

PHENOBET : Combinaison de données issues de capteurs de phénotypage avec des modèles de culture pour caractériser les variétés de betterave sucrière

Maupas F.¹, Adrian J.¹, Joudelat F.¹, Brun F.², Jay S.³

¹ ITB, 45 rue de Naples, F-75008 Paris

² ACTA, 149 rue de Bercy, F-75595 Paris Cedex 12

³ INRAE, 361 rue Jean-François Breton, BP 5095, F-34196 Montpellier Cedex 5

Correspondance: maupas@itbfr.org

Résumé

Le projet Phenobet a traité de l'utilisation complémentaire de modèles de culture et de données issues de capteurs de phénotypage afin de mieux comprendre les réponses adaptatives des variétés aux ressources en azote et en eau. Des méthodes non destructives ont été développées pour caractériser les phénotypes au cours du temps, basées sur l'utilisation du spectroradiomètre Fieldspec et d'indices de végétation. Elles ont permis d'approcher la surface foliaire, le contenu en azote et en chlorophylle des feuilles avec de bonnes performances. En parallèle, les modèles de culture ont été développés. Puis deux techniques de couplage entre mesures de phénotypage et modèles de culture ont été comparées. Le filtrage particulaire montre de meilleures performances que le filtre de Kalman. L'approche ainsi développée doit maintenant être validée sur un grand nombre de variétés avant de l'intégrer dans l'évaluation des variétés.

Mots-clés : Variétés, stress abiotique, modélisation, phénotypage

Abstract: PHENOBET: Combining data from phenotyping sensors with crop models to characterize sugar beet varieties

This study investigated the possibility of coupling sugar beet crop model and phenotyping measurements to better understand how varieties differ in the use of nitrogen and water resources. To characterize phenotypes over time, non-destructive techniques have been developed using FieldSpec spectroradiometer to estimate leaf area index, chlorophyll and nitrogen contents. Vegetation indices showed very good performances to retrieve the three plant traits. In parallel, crop models have been developed. Then two methods have been compared to combine both phenotyping measurements and crop models. Particle filtering techniques showed better performances than Kalman filter algorithm. Future works will be dedicated to testing these methods over a larger number of varieties to validate the results before incorporating this approach in variety assessment.

Keywords: Varieties, abiotic stress, modelling, phenotyping

Introduction

La culture de betterave doit répondre à des objectifs de productivité en limitant l'impact sur l'environnement, le tout dans un contexte climatique et économique instable. La nécessaire optimisation des ressources passe par une meilleure connaissance des potentialités du milieu et des variétés en interaction avec ce milieu. La connaissance des réponses adaptatives des variétés aux principaux stress abiotiques s'exprime dans les essais tout au long du cycle cultural. Elle impose une stratégie

d'analyse approfondie des données expérimentales, qui n'existe pas aujourd'hui dans les procédures de sélection et d'évaluation des variétés de betteraves. De plus, la sélection de variétés plus économes en eau et en azote n'a encore jamais été étudiée en betterave. La caractérisation de l'interaction génotype x environnement est donc au cœur du processus d'amélioration variétale par les semenciers et du dispositif d'évaluation des variétés.

La mise en place d'essais analytiques, croisant les variétés à différentes conditions hydriques et azotées, n'est pas concevable pour tester chaque année 80 variétés commerciales et une centaine de variétés candidates à l'inscription au CTPS (Comité Technique Permanent de la Sélection), dans des situations pédoclimatiques variées. Il est donc nécessaire de développer des outils et méthodes qui puissent être appliqués en routine, avec des délais de traitement des données qui soient compatibles avec les contraintes des évaluateurs de variétés. Parmi les outils disponibles, les mesures acquises de manière répétée et non destructive, permettant de suivre la croissance du couvert, peuvent être obtenues grâce à des capteurs sur un grand nombre de variétés. Cependant, si les mesures de terrain réalisées avec ces capteurs s'avèrent un outil essentiel, l'utilisation de modèles de culture apparaît comme un complément indispensable. Cela permet d'obtenir des informations sur des variables physiologiques complexes, non mesurables directement, mais essentielles pour une compréhension fine des phénomènes régissant la croissance des plantes. Il est à noter cependant que l'imprécision des modèles de culture ne permet pas de les utiliser seuls pour différencier correctement des variétés. Plusieurs études ont par ailleurs montré qu'utiliser des observations réalisées en cours de culture, comme celles obtenues à partir de capteurs pour corriger certaines variables intermédiaires ou certains paramètres de modèles dynamiques, permettaient d'améliorer significativement leur qualité prédictive (Naud et al., 2007 ; Naud et al., 2008).

