

PILOTAGE INTÉGRAL DE LA FERTILISATION AZOTÉE : VERS UNE INTÉGRATION EN TEMPS RÉEL DE L'HÉTÉROGÉNÉITE PARCELLAIRE

François Taulemesse¹, Francesca Degan² & Baptiste Soenen¹

¹ Arvalis Institut du Végétal, Station expérimentale de Pusignan, 241 route de Chapulay 69330 PUSIGNAN - FRANCE

² Arvalis Institut du Végétal, Station expérimentale de Boigneville, 91720 BOIGNEVILLE - FRANCE

RÉSUMÉ

L'émergence d'un nouveau concept de raisonnement de la fertilisation azotée sur la culture de blé, appelé pilotage intégral, ouvre des perspectives d'amélioration de l'efficacité de l'azote apporté. La mise en œuvre opérationnelle de cette approche au travers de l'outil CHN-conduite, développé par Arvalis Institut du Végétal, repose sur un couplage inédit entre un modèle de culture, « CHN », un module décisionnel, « CHN-conduite », et des données issues de capteurs embarqués sur satellites. L'accès aux variables biophysiques d'indice foliaire et de concentration en chlorophylles A et B du couvert en temps réel, sous forme d'images numériques, offre l'opportunité d'intégrer l'hétérogénéité parcellaire dans l'établissement d'un conseil de dose pertinent à une échelle spatiale. Cependant, le temps de calcul nécessaire à chaque simulation est conséquent. Cette contrainte interdit ainsi de mettre en œuvre une simulation spécifique sur chaque pixel présent sur les images numériques collectées. Dans ce contexte, une méthodologie simplifiée de spatialisation du conseil de dose a été proposée pour répondre à cette contrainte calculatoire. La réduction du temps de calcul, d'un facteur supérieur à 1000, est associée à une incertitude du conseil de dose au pixel inférieure à 5KgN/ha. Cette méthode a récemment été introduite dans l'outil CHN-conduite pour permettre la mise en œuvre d'un pilotage intégral de la fertilisation azotée à une échelle spatio-temporelle, et améliorer encore d'un cran l'efficacité d'utilisation de l'azote apporté.

INTRODUCTION

Le raisonnement de la fertilisation azotée de la culture de blé, qui repose depuis plusieurs décennies sur les principes de la méthode du « bilan prévisionnel », se heurte à des limites inhérentes aux principes mêmes de la méthode (*e.g.* difficulté d'estimation de l'objectif de rendement ; Ravier *et al.*, 2016). Ces limites conduisent trop souvent à une fertilisation mal maîtrisée et/ou à des pertes environnementales qui ne sont plus acceptables aujourd'hui. Au-delà de la difficulté d'estimation de l'objectif de rendement, raisonner *a priori* une dose totale de fertilisants azotés à apporter à une culture sur la base d'un historique de production expose les producteurs à différentes contraintes. La première repose sur une capacité limitée d'adaptation des pratiques de fertilisation au contexte climatique de l'année. Cet aspect est d'enjeu majeur compte-tenu de la variabilité climatique interannuelle observée. D'autres limites supposées, plus complexes à estimer, sont associées à l'inertie imposée par ce mode de raisonnement dans la réponse aux innovations techniques (génétiques, agronomiques, etc...).

Ce constat a motivé l'émergence d'un nouveau concept de pilotage « intégral » de la fertilisation azotée (Ravier *et al.*, 2018 ; Soenen *et Degan*, 2020), qui s'affranchit d'estimations *a priori* de doses prévisionnelles et privilégie le raisonnement des apports sur la base de diagnostics-pronostics des besoins des plantes. Ce concept s'appuie sur trois principes fondamentaux : (i) un pilotage exclusivement basé sur des indicateurs « plante » estimés en temps réel, (ii) des doses d'apports raisonnées sur la base de trajectoires plancher d'indice de nutrition azotée (INN), et (iii) des dates d'apport guidées par les conditions pédoclimatiques pour optimiser la valorisation de l'azote apporté. Ces changements profonds dans le raisonnement du pilotage de l'azote sont susceptibles de lever les différentes limites associées à la méthode du bilan prévisionnel, et maximiser l'efficacité des apports d'azote. La mise en œuvre opérationnelle du pilotage intégral implique cependant d'accéder en temps

réel à des variables agronomiques majeures pour raisonner les besoins des plantes, et de projeter leur évolution dans le temps.

L'évolution récente des connaissances des processus complexes opérant au sein du continuum sol-plante-atmosphère et leur formalisation mathématique a permis de construire des modèles de cultures capables de simuler le développement, la croissance et la nutrition des plantes en réponse à leur environnement. Arvalis a travaillé pendant près de 20 ans pour construire un modèle de culture mécaniste, appelé CHN, qui est aujourd'hui suffisamment mature pour servir de support de raisonnement pour des applications agronomiques (Soenen et al, 2017). Le modèle de culture CHN permet de simuler quotidiennement le développement, la croissance et la nutrition azotée d'une culture de blé du semis à la récolte. Pour cela, CHN décrit les flux de carbone, d'eau et d'azote au sein des compartiments sol, plante et atmosphère par une approche mécaniste. Le suivi des interactions entre compartiments permet d'établir un bilan journalier des stress azotés et hydriques rencontrés par la culture, et d'en tenir compte dans l'estimation quotidienne de croissance et de nutrition azotée des plantes. Couplé en temps réel à des données climatiques mesurées, prévisionnelles et fréquentielles, CHN est en mesure de diagnostiquer les variables agronomiques majeures du couvert, et de pronostiquer leur évolution dans le temps. Cependant, le modèle CHN, comme tout modèle mécaniste, implique un nombre élevé de calculs pour chaque unité de simulation. Une simulation dure actuellement environ 30 secondes.

