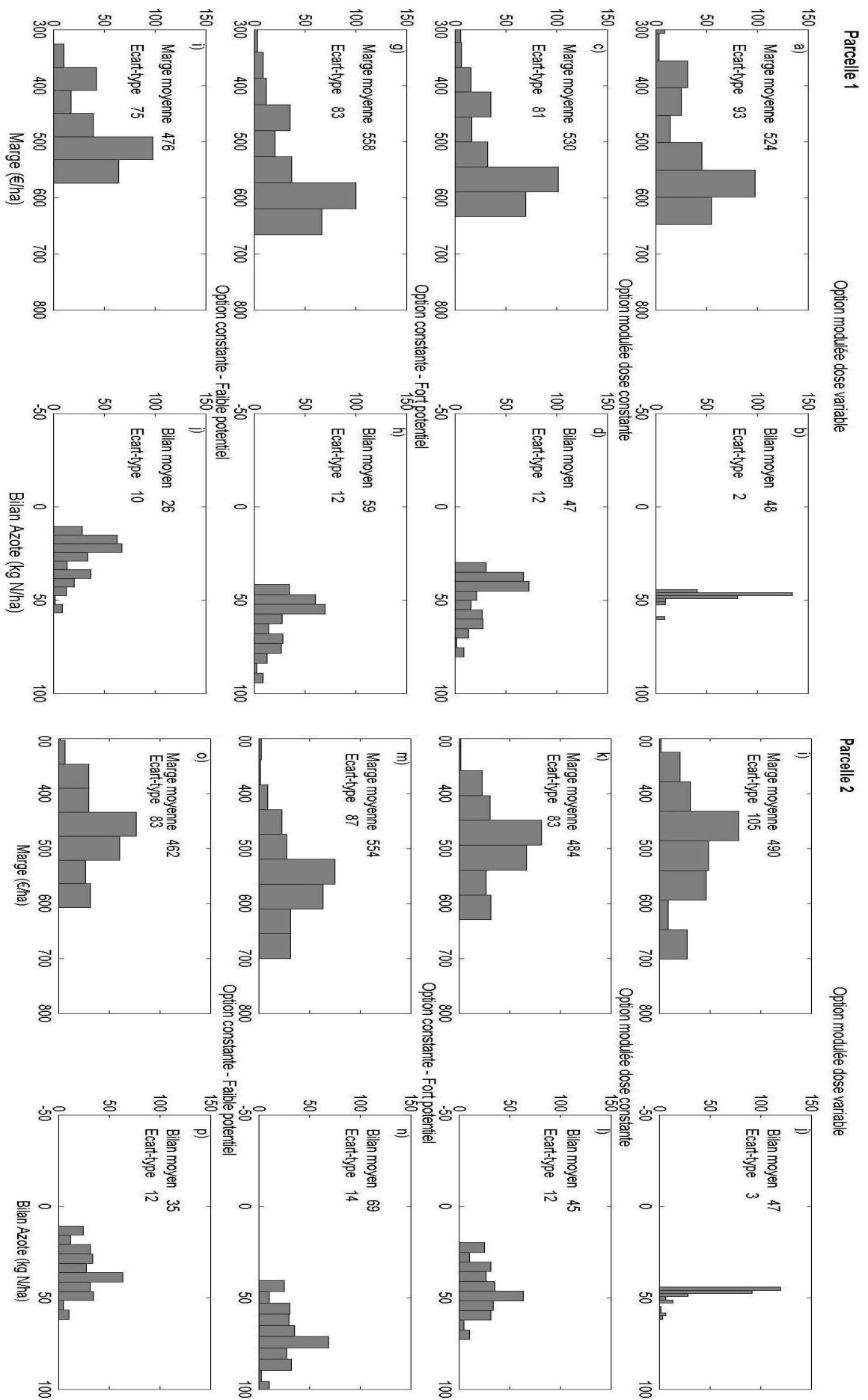


Figure 5. Histogrammes des marges (en € ha⁻¹) et des bilans d'azote (en kg ha⁻¹) simulés pour chaque parcelle selon l'option choisie pour le raisonnement du troisième apport d'azote : option 1 à 4, dans l'ordre du texte. Les valeurs représentées sont des moyennes sur 10 ans par pixel.

D'autres travaux de simulation intégrant ces effets et s'adressant à des parcelles de structures et niveaux d'hétérogénéité plus contrastés pourront apporter des conclusions plus complètes. Et bien sûr, des validations expérimentales seront les bienvenues.

Spatialisation du modèle : caractérisation pédologique et assimilation de données de télédétection

L'approche de spatialisation des variables d'entrée du modèle par cartographie pédologique et mesures intensives (à forte densité) a permis de renseigner, pour chaque cellule du maillage de la parcelle, l'ensemble des informations nécessaires. Elle constitue une sorte de référence mais est évidemment très lourde à mettre en œuvre. Nous proposons d'évaluer une méthode de spatialisation du modèle consistant à estimer en chaque point du maillage un certain nombre de ses paramètres et variables d'entrée par assimilation des informations obtenues par télédétection aux différentes dates. Cette méthode, conçue pour fonctionner dans un contexte où l'on ne dispose que d'une information limitée sur les variables d'entrée, sera comparée à la méthode de référence ; les deux méthodes seront évaluées par comparaison à des données mesurées pour la variable de sortie du modèle facilement mesurable spatialement : le rendement. La méthode est développée pour la parcelle 1 en 1999-2000 et validée sur les années 2000 et 2002.

La méthode d'assimilation de données de télédétection

Une méthode bayésienne : GLUE

Il existe différentes méthodes d'utilisation d'observations acquises sur un processus pour corriger le modèle qui simule ce processus : simple mise à jour de la variable d'état par la valeur observée, re-estimation des paramètres pour minimiser les écarts entre valeurs simulées et observées (inversion du modèle), correction séquentielle des variables d'état simulées grâce aux observations (méthodes de filtrage comme le filtre de Kalman). Beaucoup de ces méthodes ont été développées initialement dans le domaine de l'hydrologie, la météorologie et l'océanographie. Des applications à des modèles de culture ont été développées sur la base de méthodes d'estimation des paramètres, utilisant essentiellement des observations obtenues par télédétection (Maas, 1988, Delécolle et Guérif, 1988, Bouman, 1992, Moulin *et al.*, 1998, Guérif et Duke, 1998, Launay, 2002).