Partant de ce constat, le projet Phenobet a permis de mettre en place un cadre méthodologique pour coupler un modèle de culture à des mesures de phénotypage, améliorant ainsi la qualité prédictive du modèle pour mieux apprécier l'adaptation d'une variété dans un milieu donné. Ce cadre méthodologique comprend (1) une méthode de phénotypage adaptée à une taille d'essais variétés d'environ 200 microparcelles, (2) le développement d'un modèle de culture capable de prendre en compte les variables de phénotypage, et (3) une méthode de couplage entre le modèle et les mesures de phénotypage pour construire de nouveaux traits phénotypiques non mesurables mais très pertinents d'un point de vue physiologique (efficacité d'utilisation de l'eau, de l'azote ...), grâce à l'analyse de certaines variables et paramètres clés issus du modèle.

Partenaires du projet

L'ITB a coordonné ce projet. L'ACTA, au titre de l'animation du Réseau Mixte Technologique Modélisation et Analyse des données pour l'Agriculture (www.modelia.org) a apporté son soutien méthodologique sur la modélisation. L'INRAE a apporté son expertise sur l'analyse des données issues des capteurs de phénotypage.

1. Phénotypage des essais variétés

1.1 Choix du capteur et méthode d'étalonnage

Les capteurs de proxidtection fournissent des observations non destructives, instantanées et dynamiques. Ils constituent donc des outils privilégiés pour améliorer la connaissance des potentialités des variétés. Le spectroradiomètre portable Fieldspec (ASD Inc.) a été choisi dans cette étude car il balaye une large gamme spectrale, de 350 à 2500 nm, et ne pose pas de contrainte de débit pour évaluer 200 micro-parcelles dans un même essai. Il a été testé pour ses capacités à estimer des variables utiles aux modèles (entrées ou paramètres de forçage du modèle) telles que des variables structurelles du couvert (surface foliaire LAI) ou biochimiques (teneur en azote et en chlorophylle des feuilles).

Une expérimentation a été mise en place au cours de chaque année du projet. De mai à septembre, cinq à sept dates de mesures ont été réalisées selon les années, pour mettre au point la méthodologie d'utilisation du Fieldspec. Des mesures de référence ont permis d'évaluer la qualité des résultats :

- Le LAI (Leaf Area Index) de référence a été mesuré à l'aide d'un appareil photo muni d'une lentille hémisphérique. Le logiciel CanEye, développé par l'INRAE EMMAH, a ensuite été utilisé pour estimer le LAI à partir des images. Il est en accès libre sur <https://www6.paca.inrae.fr/can-eye>.
- La teneur en azote de référence a été mesurée au laboratoire.
- La teneur en chlorophylle de référence a été mesurée à l'aide de la pince Dualox Scientific+TM (Force A).

1.2 Calcul des variables agronomiques à partir des mesures spectroradiométriques

1.2.1 Méthodologie

Cette action consistait à mettre au point des méthodes de traitement des données brutes issues du spectroradiomètre en variables agronomiques d'intérêt. Pour cela, des mesures spectroradiométriques multi-angulaires ont été réalisées selon différentes orientations par rapport au couvert. Puis des indices de végétation ont été calculés pour l'estimation de l'indice foliaire (noté LAI), la teneur en chlorophylle des limbes (notée Cab) et les teneurs en chlorophylle et en azote à l'échelle du couvert (notées CCC et CNC, respectivement). Les mesures optiques ont été réalisées à 1,50 m du rang (soit une résolution spatiale de l'ordre de 70 cm) et selon deux directions (une visée nadir et une visée oblique). Les indices de végétation sont une combinaison de deux ou trois longueurs d'onde. Une étude bibliographique a permis de sélectionner les indices listés dans le Tableau 1.