Arvalis Institut du Végétal a développé depuis 2017 un outil de pilotage intégral de la fertilisation azotée, CHN-conduite, qui s'appuie sur le modèle de culture CHN de l'Institut pour (i) accéder à l'INN en temps réel et (ii) pronostiquer les besoins en azote futurs du couvert en tenant compte des stocks d'eau et d'azote à disposition du système. Cette approche permet d'ajuster les préconisations d'apports d'azote aux stricts besoins du couvert sur la base de critères objectifs, en tenant compte des particularités du contexte de culture et du climat de l'année (Taulemesse, 2021). En qualité d'outil de pilotage intégral, CHN-conduite considère plusieurs éléments dans le raisonnement du conseil tactique. Premièrement, les besoins en azote sont établis sur la base d'une trajectoire d'INN plancher adaptée au contexte de production (Soenen et Degan, 2020), pour améliorer l'efficacité de l'azote apporté en décalant autant que possible les apports vers des stades plus tardifs. Deuxièmement, le fractionnement des apports d'azote ne suit pas une stratégie définie a priori, au profit d'un mode de raisonnement multicritères plus intégratif. Ce raisonnement intègre plusieurs niveaux d'informations, tels que (i) une analyse climatique fréquentielle permettant d'identifier dans le futur les périodes climatiques favorables à la valorisation d'apports d'azote, (ii) le pronostic de nutrition azoté du couvert à la prochaine période climatique considérée favorable, et (iii) les prévisions de précipitations attendues à horizon 15 jours. Ces différentes considérations permettent à l'outil CHN-conduite d'atteindre des performances agronomiques prometteuses, et d'améliorer significativement l'efficacité d'utilisation de l'azote apporté (Taulemesse, 2021).

Si la capacité d'aide au diagnostic et le potentiel de projection des modèles de culture représentent des atouts certains pour des applications de pilotage de l'azote, leur sensibilité à la précision des données d'entrée saisies par les utilisateurs pour les paramétrer constitue un frein à leur démocratisation. Différents travaux ont été réalisés pour étudier l'opportunité de coupler le modèle CHN à des données de télédétection, afin de sécuriser le diagnostic-pronostic du modèle dans des situations où les données d'entrée sont relativement imprécises, ou lorsque des stress non pris en compte par le modèle (i.e. autre qu'hydriques et azotés) sont susceptibles d'intervenir. Ces travaux ont conclu à un intérêt certain de coupler le modèle CHN à des données issues de capteurs embarqués sur satellites (Braun et al., 2021). Les capteurs embarqués sur satellites, après traitement des données par le service de Crop Analytics Verde (Airbus), permettent d'accéder à deux variables biophysiques d'intérêt que sont l'indice foliaire (Leaf Area Index ; LAI) et la concentration foliaire en chlorophylles A et B (C_{ab}) sous forme d'images numériques de la parcelle. La définition spatiale post-traitement est relativement fine, de l'ordre de 2m x 2m.

L'accès à ces données de télédétection sous un format spatial ouvre des possibilités de valorisation de l'information d'hétérogénéité parcellaire du couvert de blé dans le raisonnement des besoins en azote à l'échelle de la parcelle. Si cela est déjà réalisé par l'outil Farmstar® pour spatialiser le conseil du dernier

apport d'azote, la valorisation de ces informations d'hétérogénéité pourrait être opérante sur l'intégralité des apports dans le cadre d'un pilotage intégral. L'objectif est de raffiner l'intégralité des conseils de fertilisation à une échelle spatiale, afin d'apporter une quantité d'azote adaptée aux besoins et au potentiel de la culture en tous points de la parcelle. Cependant, dans un contexte de déploiement de l'outil à grande échelle, la prise en compte de l'information d'hétérogénéité dans son entièreté n'est pas concevable car elle implique un volume de calculs trop conséquent. Réaliser une simulation sur chaque pixel contenu dans les images numériques de phénotypage n'est pas envisageable (pour rappel, résolution de 2m x 2m). Des compromis entre la finesse de prise en compte de l'hétérogénéité parcellaire et le coût associé en serveurs de calculs doivent être établis. Le développement d'une méthodologie adaptée à cette problématique se pose ainsi comme une nécessité. Celle-ci doit être compatible avec les capacités de calculs actuelles des serveurs de production d'Arvalis qui imposent une limite haute de dix calculs par conseil.