C'est ce type de méthode fondée sur l'estimation des paramètres¹ (ou inversion du modèle) que nous avons choisi. Notre objectif est en effet non seulement de corriger les simulations pour qu'elles représentent au mieux la variabilité spatiale intra parcellaire observée, mais aussi de retrouver des informations spatialisées sur un certain nombre de paramètres et variables d'entrée du modèle, responsables de la variabilité intra parcellaire, dont des caractéristiques du sol. La répétition des expériences d'assimilation de données au long des années, en capitalisant toutes les informations disponibles, devrait permettre de cette façon de réaliser un apprentissage des caractéristiques permanentes des parcelles.

¹ Dans ce paragraphe nous définirons les paramètres comme les caractéristiques sol/plante qui sont invariantes dans le temps (lors d'une simulation) mais qui varient spatialement.

Cependant, compte tenu de la nature complexe des modèles de culture, de leur grand nombre de paramètres et variables d'entrée, le problème de leur inversion est par nature mal posé : plusieurs combinaisons de valeurs des paramètres et variables d'entrée donnent des valeurs simulées similaires et les solutions ne sont souvent pas uniques. Pour pallier cette difficulté, nous avons eu recours à une méthode bayésienne, qui utilise les observations pour modifier une distribution *a priori* des valeurs des paramètres dont on dispose (par des mesures simplifiées ou une connaissance experte) en distribution *a posteriori*.

La méthode Glue (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) a été développée dans le domaine de l'hydrologie pour estimer les variables d'entrée de modèles complexes (Beven & Binley, 1992). La description qui en est faite ici est adaptée de Makowski *et al.* (2002) ; on en trouvera une présentation plus détaillée dans Houlès (2004).

Représentons le modèle STICS par $\varphi_{t+1} = F(\varphi_t, X_t; \theta) + \varepsilon_t$ où φ_t est le vecteur ($p \times 1$) contenant les p variables d'état au temps t , X_t est le vecteur contenant les variables de forçage (climat et fertilisation azotée) pour le jour t , θ est le vecteur de paramètres à estimer, et ε_t est le vecteur d'erreur ($p \times 1$).

La méthode GLUE, basée sur le théorème de Bayes, consiste à déterminer une approximation de la distribution *a posteriori*, notée $P(\theta | M_c)$, des paramètres θ à estimer par une distribution discrète (θ_i, p_i) , où p_i désigne un poids affecté à une réalisation particulière θ_i de θ . M_c désigne l'ensemble des observations disponibles pour la cellule c du maillage de la parcelle.

Pour cela, l'espace des paramètres est discrétisé en générant aléatoirement un grand nombre de vecteurs de paramètres θ_i ($i=1, \dots, N$) à partir de la distribution *a priori*. On réalise ensuite pour chaque cellule une approximation de la distribution *a posteriori* des paramètres $P(\theta | M_c)$ en calculant pour chaque vecteur de paramètres θ_i les poids p_i à partir de la vraisemblance $P(M_c | \theta_i)$ et de la densité *a priori* $P(\theta_i)$.

Comme les erreurs du modèle sont supposées indépendantes et normalement distribuées, nous utilisons la fonction de vraisemblance suivante :

$$P(M_c | \theta_i) = \prod_j \prod_t \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{jtc}^2}} \exp\left(-\frac{(m_{jtc} - F_j(\varphi_{t-1}, \theta_i, X_t))^2}{2\sigma_{jtc}^2}\right) \quad (1)$$

où $F_j(\varphi_{t-1}, \theta_i, X_t)$ est la j^e variable d'état simulée par Stics, $j=1,2$ (*LAI* et *QN*), σ_{jt}^2 est la variance de l'erreur (modèle + observations). Ici nous supposons que $\sigma_{jt} = k_j \bar{m}_{jt}$ où k est un coefficient de variation calculé à partir des données observées ($k=0,15$ pour *LAI* et $0,20$ pour *QN*) et $\bar{m}_{jt} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C m_{jtc}$.

Les poids p_i ($i=1, \dots, N$) sont calculés pour la cellule c par :

$$p_i = \frac{P(M_c | \theta_i) \cdot P(\theta_i)}{\sum_{i=1}^N P(M_c | \theta_i) \cdot P(\theta_i)} \quad (2)$$

avec $\sum_{i=1}^N p_i = 1$

Les couples (θ_i, p_i) , $i=1, \dots, N$ peuvent être utilisés pour calculer la moyenne $\bar{\theta}$ et l'écart type $\bar{\sigma}$ de la distribution *a posteriori* :

$$\bar{\theta} = \sum_{i=1}^N p_i \cdot \theta_i \quad \text{et} \quad \bar{\sigma} = \sqrt{\sum_{i=1}^N p_i \cdot \theta_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N p_i \cdot \theta_i \right)^2}$$

Sélection des paramètres à estimer et information *a priori*

Nous faisons l'hypothèse que les propriétés du sol constituent la principale source de variabilité intra parcellaire. Nous négligeons en particulier les autres sources de variabilité comme le climat : la topographie régionale est plate, les techniques culturales, et les bio agresseurs de la culture (adventices et maladies), bien maîtrisés par l'agriculteur. Les paramètres et variables d'entrée candidats à la re-estimation sont donc constitués des paramètres sol (table 1). Cependant, pour représenter des effets non pris en compte par le modèle et des interactions entre les propriétés du sol et des aspects de la croissance des plantes, nous avons sélectionné également 2 paramètres plante responsables de la vitesse d'installation du LAI et de la durée de vie des feuilles. Parmi les 34 paramètres candidats, 11 ont été retenus à l'issue d'une analyse de sensibilité.

Table 2. Information *a priori* sur les 11 paramètres. H_n représente le $n^{\text{ième}}$ horizon du sol.