Tableau 1 : Liste des indices de végétation testés pour étalonner le Fieldspec

Indice de végétation	Formule	Référence bibliographique
NDVI	$(R800 - R670)/(R800 + R670)$	Rouse et al. (1973)
Cl _{green}	$R780/R500 - 1$	Gitelson et al. (2006a)
Cl _{re}	$R780/R710 - 1$	Gitelson et al. (2006a)
ND ₅₅₀	$(R750 - R550)/(R750 + R550)$	Gitelson et al. (1996)
ND ₇₀₅	$(R750 - R705)/(R750 + R705)$	Gitelson et Merzlyak (1994)
MCARI _[705,750]	$[(R750 - R705) - 0.2 (R750 - R550)](R750/R705)$	Wu et al. (2008)
MCARI/OSAVI _[705,750]	$\frac{[(R750 - R705) - 0.2 (R750 - R550)] \left(\frac{R750}{R705}\right)}{1.16 (R750 - R705)/(R750 + R705 + 0.16)}$	Wu et al. (2008)
mSR	$(R750 - R445)/(R705 - R445)$	
MTCI	$(R754 - R709)/(R709 - R681)$	
mNDblue	$(R440 - R728)/(R440 + R850)$	

1.2.2 Résultats de calibration

La Figure 1 présente les meilleurs résultats obtenus pour chaque variable visée Cab, LAI, CCC et CNC. Les indices de végétation les plus performants sont les suivants :

- Pour Cab : mNDblue à partir d'une mesure en visée oblique
- Pour LAI : MCARI/OSAVI[705-750] en visée nadir
- Pour CCC : MTCI en visée oblique
- Pour CNC : MCARI[705,750] en visée oblique