Dans ce contexte, une méthodologie d'échantillonnage de pixels d'images numériques de LAI et C_{ab} a été construite. Celle-ci permet de réduire substantiellement le nombre de simulations nécessaires pour une spatialisation du conseil de dose d'azote à l'échelle de la parcelle. Cet article détaille ses principes méthodologiques et présente ses performances théoriques en situations de préconisation au champ.

MATÉRIEL ET MÉTHODES

Réseau expérimental

Six parcelles de blé conduites en 2020, réparties selon un maillage national, ont servi de support à cette étude. Ces parcelles offrent une diversité intéressante de situations agro-pédo-climatiques. Toutes les données nécessaires à la mise en œuvre du modèle CHN ont été collectées sur chaque parcelle, ainsi que les séries temporelles de LAI et C_{ab} disponibles. Des prélèvements destructifs (biomasse aérienne, azote aérien absorbé) ainsi que des mesures de référence (indice foliaire) ont été réalisés à deux stades de développement (mi-montaison et floraison), et ont permis de vérifier les performances du modèle CHN sur ces parcelles. Le raisonnement des apports d'azote n'a pas été guidé par l'outil CHN-conduite, mais par une pratique laissée libre à l'agriculteur.

Cas-types de simulation des besoins en azote du couvert

Comme énoncé précédemment, cette étude n'a pas vocation à piloter les apports d'azote sur les parcelles étudiées. L'objectif est de simuler des préconisations spatialisées sur des parcelles réelles, en couplant le modèle CHN, l'outil CHN-conduite, et des images numériques issues de capteurs embarqués sur satellites. Le choix des cas-types, supports de ces simulations, s'est porté sur toutes les dates auxquelles des apports d'azote réels ont été effectués sur les parcelles du réseau. Cela représente un total 20 cas-types potentiels de simulation. Ce choix permet de maximiser les probabilités que le couvert ait réellement besoin d'azote à ces dates, et que l'outil CHN-conduite préconise de fait lui aussi un apport non-nul.

Le modèle de culture CHN

La présente étude s'appuie sur des simulations issues du modèle de culture CHN pour accéder aux variables nécessaires à l'outil de pilotage CHN-conduite. Le modèle CHN est guidé par des diagnostics de LAI et de C_{ab} issus de capteurs embarqués sur satellites. La méthodologie d'intégration de ces données au modèle est expliquée dans la suite de cette section.

L'outil CHN-conduite

L'outil de pilotage intégral de l'azote CHN-conduite a été utilisé pour accéder aux différentes préconisations de fertilisations. Ces préconisations intègrent ainsi toutes les spécificités de raisonnement du pilotage intégral de la fertilisation azotée.

Variables biophysiques issues de capteurs

Deux variables biophysiques issues de capteurs embarqués sur satellites, LAI et C_{ab} , ont été utilisées comme sources d'information d'hétérogénéité parcellaire. Les séries temporelles d'images numériques

utilisées sont issues du service de Crop Analytics Verte (Airbus), dont la définition spatiale post-traitement est de l'ordre de 2m x 2m. Pour chaque parcelle, l'intégralité des images numériques exploitables (taux de couverture complet de la parcelle), de la levée à la date de floraison du blé, ont été utilisées. Toutes ces images sont issues de capteurs embarqués sur des satellites SENTINEL2.

Assimilation des données issues de capteurs dans le modèle CHN

La stratégie d'intégration des informations issues de capteurs dans le modèle CHN repose sur l'assimilation de séries temporelles selon les principes du filtre de Kalman (Kalman, 1960). Cette méthodologie permet d'estimer les états d'un système dynamique à partir d'une série de mesures incomplètes. Le LAI étant une variable d'état du modèle CHN, les données de LAI issues de capteurs lui sont directement assimilables. Ce n'est pas le cas de la variable C_{ab} , qui n'est pas présente sous cette forme dans le modèle. La valorisation de l'information de C_{ab} intervient au travers d'une autre variable, qui est la quantité d'azote absorbé par les parties aériennes (QN). La variable QN est estimée en amont du processus d'assimilation par un modèle interne à l'Institut à partir de données de LAI, C_{ab} , et d'un indice de développement de la culture. Son formalisme est décrit dans l'Equation 1.

$$\text{Equation 1 : } QN = (a2 * (Tsum)^2 + a1 * Tsum + a0) * (LAI * Cab * 0.1) + (b1 * Tsum + b0)$$

Où Tsum représente la somme de températures base 0°C entre le stade épi 1cm et la date d'acquisition de l'image numérique, LAI représente l'indice foliaire vert ($m^2.m^2$), C_{ab} représente la concentration en chlorophylles foliaires A et B ($\mu g.cm^2$), $a0$ - $a1$ - $a2$ - $b0$ - $b1$ sont cinq paramètres ajustés.