	Paramètres	Symbole	Mini	Maxi
Sol	Teneur en azote organique de H1 (%)	<i>Norg</i>	0,04	0,17
	Teneur en calcaire H1 (%)	<i>Calc</i>	0	40
	Profondeur d'obstacle à l'enracinement (cm)	<i>Obstarac</i>	50	150
	Paramètre d'évaporation du sol (mm)	<i>q0</i>	8	12
	Capacité au champ de H1 (%)	<i>Hcc1</i>	17	22
	Capacité au champ de H2 (%)	<i>Hcc2</i>	14	22
	Capacité au champ de H3 (%)	<i>Hcc3</i>	14	26
	Densité apparente de H2 (g.cm ⁻³)	<i>Da2</i>	1,45	1,6
	N minéral de H1 au semis (kg.ha ⁻¹)	<i>NO3init1</i>	50	85
Plante	Durée de vie des feuilles (°C jour)	<i>DurvieF</i>	140	220
	Croissance du LAI (unité de développement)	<i>Vlaimax</i>	1,5	2,5

La distribution *a priori* des valeurs des 11 paramètres est choisie uniforme, avec des bornes définies à partir de la gamme maximum des valeurs rencontrées lors des mesures (table 2). Tous les autres paramètres de Stics ont reçu la même valeur en tout point, la même que celle affectée dans l'approche cartographique. En particulier, les paramètres sol non estimés ont été fixés à la moyenne des mesures effectuées sur la grille.

La mise en œuvre de la méthode Glue requiert la définition du nombre de jeux de variables d'entrée à générer et de simulations à réaliser, N , et la définition des distributions *a priori* des différentes variables d'entrée. Nous avons fixé N à 200 000, valeur pour laquelle la valeur moyenne des simulations par le modèle n'évoluait plus significativement. Les distributions *a posteriori* estimées des paramètres ont permis de réaliser des simulations des variables d'intérêt après assimilation. L'année 2002 est utilisée pour valider les assimilations faites en 2000.

Les résultats

Simulation des variables LAI et QN

Les valeurs de LAI et QN observées sur les graphiques de la figure 6 correspondent à celles qui ont été utilisées pour l'assimilation : il ne s'agit donc pas ici de réaliser une validation de cette approche, mais de vérifier qu'elle permet bien de diminuer l'erreur de simulation sur ces variables.

On constate que l'approche par cartographie restitue généralement assez bien en moyenne les valeurs de LAI et de QN observées (fig. 6 a et c), ce qui est indiqué par la position centrée autour de la première bissectrice des nuages aux différentes dates. Ceci n'est cependant pas le cas des dates les plus tardives, surtout en 2000, ce qui témoigne d'une sénescence simulée pas assez précoce. En revanche, la variabilité spatiale n'est pas bien restituée : pour les dates les plus tardives, les nuages de points ont une forme très arrondie.

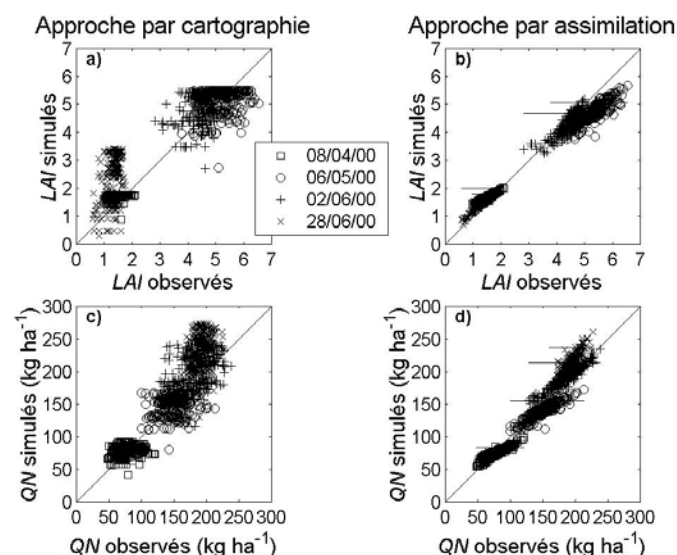


Figure 6. Comparaison des valeurs de LAI et de QN simulées et observées aux quatre dates de mesure pour la parcelle 1. Simulations réalisées par l'approche par cartographie (a) et (c) et par l'approche par assimilation avec la méthode Glue (b) et (d). Dans ces derniers cas, les simulations données par l'information *a priori* sont indiquées par un trait horizontal.

Pour les dates la plus précoce (8 avril) et la plus tardive (28 juin), les valeurs simulées sont très regroupées : cela montre que le modèle ne permet pas de restituer une variabilité spatiale en début et en fin de cycle de culture sur la seule base d'une variabilité des propriétés du sol et justifie l'emploi dans le processus d'assimilation de paramètres plante comme $durvieF$ et $vlai_{max}$.

Les simulations basées sur l'assimilation permettent en revanche de reproduire cette variabilité spatiale intra parcellaire pour toutes les dates et globalement, de bien améliorer la simulation de LAI et QN par rapport à parcellaire, conformément à ce qui était attendu. Cependant, on constate une tendance à la sous-estimation des fortes valeurs de LAI et de QN pour les dates précoces (8 avril et 6 mai) que l'estimation des paramètres n'a pu corriger et qui est donc liée au modèle lui-même ou aux valeurs données aux autres paramètres non concernés par l'assimilation.

Valeurs a posteriori des paramètres estimés par assimilation. Comparaison aux valeurs mesurées

La figure 7 présente les histogrammes des valeurs moyennes re-estimées ou espérances *a posteriori* pour chaque pixel. Ces valeurs sont fournies par la procédure d'assimilation pour 10 des 11 paramètres et/ou variables d'entrée. On distingue 2 groupes de paramètres :