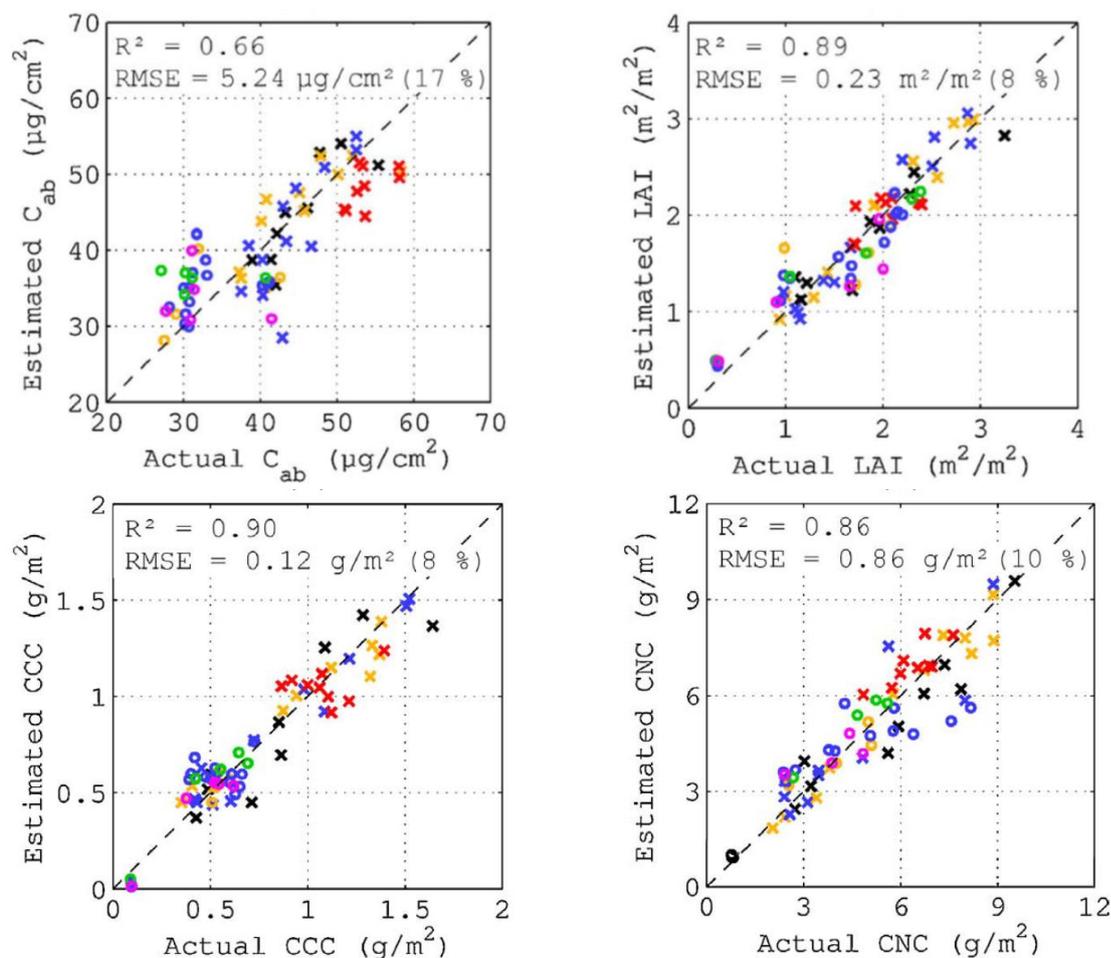


Figure 1 : Comparaison entre les estimations obtenues à partir de l'indice de végétation apportant les meilleures performances de prédiction et les mesures de référence. Chaque couleur correspond à une variété différente.

Dans l'article de Jay (2017), le projet Phenobet a démontré que les performances dépendent fortement de la géométrie d'acquisition, du fait notamment de la proportion relative de végétation et de sol vue par le capteur. La variable structurale ciblée (ici, le LAI) est mieux estimée en visée nadir, tandis que les variables biochimiques CCC et CNC sont mieux estimées en visée oblique, avec une proportion de sol sur l'image la plus faible possible. Des performances prometteuses (erreurs relatives inférieures à 10 %) ont été obtenues pour l'estimation des différentes variables (GAI, CCC et CNC). C'est pour la teneur en chlorophylle que l'erreur est la plus forte (17%). Une autre conclusion importante pour le phénotypage est de constater la robustesse des résultats issus des indices de végétation vis-à-vis des années et des variétés, malgré notamment l'inclusion de variétés très contrastées dans la base de données.

2. Développement du modèle de culture

L'utilisation de modèles de fonctionnement de la culture est un complément aux mesures capteurs pour obtenir des informations sur des variables physiologiques complexes telles que l'efficacité d'utilisation de l'azote ou de l'eau. Ces variables ne sont pas mesurables directement au champ mais sont essentielles pour une compréhension fine des phénomènes régissant la croissance des plantes. Différents modèles de culture ont été développés dans le cadre du projet pour analyser leur capacité à simuler des caractéristiques variétales liées à leur croissance et leur sensibilité aux stress abiotiques. Ils simulent l'interaction de la plante avec les ressources lumineuses, hydriques et azotées, et intègrent dans leurs formalismes les variables intermédiaires mesurables par le spectroradiomètre.

2.1 Choix des modèles et méthode de calibration

Dans notre démarche sur l'utilisation des modèles pour la caractérisation des génotypes, il n'est pas envisagé d'utiliser des modèles complets/complexes (tels que STICS, Ceres, Sucros), mais d'exploiter des modèles plus simples de type efficacité (lumière, eau, azote).

Un modèle combinant l'assimilation de l'azote, le métabolisme du carbone et l'accumulation de sucre dans la racine a été développé dans le cadre d'une thèse (Didier et al., 2013). Il a évolué dans le cadre de cette étude pour prendre en compte également le stress hydrique. Il est appelé modèle « Efficience ». Un modèle encore plus simple, basé sur des courbes d'allocation de biomasse entre les différents organes de la plante, a également été testé. Il est appelé par la suite modèle « Allocation ». Les deux modèles sont représentés schématiquement dans les Figures 2 et 3.