Méthodologie d'échantillonnage des pixels d'images numériques

Conversion de l'information LAI et C_{ab} en qC_{ab}

Pour être compatible avec le seuil de dix simulations au maximum par conseil, l'algorithme développé ne s'appuie pas directement sur les images numériques de LAI et de C_{ab} pour étudier l'hétérogénéité parcellaire. Nous avons pris le parti d'appuyer notre algorithme sur une image numérique élaborée de qC_{ab} (Figure 1C), qui est reliée à la quantité totale de chlorophylle du couvert. La variable qC_{ab} est calculée selon l'Equation 2. La conversion de l'information de LAI et C_{ab} en qC_{ab} est uniquement réalisée sur le couple d'images numériques de LAI et C_{ab} le plus proche de la date d'analyse, et n'est utilisé que pour diagnostiquer l'hétérogénéité parcellaire.

$$\text{Equation 2 : } qC_{ab} = LAI * Cab * 0.1$$

Où LAI représente l'indice foliaire vert ($m^2.m^2$) et C_{ab} représente la concentration en chlorophylles foliaires A et B ($\mu g.cm^2$)

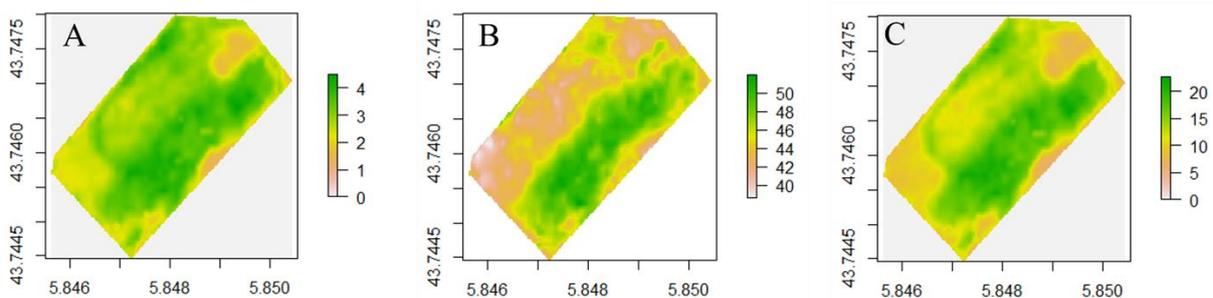


Figure 1 : Images numériques de LAI (A) et C_{ab} (B), respectivement exprimées en $m^2.m^2$ et $\mu g.cm^2$, collectées sur la parcelle Garibaldi le 9 avril 2020. Les images de LAI et C_{ab} sont utilisées pour construire l'image numérique de qC_{ab} (C).

Analyse de l'hétérogénéité

L'analyse de l'hétérogénéité de qC_{ab} a été réalisée par une approche de classification (i.e. modèle de mélange gaussien ; Fralet and Raftery, 2007). Cette méthode permet d'évaluer le niveau de complexité de l'hétérogénéité de qC_{ab} , en estimant le nombre et la distribution des différentes populations de pixels suivant une loi normale (Figure 2). Cette information offre l'opportunité de sélectionner des pixels descriptifs de la distribution de chacune des populations de pixels identifiées pour limiter le nombre de calculs nécessaires. Pour rester sous la limite haute fixée à 10 simulations par conseil, nous avons borné la méthode de classification à l'identification de 3 populations de pixels au maximum.

Choix des pixels retenus pour les simulations

A l'issue de l'analyse de l'hétérogénéité de qC_{ab} , en fonction du nombre de populations de pixels identifiées, 3 à 7 pixels d'intérêts sont finalement sélectionnés. L'objectif de cette sélection est d'être en mesure de capter la variabilité de qC_{ab} au sein de chaque population de pixels à l'aide d'un minimum de points. Nous avons pris le parti de sélectionner trois pixels pour décrire chaque population. Ces pixels sont la médiane, le minimum et le maximum observés au sein de chaque population. Les populations de pixels étant généralement partiellement chevauchantes, nous avons pris le parti de privilégier les points de jonctions entre populations lorsque cela est possible (Figure 2). Le choix des points de jonctions entre populations est stratégique pour limiter le nombre de simulations nécessaires, car deux populations contiguës partagent ainsi un même pixel d'intérêt. Il n'est pas exclu que l'on soit amené à conserver jusqu'à 9 pixels d'intérêts dans le cas d'une présence de trois populations non-chevauchantes, ce qui demeurera exceptionnel. Et à l'inverse, la présence d'une hétérogénéité régie par un gradient simple, donc constituée d'une seule population de pixels, ne nécessitera que 3 pixels d'intérêts.

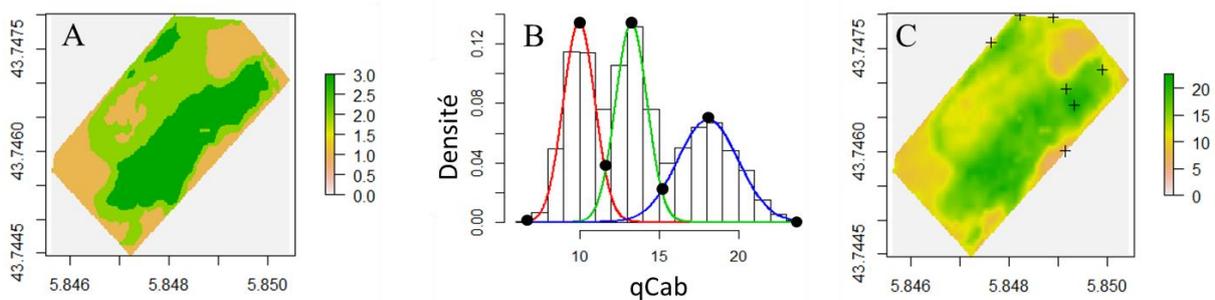


Figure 2 : Résultat spatialisé de l'étape de classification (A), exprimé en identifiant de cluster, et principe méthodologique de sélection des pixels d'intérêts (B). Les trois populations de pixels identifiées dans cet exemple sont respectivement matérialisées par les courbes rouge, verte et bleue. Les pixels d'intérêts sélectionnés sont représentés par des points noirs. Le positionnement spatial des pixels d'intérêts sélectionnés est représenté sur une image numérique de qC_{ab} (C). Ces résultats correspondent aux données de LAI et C_{ab} collectées le 9 avril 2020 sur la parcelle Garibaldi.