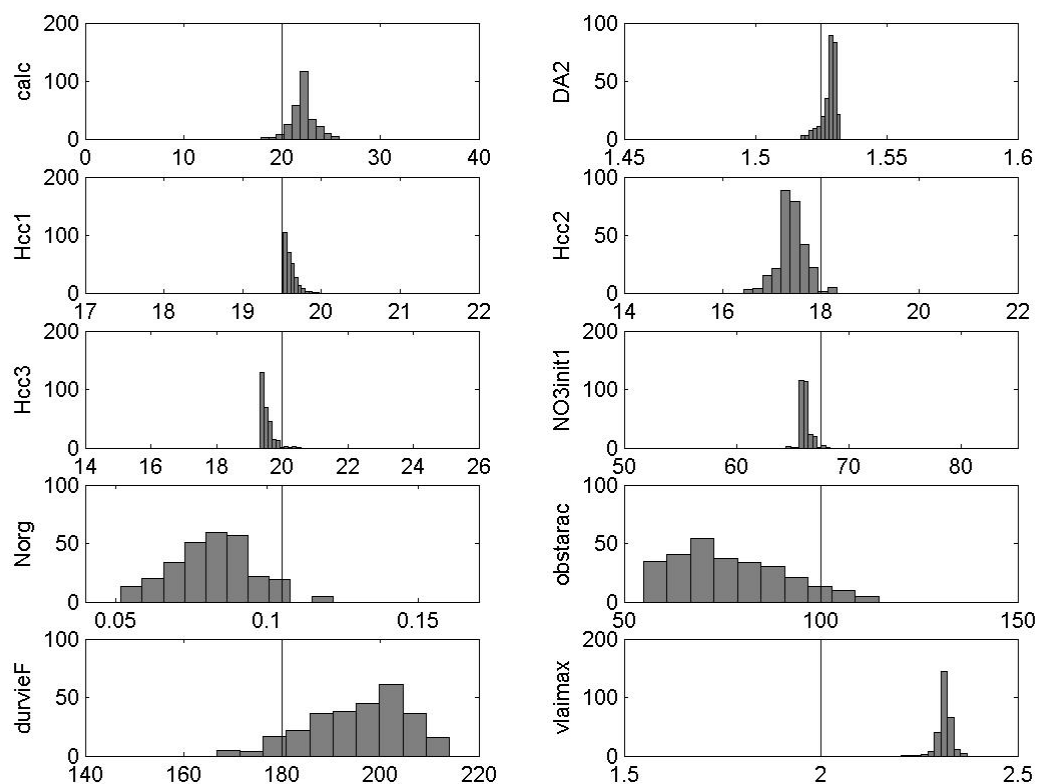


Figure 7. Distribution des valeurs moyennes par pixel des paramètres sol et plante du modèle, estimées par la méthode Glue. Les valeurs extrêmes des axes des abscisses correspondent à l'intervalle définissant l'information a priori et la barre verticale en marque le centre.

- des paramètres actifs, dont les valeurs *a posteriori* peuvent s'éloigner fortement (à la fois en valeur moyenne et en dispersion) de la moyenne de parcellaire valeur *a priori*, et qui jouent un rôle important dans la réduction des écarts entre variables (LAI et QN) estimées et mesurées.

C'est le cas de certains paramètres sol comme la profondeur de l'obstacle à l'enracinement (*Obstarac*), la teneur en azote organique (*Norg*) et dans une moindre mesure la capacité de rétention d'eau du deuxième horizon (*Hcc2*). Les deux paramètres plante (*vlaimax* et *durvieF*), qui ont un poids très fort sur le déterminisme du *LAI*, voient leurs valeurs profondément modifiées par rapport à la moyenne de parcellaire (qui a été utilisée dans l'approche cartographique), dans des sens qui tendent à faire diminuer le *LAI*.

- des paramètres inactifs dont les valeurs *a posteriori* restent en moyenne très proches de la valeur moyenne de parcellaire et sont très peu dispersées. C'est le cas de la plupart des paramètres sol autres que ceux cités précédemment (*NO3init1*, *Da2*, *Hcc1*, *Hcc3*, et dans une moindre mesure *Calc*) auxquels, dans cette situation, le modèle se montre très peu sensible.

Seuls les paramètres actifs sont re-estimés, les autres étant essentiellement déterminés par l'information *a priori*. Il y a donc peu de relation entre les valeurs estimées par cette procédure et celles estimées à partir des mesures. La figure 8 (planche couleur 10) illustre sous forme de cartes cette discordance pour un paramètre synthétique reconstitué, la réserve utile en eau du sol *RU*. On retrouve quelques structures communes dans la distribution spatiale (zone en forme de patate où la *RU* est maximale, bande où la *RU* est la plus faible, au sud de la parcelle). Logiquement, la carte de *RU* obtenue par assimilation présente de grandes similitudes avec celles de *LAI* et de *QN* (fig. 2, planche couleur 11) ; elle donne des valeurs globalement plus faibles, ce qui va dans le sens d'une augmentation des stress simulés.

Simulation du rendement l'année de l'assimilation

La figure 9 a montre que les valeurs de rendement sont mal simulées par l'approche cartographique, de façon cohérente avec les résultats obtenus sur le *LAI* : les points sont en majorité éloignés de la première bissectrice et la variabilité simulée est très supérieure à la variabilité observée. Nous observons une forte dispersion : *LAI* et *QN* sont plutôt surestimés surtout en fin de cycle, le rendement l'est aussi.

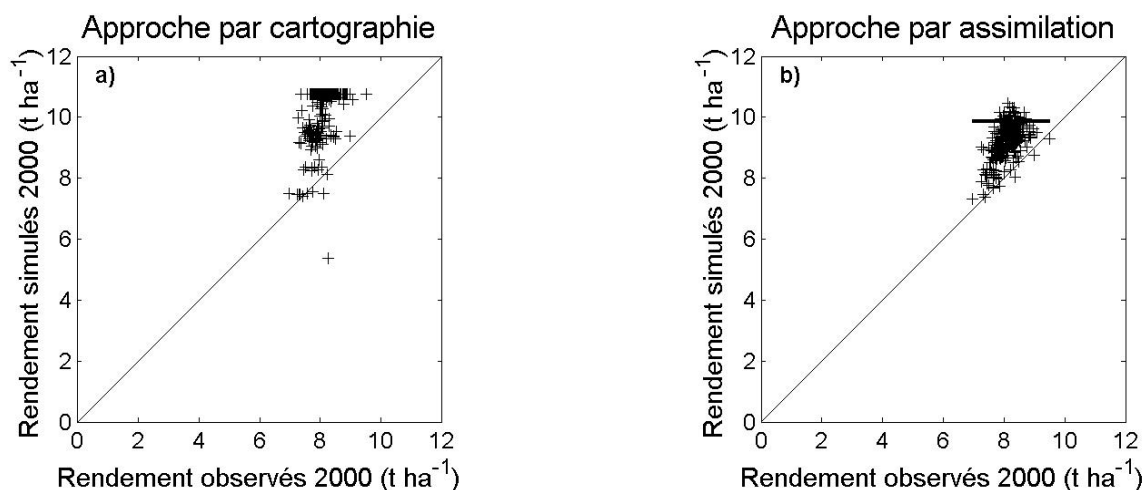


Figure 9. Comparaison des simulations de rendement a) par l'approche par cartographie et b) par l'approche par assimilation. Dans ce dernier cas, les simulations données par l'information *a priori* sont indiquées par un trait horizontal.