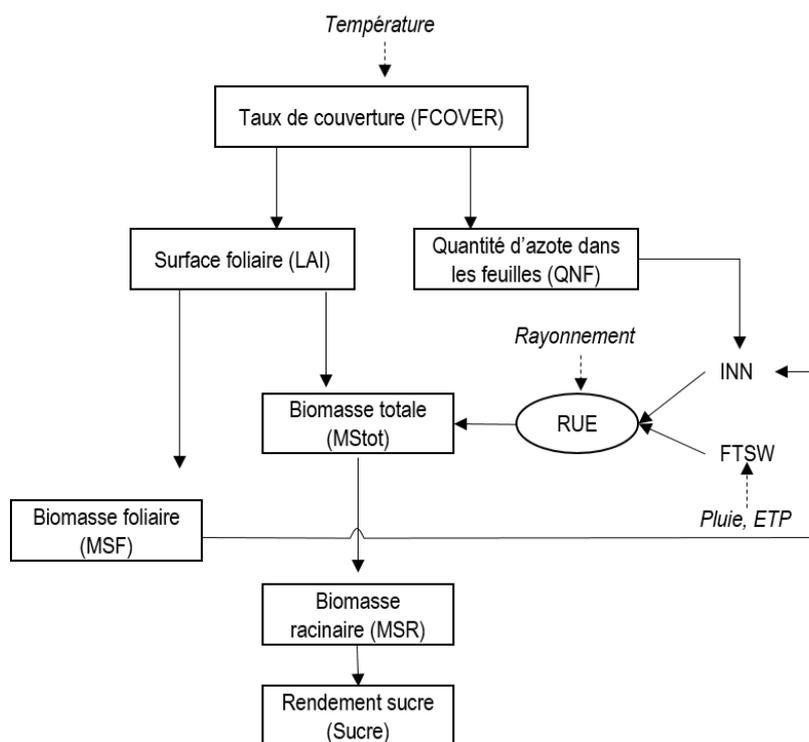


Figure 2 : Schéma de fonctionnement du modèle "Efficience"

Dans les deux modèles, les contraintes hydriques et azotées sont prises en compte dans le calcul de la biomasse totale. Pour l'azote, il s'agit de l'indice de nutrition azotée INN. La fraction d'eau transpirable du sol (FTSW) est estimée à partir de la réserve disponible journalière et de la réserve utile du sol. L'efficacité de conversion du rayonnement en biomasse, appelé RUE (Radiation Use Efficiency), est affectée par le stress hydrique par le biais de la FTSW et par le stress azoté par le biais de l'INN. Le formalisme pour la prise en compte du stress hydrique est inspiré des travaux de Casadebaig et al. (2011) sur tournesol.

Pour calibrer et évaluer les modèles, des expérimentations ont été menées au cours du projet de 2015 à 2017 et ont permis de compléter une base de données de modélisation déjà disponible à l'ITB. Ainsi, des mesures ont été réalisées sur plusieurs sites (2), stades de développement, variétés (4) et niveaux de fertilisation (3) pour avoir des trajectoires de croissance les plus variées possibles pour la calibration des modèles. Les quatre variétés ont été sélectionnées pour leur vitesse de développement différente et leur sensibilité *a priori* différente au stress azoté. Trois modalités d'azote ont été appliquées : DC (Dose Conseillée) qui correspond à la quantité d'azote recommandée par le modèle AZOFERT ; DH correspondant à une forte dose d'azote majorée de 60 à 80 kg/ha par rapport à la dose conseillée pour simuler une sur-fertilisation ; et D0 sans fertilisation azotée, pour simuler une sous-fertilisation.

Pour parvenir à utiliser les modèles pour la caractérisation et la différenciation des génotypes, il convient de mettre en place des méthodes d'estimation paramétrique précises. Les méthodes utilisées pour la calibration des modèles sont celles décrites dans la publication de Makowski et al. (2006).

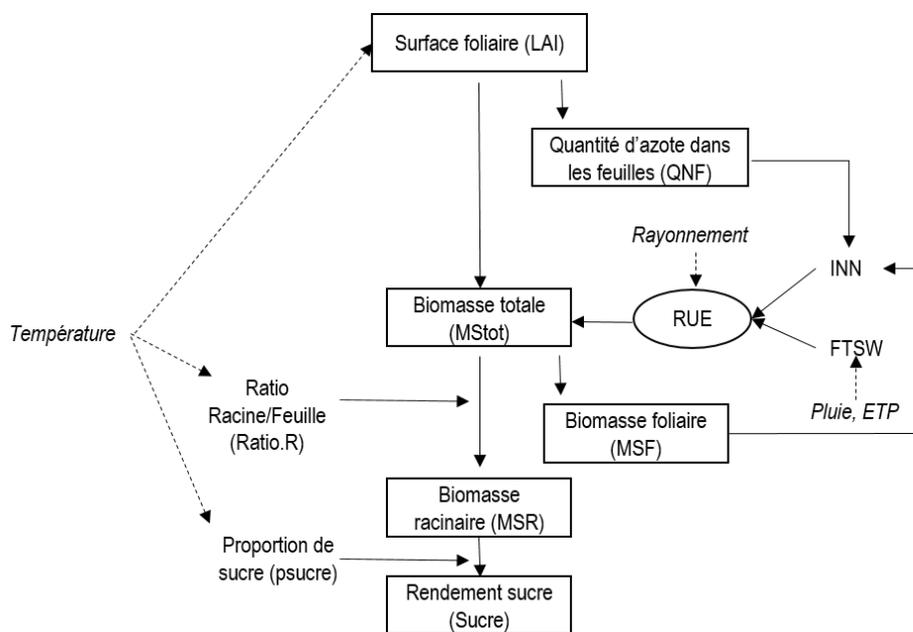


Figure 3 : Schéma de fonctionnement du modèle "Allocation"