Assimilation de données et préconisation de dose par pixel

Une fois les pixels d'intérêts définis sur l'image numérique de qC_{ab} , toutes les valeurs historiques de LAI et C_{ab} mesurées sur chacun de ces pixels en amont de la date d'analyse sont collectées. A chaque date d'acquisition d'images numériques, la variable QN est estimée sur chaque pixel d'intérêt selon l'Equation 1. Les séries temporelles de LAI et QN spécifiques à chaque pixel d'intérêt sont ensuite assimilées au modèle CHN au travers de simulations spécifiques, puis soumises aux règles de décisions de l'outil CHN-conduite. Cela permet d'aboutir à une préconisation de dose d'azote à apporter sur chacun des pixels d'intérêts (Figure 3).

Re-spatialisation du conseil de dose

Lorsque les doses d'azote à apporter sur les pixels d'intérêts sont établies par le complexe modèle CHN – outil CHN-conduite, il est ensuite nécessaire d'estimer les doses à apporter en tous points non-simulés de la parcelle. Le positionnement stratégique des pixels d'intérêts permet de réduire cette étape à une interpolation entre bornes. Cette tâche est supportée par des modèles linéaires calibrés entre chaque couple de pixels d'intérêts adjacents.

Evaluation des performances

Les performances de cette méthodologie de spatialisation du conseil de fertilisation sous contraintes calculatoires ont été évaluées par validation croisée. A chaque mise en œuvre de la méthode dans la présente étude (parcelle x date d'apport), 30 pixels aléatoires ont été échantillonnés afin de comparer (i) les doses préconisées sur ces pixels par la méthodologie de spatialisation présentée avec (ii) les préconisations qui auraient été formulées par des simulations spécifiques sur chacun de ces 30 pixels, en assimilant les séries temporelles de LAI et QN observées sur chacun d'entre eux.

RÉSULTATS

Pour faciliter la lisibilité des différentes étapes de la méthode présentée, les illustrations proposées s'appuient toutes sur le même cas concret. Celui-ci est associé à une analyse du 9 avril 2020 sur une parcelle nommée « Garibaldi ».

Simplification de l'information d'hétérogénéité

Par la sélection d'un nombre restreint de pixels d'intérêts, qui sont les seuls à nécessiter des simulations avec assimilations spécifiques dans notre méthode, le besoin en calculs est fortement réduit. Dans l'exemple présenté en Figure 2, seuls sept pixels sont échantillonnés pour représenter l'hétérogénéité parcellaire totale. En comparaison à un plan calculatoire complet, dans lequel chaque pixel ferait l'objet d'une simulation spécifique, la méthodologie proposée permet de réduire le besoin en calculs par un facteur supérieur à 1000. Ce résultat, qui est associé aux choix méthodologiques formulés lors de la construction de l'algorithme, confirme que l'approche permet de réduire le coût calculatoire et atteindre l'objectif fixé à 10 calculs par conseil au maximum.

Cohérence spatiale de l'algorithme de classification

La méthodologie de classification mise en œuvre pour simplifier l'information d'hétérogénéité à la parcelle montre des résultats encourageants. En effet, cette approche statistique, qui s'appuie sur les données portées par l'image numérique de qC_{ab} mais ne valorise pas son information spatiale, permet d'identifier des populations de pixels qui présentent une bonne cohérence spatiale lorsqu'ils sont repositionnés sur une image numérique (Figure 2A). Ce résultat, qui est difficilement quantifiable, tend néanmoins à confirmer que l'approche proposée est adaptée à la problématique.

Assimilation de données issues de capteurs et conseil de dose sur les pixels d'intérêts

L'assimilation de données de LAI et QN, associées aux différents pixels d'intérêts sélectionnés, génère des conseils de dose contrastés (Figure 3). Bien entendu, cette variance de doses est d'autant plus importante que la parcelle est hétérogène et les besoins en azote du couvert manifestes. Ce résultat confirme néanmoins que la méthodologie mise en œuvre permet de discriminer les différents pixels des images numériques de la parcelle sur des critères associés au besoin en azote des plantes.