Ceci démontre un biais dans la caractérisation spatiale des propriétés du sol par cette approche ou une mauvaise adéquation entre la façon de décrire les fonctionnalités du sol dans une approche pédologique et dans le modèle (remise en question des fonctions de pédotransfert).

Les valeurs de rendement obtenues par l'approche basée sur l'assimilation font office de validation de cette méthode. Les simulations obtenues sur la base de l'information *a priori* sont en moyenne très surestimées (voir barre horizontale sur le graphique de la figure 9 b et l'assimilation permet de retrouver des valeurs d'un ordre de grandeur plus conforme à celui des rendements observés.

Table 3. Ecarts absolus (RMSE) et relatifs (RRMSE) entre les rendements observés et simulés dans l'approche par cartographie (Carto), par l'information *a priori* (IAP) ou par assimilation (Assim)^o, pour 2 années : 2000, année de l'assimilation et 2002, année de validation.

	2000			2002		
	Carto	IAP	Assim	Carto	IAP	Assim
RMSE (t ha ⁻¹)	2,27	1,80	1,24	1,02	0,91	2,80
RRMSE (%)	28	22	15	13	11	35

Comme pour la variable *LAI*, le nuage de points est assez bien étiré et centré sur la première bissectrice, ce qui montre que la spatialisation est relativement bien réalisée par cette approche. Pour les plus forts rendements cependant, on a une tendance à une surestimation qui va croissant. Les valeurs de RMSE témoignent de l'amélioration des simulations par rapport à l'information *a priori* et d'une meilleure description que l'approche par cartographie (table 3).

Ces résultats représentés sous forme de cartes (fig. 10, planche couleur 10) montrent également une certaine discordance, excepté dans la figuration de rendements faibles dans la bordure sud est de la parcelle. Logiquement, comme pour les *RU*, les rendements estimés par assimilation montrent une structure spatiale analogue à celle des images.

Simulation du rendement une année postérieure

Nous avons souhaité tester la robustesse de ces estimations de paramètres en les appliquant à la simulation d'une autre année que celle ayant fait l'objet de l'assimilation. Nous l'avons fait en 2002, année où un dispositif de fertilisation en carré latin avait été réalisé pour le troisième apport. Pour l'approche par cartographie, les simulations sont assez proches des observations (fig. 11 a). Par ailleurs, la RMSE est beaucoup plus faible qu'en 2000 (1,02 contre 2,27) (table 3). Le modèle présente cependant la même tendance à surestimer la variabilité par rapport à celle qui est observée. Même s'il s'avère que les trois nuages de points correspondant aux trois traitements azotés sont très imbriqués, les résultats des simulations 2002 sont meilleurs qu'en 2000. Ceci provient essentiellement du dispositif qui accroît la variabilité observée. Cela confirme que le modèle réagit correctement à des doses d'azote variées.

L'approche par assimilation donne des simulations assez bien alignées sur une droite parallèle à la première bissectrice, avec une dispersion acceptable (fig. 11 b). Cependant il existe un biais important, indiquant une sous-estimation, qui est responsable de la RMSE plus forte en

2002 qu'en 2000. Il est malheureusement impossible de porter un diagnostic sur cet état de fait : faute d'observations sur le *LAI*, on ne peut savoir (i) si les valeurs des paramètres d'entrées conduisent à sous-estimer le *LAI* (auquel cas, cela signifierait que les valeurs de paramètres obtenues pour 1999-2000 ne sont pas pertinentes pour 2001-2002 en terme de valeur absolue) ou (ii) si le *LAI* est bien simulé mais que, malgré cela, on sous-estime la matière sèche et le rendement (à cause d'un événement ou d'un processus non pris en compte par le modèle). Une partie du biais peut également être liée au changement de forme de l'engrais : en 2000, certains paramètres d'entrée (comme *Norg* ou les paramètres plante) ont pu être estimés de façon à compenser une sous-estimation par le modèle des pertes d'engrais par volatilisation. En 2002, où l'engrais – solide - a une plus forte efficacité, ces paramètres conduiraient à sous-estimer le rendement.

Néanmoins, la capacité de l'assimilation à introduire une variabilité spatiale grâce l'utilisation de paramètres d'entrée estimés au cours d'une autre année de culture est une propriété très intéressante de la méthode.

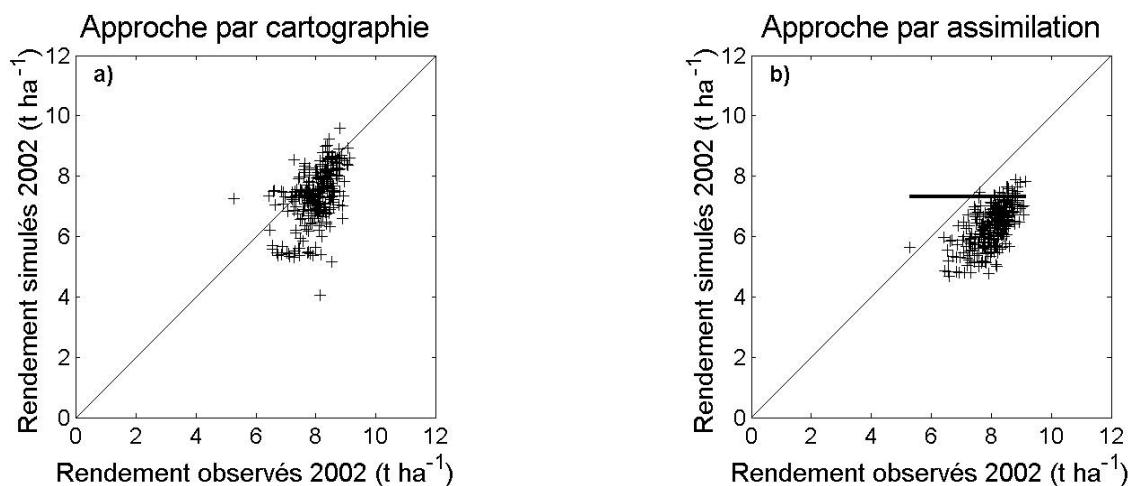


Figure 11. Comparaison des simulations de rendements pour l'année climatique 2001-2002 avec a) l'approche par cartographie et b) en utilisant les valeurs des paramètres estimées par assimilation au cours de la saison 1999-2000. Dans ce dernier cas, les simulations données par l'information *a priori* sont indiquées par un trait horizontal.