2.2 Performances des modèles

Les valeurs des paramètres des équations des modèles ont été obtenues à partir de la calibration d'une base de données globale de 44 unités de simulation. Chaque unité correspond à une variété x un site x une année x une condition azotée x une condition hydrique donnée.

Les résultats de la validation croisée sont présentés dans le tableau ci-dessous. Ils sont exprimés en RRMSE (Relative Root mean square error), valeur normalisée du RMSE (Root Mean square error) obtenue en divisant le RMSE par la moyenne des observations.

Tableau 1 : Performances des deux modèles testées sur le jeu de données 2015-2017

	Modèle Allocation	Modèle Efficience
RRMSE LAI	11	35
RRMSE MStot	19	21
RRMSE MSR	23	26
RRMSE Sucre	22	20

avec :

- LAI : surface foliaire (m^2/m^2)
- MStot : biomasse totale (kg/m^2)
- MSR : biomasse racinaire (kg/m^2)
- Sucre : quantité de sucre (kg/m^2)

Le modèle Allocation montre des valeurs de RRMSE plus faibles que le modèle Efficience pour toutes les variables sauf sur le rendement en sucre. Ses performances sont donc meilleures. Dans la suite de l'article, nous ne détaillerons que les résultats obtenus avec le modèle Allocation.

3. Couplage entre modèles de culture et mesures de phénotypage

3.1 Objectif

L'objectif du couplage est d'améliorer les prédictions des modèles à partir des mesures réalisées par les capteurs de phénotypage au cours du cycle cultural. L'analyse des données de phénotypage par les modèles permet d'obtenir d'autres informations que celles obtenues par mesures directes pour la caractérisation et la différenciation des génotypes. Ces informations sont liées aux caractéristiques fonctionnelles des variétés à travers l'estimation des paramètres des modèles. L'utilisation de modèles permettra ainsi d'étudier les différences entre génotypes, pour chaque paramètre. Cela permettra également d'analyser les différences de comportement du modèle en simulation pour les différents génotypes, grâce à la reconstitution a posteriori de variables cachées de la croissance, par exemple des courbes instantanées de production ou d'allocation.

3.2 Méthodes de couplage

Différentes méthodes ont été testées pour le couplage : « forçage » de paramètres par expertise, assimilation de données par filtrage de Kalman ou filtrage particulaire. Après la mise en œuvre de chaque méthode, la qualité prédictive du modèle après intégration des mesures capteurs a été comparée à celle du modèle seul.

3.2.1 Filtrage de Kalman

Le filtrage de Kalman consiste à corriger les valeurs estimées par une transformation affine, afin de se rapprocher des valeurs observées. Les paramètres de cette correction sont donc estimés et mis à jour à chaque nouvelle observation terrain. Ses limites sont principalement la simplicité de la transformation qui rend inefficace la correction de modèles fortement non-linéaires et le travail sur une seule variable à la fois sans tenir compte des interactions internes au modèle. Le filtrage de Kalman a donc été appliqué indépendamment sur les variables de sortie suivantes : MStot, MSR, MSF, QNF, IF, psucre, sucre, ratio.R, INN. Pour ce faire, on utilise successivement les fonctions `dImModReg`, `dImMLE` et `dImFilter` de R qui permettent de linéariser le modèle puis d'estimer les coefficients d'assimilation pour mieux faire correspondre les valeurs estimées aux données observées.