Dans cette étude, la relation entre qC_{ab} et dose d'azote préconisée a toujours été valorisable dès lors que certaines zones de la parcelle nécessitaient une intervention de fertilisation. Cette relation est cependant rarement linéaire sur tout l'intervalle de qC_{ab} observé (Figure 4A). Généralement, la rupture de linéarité de la relation intervient à un seuil de qC_{ab} où le besoin en fertilisation atteint un plafond ou un plancher. La relation devient proche de l'horizontale lorsque ce seuil est atteint. N'étant pas en mesure de prédire ce seuil de rupture de linéarité avant la réalisation des calculs, il arrive que certaines simulations s'avèrent a posteriori inutiles. Dans l'exemple présenté en figure 4A, deux calculs auraient pu finalement être évités sans dégrader significativement le conseil de fertilisation. Ces résultats confirment que s'il

apparaîtrait hasardeux de formuler un conseil de dose uniquement sur la base de l'information de qC_{ab} , l'utiliser pour extrapoler une dose d'azote est possible une fois la relation entre qC_{ab} et dose d'azote établie sur un nombre de points suffisant.

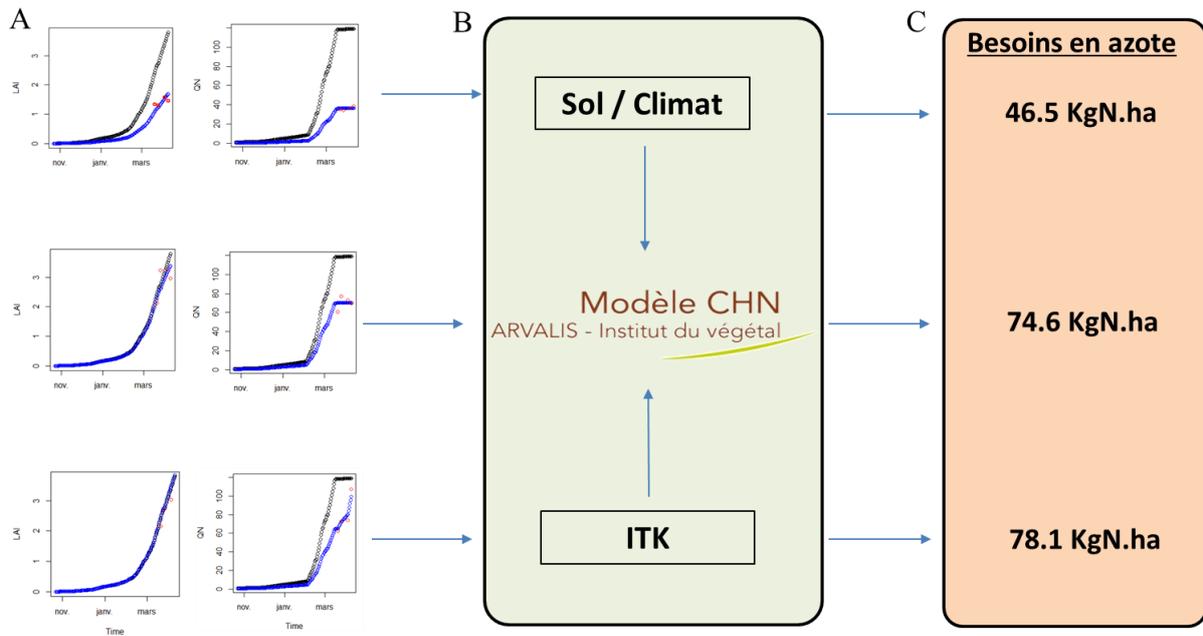


Figure 3 : Illustration du principe d'assimilation de données et d'estimation du besoin en azote par le complexe modèle CHN – outil CHN-conduite sur trois pixels d'intérêts contrastés issus de l'analyse de la parcelle Garibaldi le 9 avril 2020. Le principe d'assimilation de données (A) consiste à corriger les dynamiques de LAI et de QN initiales du modèle CHN (courbes noires, initialement identiques en tous points de la parcelle) en intégrant les informations issues des séries temporelles de données capteurs (points rouges). Cela résulte en une dynamique filtrée (courbes bleues). Ces nouvelles données, assimilées au modèle CHN, permettent de réaliser une simulation spécifique à chaque pixel d'intérêt en intégrant ses caractéristiques propres de LAI et de QN (B). Un conseil de dose spécifique à chaque pixel est alors édité par l'outil CHN-conduite (C).