Les résultats présentés ici montrent que, parmi les méthodes de spatialisation des modèles, celle qui est fondée sur l'assimilation de données issues de la télédétection, a un grand potentiel. En particulier, pour un investissement métrologique beaucoup moins élevé (même si le traitement des images de télédétection a encore un coût important, on peut raisonnablement penser qu'avec l'évolution des projets spatiaux d'observation de la terre, des produits peu chers seront à terme disponibles), elle montre des performances supérieures.

Elle a cependant des limites qu'il convient d'analyser pour les améliorer.

Certaines sont liées à la structure du modèle utilisé : le rendement et les variables assimilées (*LAI* et *QN*) peuvent avoir des sensibilités différentes aux paramètres que l'on cherche à re-estimer. Dans ce cas, pour modifier les variables assimilées, on peut être amené à modifier certains paramètres d'une manière qui affecte de façon disproportionnée le rendement (ex : pour limiter les valeurs de *LAI* à la floraison, on peut être amené à réduire la *RU* - d'autant plus

fortement que le printemps n'est pas très sec -, ce qui peut entraîner un stress hydrique sévère pendant la période de remplissage et affecter fortement le rendement).

D'autres sont liées à la méthode d'assimilation elle-même : si les méthodes bayésiennes comme GLUE permettent d'estimer, grâce à l'utilisation d'information *a priori*, un grand nombre de paramètres, la prescription de cette information *a priori* - à la fois pour les paramètres « actifs » et pour les « inactifs » - a un rôle déterminant sur les résultats. Le manque de cohérence des simulations de *LAI* et de rendement que nous avons constaté pourrait être lié, outre les raisons évoquées ci-dessus, à l'absence de prise en compte des corrélations qui existent entre les variables caractérisant le sol.

D'autres enfin sont liées aux erreurs sur les observations des variables assimilées (*LAI* et *QN*). La méthode d'assimilation utilisée prend partiellement en compte ces erreurs au sein du calcul de la fonction de vraisemblance, en pondérant les écarts entre variables estimées et observées par l'écart-type d'une erreur sur les observations, considérée comme normale et sans biais. Mais il est clair que l'utilisation de variables observées éventuellement biaisées ne peut que conduire à simuler un rendement lui-même biaisé. Il est donc particulièrement important pour la mise en œuvre de méthodes d'assimilation de données observées dans les modèles de bien caractériser et prendre en compte les différentes sources d'erreurs (Makowski *et al*, 2004). Compte tenu de la nature mal posée du problème d'inversion du modèle de culture, il sera nécessaire dans les développements ultérieurs qui seront faits pour améliorer les méthodes, de renforcer le poids des observations dans le système. L'utilisation de données multi-source (issues de la télédétection, de la géophysique, cartes de rendement) et pluri-annuelles, permettant de capitaliser toutes les informations recueillies sur les parcelles, devrait permettre des inversions du modèle de culture plus robustes et permettre d'accéder ainsi à une meilleure description des caractéristiques permanentes des parcelles.

Conclusion

La modulation spatiale intra parcellaire des apports de fertilisants est un moyen privilégié de promouvoir une agriculture productive et respectueuse de l'environnement. Nous avons développé un outil qui permet de la mettre en œuvre. Le recours à un modèle de culture tel que STICS permet de fonder la préconisation sur une connaissance dynamique des besoins de la plante et de l'offre du sol, en réalisant une estimation prévisionnelle des performances réalisées par la culture sous l'action conjuguée du climat et des choix techniques. Le modèle fournit des variables d'état qui permettent de prendre en compte dans l'évaluation de ces performances des critères à la fois économiques (production en quantité et qualité) et environnementaux. Nous avons dans un premier temps considéré une variable environnementale globale (le bilan d'azote) qui présente un intérêt certain (Mary *et al.*, 2002), mais il serait également possible de prendre en considération des variables plus directement liées au risque environnemental (reliquat azoté post récolte, quantité d'azote lessivé dans l'hiver qui suit, pertes gazeuses).

Cet outil a permis de quantifier les gains et les coûts économiques et environnementaux de la fertilisation spatialement modulée par comparaison avec des pratiques de fertilisation uniforme. Dans les configurations de l'étude, c'est-à-dire pour des parcelles d'un niveau d'hétérogénéité assez peu marqué, la modulation spatiale de la fertilisation n'apporte pas de gain économique, mais permet un respect strict de la contrainte environnementale.

Un point critique dans cette approche réside dans la spatialisation du modèle de culture qui nécessite un effort important en terme de renseignement des variables d'entrée, en particulier

la caractérisation des propriétés des sols. L'approche par cartographie pédologique très détaillée, associée à l'établissement de fonctions de pédotransfert spécifiques, acquis avec un coût non négligeable, a montré ses limites. Elle fait ressortir le hiatus qui existe entre l'accès à la description des types de sol et l'accès aux propriétés fonctionnelles de ces sols, telles que représentées dans la modélisation Stics.

L'utilisation de données issues de la télédétection a montré une alternative intéressante à cette caractérisation. Cependant, dans cette étude, le problème est largement sous déterminé : un grand nombre de paramètres sont en jeu et les solutions dépendent largement de la configuration choisie pour l'assimilation (Houlès, 2004). Comme on l'a vu, elles dépendent en particulier très fortement de la façon dont on prescrit l'information a priori, puisque les paramètres « inactifs » s'éloignent très peu des valeurs fixées. Il est donc important d'améliorer la prescription de cette information a priori, en utilisant par exemple une carte pédologique levée à une échelle plus petite. De même, le nombre de dates utilisées dans l'assimilation et la position de ces dates dans le cycle sont très importants. On a montré (Houlès, 2004), que les variables finales, d'intérêt pour la préconisation (rendement, teneur en protéine des grains), sont d'autant mieux estimées qu'on utilise des dates en fin de cycle. Dans ce cas, ce sont d'ailleurs surtout les paramètres plante qui sont « actifs ». On peut imaginer qu'avec des dates plus nombreuses et/ou mieux positionnées sur des événements où les propriétés des sols s'expriment fortement (ex : périodes de stress hydrique), il serait plus aisé d'accéder à ces propriétés.

Cette possibilité pourra être grandement renforcée par l'utilisation de données spatialisées d'origines multiples (télédétection, géophysique, cartes de rendement) : l'inversion du modèle sur ces grands ensembles de données, capitalisées sur plusieurs années, permettant d'accéder à des estimations plus robustes des caractéristiques des parcelles. En complément de cette phase d'« apprentissage » des propriétés des parcelles, on pourra développer en complément d'autres méthodes d'assimilation, utilisant des données acquises en cours de culture (essentiellement par télédétection) visant à corriger les simulations du modèle en temps réel. On pense à des méthodes de type filtrage (Makowski *et al*, 2004) qui permettraient de produire des prédictions plus fiables et in fine des préconisations spatialisées plus précises. Un grand champ d'application de ces méthodes - développées initialement dans les domaines de la météorologie ou de l'hydrologie - est ouvert et fait l'objet de recherches importantes dans notre communauté, pour promouvoir des méthodes de gestion spatialisée des agrosystèmes.

Remerciements

Nous remercions toute l'équipe technique de l'Unité d'Agronomie Inra de Laon pour la réalisation de l'essai de Chambry. Nous remercions la société Astrium pour l'acquisition et la mise à disposition d'images Casi sur ce site. Nous sommes reconnaissants aux lecteurs du manuscrit pour leurs critiques constructives.

Références bibliographiques

- ACOCK B., PACHEPSKY Y., 1997. Holes in precision farming: mechanistic crop models. *In Precision Agriculture*, BIOS Scientific Publishers Ltd, p. 397-403.
- BEVEN K., BINLEY A., 1992. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 6, 279-298.
- BEVEN K., FREER J., 2001. Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. *Journal of Hydrology*, 249, 11-29.
- BOUMAN B.A.M., 1992. Linking physical remote sensing models with crop growth simulation models, applied for sugar beet. *International Journal of Remote Sensing*, 13, 2565-2581.
- BOOLTINK H.W.G., VAN ALPHEN B.J., BATCHELOR W.D., PAZ J.O., STOOBVOGEL J.J., VARGAS R., 2001. Tools for optimizing management of spatially-variable fields. *Agricultural Systems*, 70, 445-476.
- BRISSON N., RUGET F., GATE P., LORGEOU J., NICOUILLAUD B., TAYOT X., PLENET D., JEUFFROY M.H., BOUTHIER A., RIPOCHE D., MARY B., JUSTES E., 2002. STICS: a generic model for simulating crops and their water and nitrogen balances. II. Model validation for wheat and maize. *Agronomie*, 22, 69-92
- CHANG J., CLAY D.E., CARLSON C.G., 2004. Defining yield goals and management zones to minimize yield and nitrogen and phosphorus fertilizer recommendation errors. *Agronomy Journal*, 96, 825-831.
- DELÉCOLLE R., MAAS S.J., GUÉRIF M., BARET F., 1992. Remote sensing and crop production models: present trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 47, 145-161.
- ENGEL T., 1997. Use of nitrogen simulation models for site-specific nitrogen fertilization. *Precision Agriculture*, BIOS Scientific Publishers Ltd, p. 361-369.
- GUÉRIF M., DUKE C., 1998. Calibration of the SUCROS emergence and early growth module for sugarbeet using optical remote sensing data assimilation. *European Journal of Agronomy*, 9,127-136.
- GUÉRIF M., BARET F., MOULIN S., BEGUE A., 2001a. Prise en compte de l'hétérogénéité parcellaire et de son évolution temporelle dans la gestion des interventions techniques : potentiel de la télédétection. In « *Modélisation des agro-écosystèmes et aide à la décision* », E. Malézieux (ed), collection Repères, Cirad, Montpellier (France).
- GUERIF M., BEAUDOIN N., DURR C., MACHET J.M., MARY B., MICHOT D., MOULIN S., NICOUILLAUD B., RICHARD G., 2001b. Designing a field experiment for assessing soil and crop spatial variability and defining site specific management strategies. *Proc. 3rd European Conference on Precision Agriculture*, Montpellier, p 677-682.
- HOULES V., 2004. Mise au point d'un outil de modulation intra-parcellaire de la fertilisation azotée du blé d'hiver basé sur la télédétection et un modèle de culture. *Thèse Ina-PG*, 294 pp.
- HOULÈS V., MARY B., GUÉRIF M., MAKOWSKI D., JUSTES E., 2004. Evaluation of the crop model STICS to recommend nitrogen fertilisation rates according to agro-environmental criteria. *Agronomie*, 24, 339-349.
- LAUNAY M., 2002. Diagnostic et prévision de l'état des cultures à l'échelle régionale : couplage entre modèle de croissance et télédétection. Application à la betterave sucrière en Picardie. *Thèse Ina-PG*, 72 p + annexes.
- MAAS S.J., 1988. Using satellite data to improve model estimates of crop yield. *Agronomy Journal*, 80, 655-662.
- MAKOWSKI D., WALLACH D., TREMBLAY M., 2002. Using a Bayesian approach to parameter estimation; comparison of the GLUE and MCMC methods. *Agronomie*, 22, 191-203.
- MAKOWSKI D., JEUFFROY M.H., GUÉRIF M., 2004. Bayesian methods for updating crop model predictions, applications for predicting biomass and grain protein content. In "Bayesian statistics and Quality Modelling in the Agro-Food Production Chain". MAJS van Boekel, A Stein, AHC Van Bruggen (eds.). Kluwer Academic Publishers (2004), p 57-68.