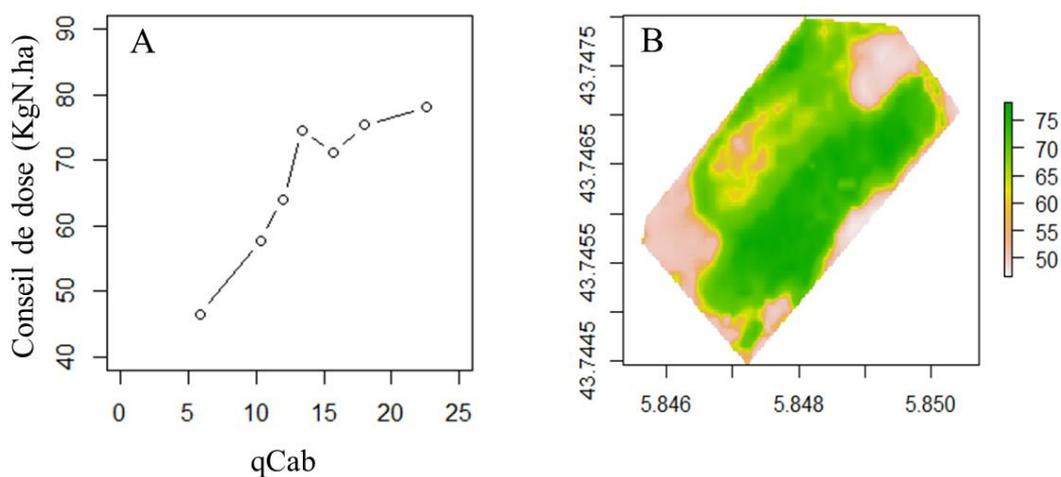


Figure 4 : Le conseil de dose édité sur les pixels d'intérêts est interpolé à l'ensemble des pixels de la parcelle (A). Cela permet d'accéder à une image numérique du conseil de dose d'azote spatialisé, exprimé en KgN.ha (B).

Performances de la méthode

La validation de la méthode sur échantillonnage aléatoire de pixels (Figure 5A) montre des résultats encourageants. Dans l'exemple présenté en Figure 5B, la RMSE de dose préconisée est inférieure à 3 KgN.ha. La corrélation observée entre dose préconisée par l'algorithme de spatialisation et dose préconisée par le modèle avec assimilation spécifique sur chaque pixel est elle aussi très satisfaisante. Ces résultats ne sont pas propres à la parcelle présentée en exemple. Dans le cadre de cette étude, aucune date de conseil x parcelle n'a présenté de RMSE de dose préconisée supérieure 5 KgN.ha. En moyenne, sur l'intégralité des conseils formulés, la RMSE de dose préconisée s'est établie à 3.3 (± 1.1) KgN.ha. Ce résultat est considéré satisfaisant, car inférieur à la marge de précision de la majorité des matériels d'épandage.

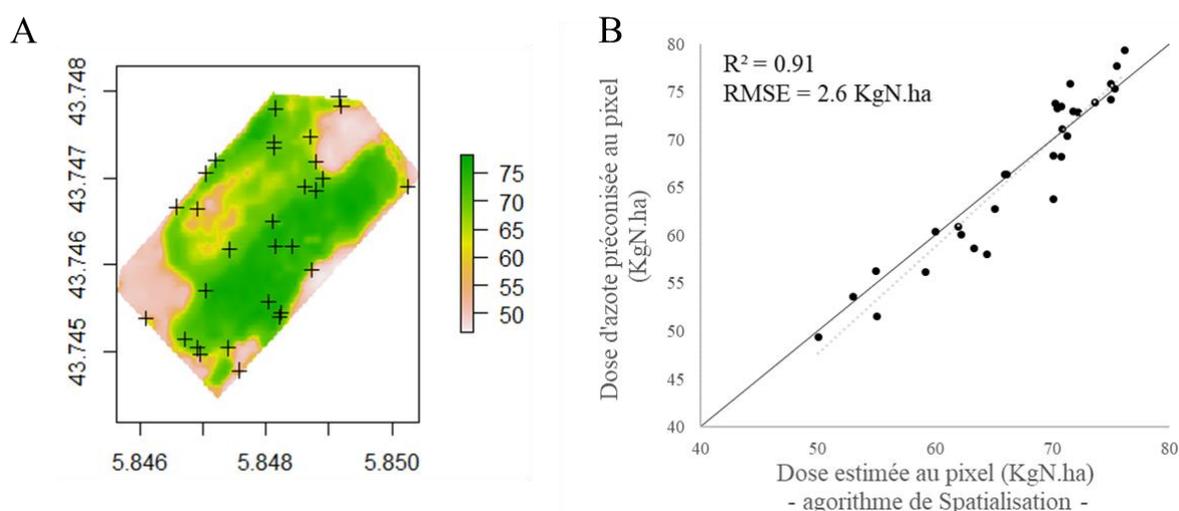


Figure 5 : Validation de la méthode de spatialisation, appuyée sur l'exemple de la parcelle Garibaldi sur la base d'images numériques mesurées le 9 avril 2020. Trente pixels sont échantillonnés aléatoirement sur la parcelle (A). Les préconisations de doses proposées par la méthode de spatialisation sont comparées à des préconisations du modèle comprenant des assimilations des données de LAI et QN spécifiques à chaque pixel (B).

DISCUSSION

La méthodologie proposée permet de réduire substantiellement le nombre de simulations nécessaires pour générer un conseil de dose spatialisé. Sans une telle approche, une spatialisation du conseil s'appuyant sur le complexe modèle CHN – outil CHN-conduite aurait été impossible à mettre en œuvre pour un usage commercial pour des raisons de temps de calculs. Les résultats obtenus sont satisfaisants, avec une RMSE de dose préconisée au pixel inférieure à 5 KgN.ha. La méthode a donc été retenue et implémentée dans l'outil CHN-conduite pour éditer un conseil de dose spatialisé de tous les apports d'azote.