- MARY B., LAURENT F., BEAUDOIN N., 2002. La gestion durable de la fertilisation azotée. Proc. *65th IIRB Congress*, Bruxelles (BEL), 59-65.
- MATTHEWS R., BLACKMORE S., 1997. Using crop simulation models to determine optimum management practices in precision agriculture. In *Precision Agriculture*, BIOS Scientific Publishers Ltd, p. 413-420.
- MCKINION J.M., JENKINS J.N., AKINS D., TURNER S.B., WILLERS J.L., JALLAS E., WHISLER F.D., 2001. Analysis of a precision agriculture approach to cotton production. *Computers and Electronics in Agriculture*, 32, 213-228.
- MICHOT D., 2003. Intérêt de la géophysique de subsurface et de la télédétection multispectrale pour la cartographie des sols et le suivi de leur fonctionnement hydrique à l'échelle intraparcellaire. Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie, 393 pp.
- MOULIN S., BONDEAU A., DELECOLLE R., 1998. Combining agricultural crop models and satellite observations: from field to regional scales. *International Journal of Remote Sensing*, 19, 1021-1036.
- NICOULLAUD B., ZANOLIN A., DORIGNY A., BOURENNANE H., COUTURIER A., TAIB A.S., GRANIER J., RUELLE P., 2001. Intégration de données géophysiques dans un modèle spatialisé de culture (maïs) : application en vue d'une irrigation de précision. In « Géophysique des sols et des formations superficielles », INRA, Paris (France), p 157-158.
- NIJBROEEK R., HOOGENBOOM G., JONES J.W., 2003. Optimizing irrigation management for a spatially variable soybean field. *Agricultural Systems*, 76, 359-377.
- PAZ J.O., BATCHELOR W.D., BABCOCK B.A., COLVIN T.S., LOGSDON S.D., KASPAR T.C., KARLEN D.L., 1999. Model-based technique to determine variable rate nitrogen for corn. *Agricultural Systems*, 61, 69-75.
- PRINGLE M.J., MCBRATNEY A.B., WHELAN B.M., 2003. A preliminary approach to assessing the opportunity for site-specific crop management in a field, using yield monitor data. *Agricultural Systems*, 76, 273-292

Résumé

On a proposé dans le papier précédent une méthode basée sur un modèle de culture pour faire des préconisations de fertilisation azotée dans le cas du blé d'hiver (et du troisième apport d'azote). On aborde ici la question de la spatialisation de ces préconisations, ou encore d'apports spatialement variables (ce qui correspond à l'acceptation la plus courante de l'agriculture de précision). Les conditions expérimentales de cette étude sont celles mises en place dans le cadre du projet développé à l'INRA et qui est cité à plusieurs reprises dans cet ouvrage. Dans une première partie on évalue l'intérêt de ces préconisations et apports spatialisés, par référence à une fertilisation homogène dont le réglage prend en compte ou non la connaissance de la variabilité intra-parcellaire. Cette étude est conduite par simulation sur plusieurs années, sur les deux parcelles du dispositif, en considérant que la variabilité intra-parcellaire des sols est connue. Il ressort, pour cette configuration de parcelles, que les apports spatialement variables ne donnent pas en moyenne de meilleurs résultats en terme de marge brute et de bilan d'azote ; le gain essentiel est le respect en tout point de la contrainte environnementale. Dans une deuxième partie, on propose une méthode qui permette de réaliser la spatialisation du modèle en l'absence de connaissance précise de la variabilité intra-parcellaire des propriétés des sols : il s'agit d'une méthode bayésienne (GLUE) d'estimation des paramètres et variables d'entrée du modèle par assimilation d'observations sur le LAI et la teneur en azote de la culture dérivées de mesures de télédétection acquises en cours de culture. Cette méthode permet d'obtenir de meilleures prédictions des variables de sortie du modèle (dont le rendement) et potentiellement, de meilleures préconisations de fertilisation azotée, que celles fournies par l'approche de référence, basée sur la connaissance à haute résolution spatiale de la variabilité des sols. Les perspectives d'amélioration de cette méthode sont discutées.

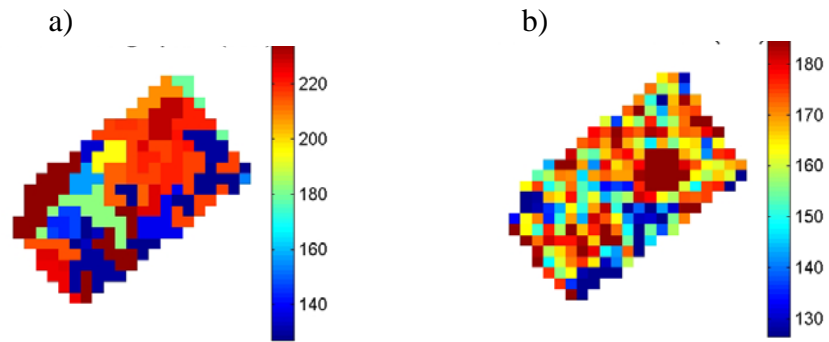


Figure 8. Comparaison de l'estimation des réserves utiles en utilisant a) l'approche par cartographie et b) l'approche par assimilation de données.

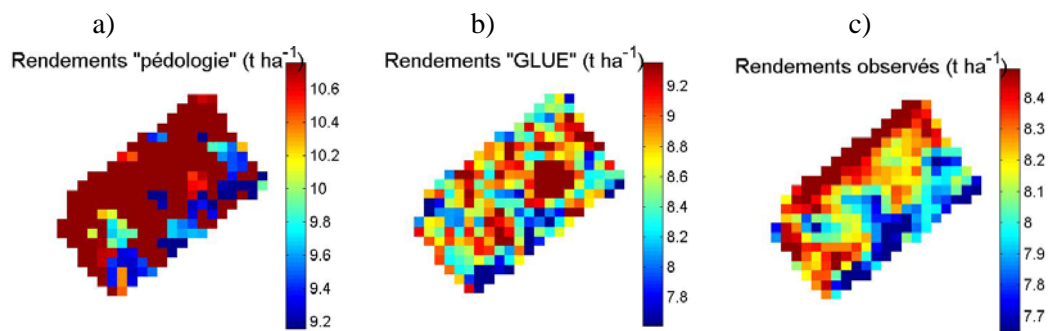


Figure 10. Comparaison des simulations de rendement par l'approche par cartographie a) et par l'approche par assimilation b) avec les rendements mesurés c).