Plusieurs aspects de la méthode méritent toutefois d'être discutés. Le premier aspect porte sur le choix méthodologique de simplifier l'information d'hétérogénéité parcellaire, porté initialement par des images numériques de LAI et de C_{ab} , en une variable intégrative qC_{ab} . Ce choix a été formulé pour atteindre l'objectif de 10 calculs maximum par parcelle tout en conservant une pertinence agronomique satisfaisante. Cela aurait été difficilement atteignable si la classification des pixels avait reposée sur une approche multivariée, car la pertinence agronomique des classes aurait pu être pénalisée par la contrainte forte de nombre de classes maximal. Pour être pertinente avec ce niveau élevé de contrainte sur le nombre maximal de classes, une approche multivariée aurait nécessité de caractériser la sensibilité relative du modèle CHN aux variables LAI et C_{ab} dans une très large gamme d'environnements et de stades de développement, afin d'appliquer une pondération adaptée dans la supervision de l'étape de

classification. Le fait d'utiliser qC_{ab} pour caractériser l'hétérogénéité parcellaire nous affranchit de cette contrainte, et permet une certaine souplesse dans la prise en compte des variances relatives de LAI et C_{ab} . L'hétérogénéité de qC_{ab} peut ainsi reposer sur l'une, l'autre ou les deux variables initiales. En l'absence de variance de LAI (parcelle homogène pour cette variable), c'est la variance de C_{ab} qui est majoritairement représentée par la classification. A l'inverse, si C_{ab} présente peu de variabilité, c'est la variance de LAI qui est majoritairement considérée. Et enfin, si les deux variables présentent une variance conséquente, la classification les considère toutes deux. C'est principalement dans ce dernier cas que le seuil de 10 calculs par parcelle pourrait se révéler limitant, et que des perspectives d'augmentation du nombre de calculs possibles pourraient être valorisées. Néanmoins, nous avons fait le choix d'appuyer nos illustrations sur un cas d'étude qui présente cette configuration, avec des variances conséquentes de LAI et C_{ab} , pour démontrer que les performances de la méthode de spatialisation y restent satisfaisantes.

La limite de 10 calculs par parcelle, qui conditionne assez largement les choix méthodologiques réalisés dans la construction de l'algorithme, pourrait être revue à la hausse par des évolutions de structures de calculs. Cela permettrait d'envisager des approches plus complexes. Une opportunité, qui est en cours de réalisation mais pas encore opérationnelle, repose sur une évolution du processus de scalabilité des calculs. Les temps de calculs ne seraient alors plus un problème bloquant, le raisonnement du nombre de calculs à effectuer reposant uniquement sur un rapport coût / bénéfice. Au regard des résultats obtenus avec la version actuelle de l'algorithme de spatialisation, il n'apparaît pas nécessaire d'augmenter le nombre de calculs à court terme, même si cela devra être confirmé par une étude complémentaire sur un plus grand nombre de parcelles. Cependant, cette position peut être révisable si des informations spatiales autres que les variables biophysiques actuellement utilisées devenaient accessibles à grande échelle. Pour exemple, l'accès à des cartographies de variables du sol (profondeur, réserve utile, matière organique, texture, etc...) nécessiteraient une révision profonde de la méthode, et une augmentation probablement substantielle du nombre de calculs nécessaires. Mais l'accès à ces nouvelles informations serait précieux pour éditer un conseil spatialisé des plus pertinents, plus intégratif des gradients de stress spécifiques aux différentes zones de la parcelle.

CONCLUSION

La méthode de spatialisation proposée permet d'atteindre des conseils de dose précis en tous points de la parcelle, tout en limitant fortement le nombre de calculs nécessaires. Au regard des performances observées, cette méthode a été intégrée à l'outil CHN-conduite, et permettra de formuler des conseils spatialisés de tous les apports d'azote. Cette avancée offre l'opportunité de conduire un pilotage intégral de la fertilisation azotée sur des cultures de blé à une échelle spatio-temporelle, qui permettra d'améliorer l'efficacité d'utilisation de l'azote apporté.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Braun, P., Deshayes, G., Taulemesse, F. et al. (2021). Un développement accéléré des outils de pilotage. *Perspectives Agricoles*, 485, 42-48.

Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems.

Fraley, C., & Raftery, A. E. (2007). Bayesian regularization for normal mixture estimation and model-based clustering. *Journal of classification*, 24(2), 155-181.

Ravier, C., Jeuffroy, M. H., & Meynard, J. M. (2016). Mismatch between a science-based decision tool and its use : The case of the balance-sheet method for nitrogen fertilization in France. *NJAS-Wageningen Journal of Life Sciences*, 79, 31-40.

Ravier, C., Jeuffroy, M. H., Gate, P., Cohan, J. P., & Meynard, J. M. (2018). Combining user involvement with innovative design to develop a radical new method for managing N fertilization. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 110(1), 117-134.

Soenen, B., Bessard Duparc, P. (2017). Vers une déclinaison au quotidien du modèle CHN. *Perspectives Agricoles*, 446, 57-60.

Soenen, B., Degan, F. (2020). CHN-Conduite : Conduire le blé avec un pilotage intégral de l'azote. *Perspectives Agricoles*, 474, 52-54.

Taulemesse, F. (2021). Pilotage intégral de l'azote : ajuster en temps réel les apports azotés. *Perspectives Agricoles*, 486, 61-63.