3.2.2 Filtrage particulaire

Le filtrage particulaire, quant à lui, estime la distribution réelle des variables d'état du modèle pour corriger les valeurs de sortie. Cette distribution est calculée en faisant tourner le modèle un grand nombre de fois tout en appliquant un bruit aléatoire sur ses variables d'état. Il utilise une approche de Monte-Carlo. De nombreuses particules, qui sont autant de valeurs potentielles de variables d'état, évoluent selon un bruit (Figure 4). A chaque observation, les particules sont acceptées ou rejetées selon la vraisemblance des variables de sorties simulées par rapport aux mesures. Parmi toutes les simulations réalisées, les plus probables en regard des valeurs observées sont conservées. On obtient ainsi une estimation de distribution. Les bruits à l'origine de ces résultats permettent ainsi d'approcher la distribution réelle des variables. Les avantages de cette technique sont sa capacité à prendre en compte plusieurs variables d'état simultanément au sein d'un modèle qui peut ne pas être linéaire. Son désavantage majeur est le temps de calcul allongé par les répétitions de simulations.

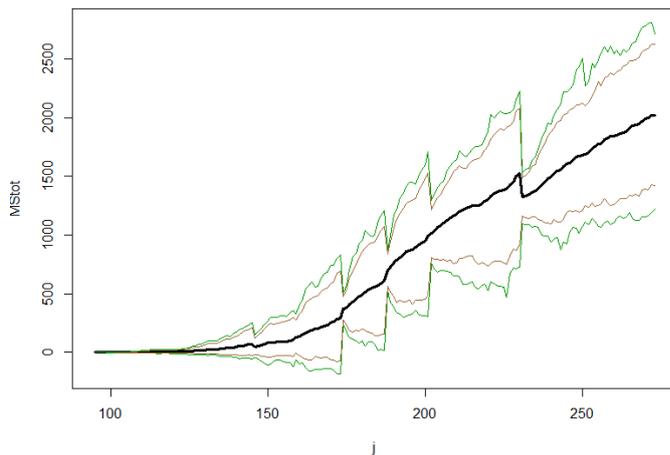


Figure 4 : Principe de fonctionnement du filtrage particulaire sur la variable de biomasse totale en fonction du jour julien. Les courbes vertes et marrons correspondent aux quantiles 0.005, 0.025, 0.975, 0.995 de la distribution des simulations montrant l'effet du filtrage au niveau de 4 points d'observation. Le résultat médian est la courbe noire.

3.3 Amélioration de la qualité prédictive des modèles par le couplage

Le Tableau 3 compare les différents résultats entre le modèle utilisé seul sans mesure capteur, et le modèle associé aux filtres de Kalman et particuliers. Seuls les résultats liés aux expérimentations de 2016 et 2017 sont intégrés dans ce tableau car les mesures par capteurs n'ont pas été acquises lors des essais antérieurs utilisés pour le paramétrage du modèle. De ce fait, les résultats du modèle seul diffèrent de ceux du Tableau 2 car ils ne sont pas obtenus sur le même jeu de données.

Tableau 2 : Comparaison des performances (RRMSE) du modèle avant et après filtrage

RRMSE	Modèle Allocation seul	Modèle Allocation + filtre de Kalman	Modèle Allocation + filtrage particulaire
INN	37	53	16
QNF	27	30	14
LAI	7.2	33	7.2
Ratio.R	11	29	11
MStot	22	27	21
MSR	23	27	26
Sucre	19	25	24
psucre	5.5	64	5.5

Le filtrage de Kalman empire la plupart des résultats du modèle original, cela peut être dû à ses défauts : sensibilité à la non-linéarité et travail sur une seule variable à la fois. L'effet du filtrage particulaire varie selon les variables. D'une manière générale, les composantes de rendement (4 dernières variables du tableau) sont peu affectées par le filtrage. En revanche, les variables INN et QNF sont améliorées par le filtrage particulaire. C'est un résultat prometteur dans la mesure où ce sont des variables non mesurables par des capteurs, mais extrêmement pertinentes pour évaluer l'impact d'un stress azoté.

3.4 Exemple d'application pour le calcul de traits phénotypiques variétaux

Les graphiques suivants (Figure 5) illustrent le type d'application qui peut être faite à partir d'une telle démarche de couplage pour accéder à des traits phénotypiques variétaux. La démarche a été appliquée sur les quatre variétés expérimentées en 2016 et pour estimer l'effet de la contrainte hydrique sur la modification du RUE. Cet exemple illustre la capacité d'une telle démarche à accéder à des variables inaccessibles par des mesures de phénotypage seules mais accessibles grâce au couplage avec le modèle. Le couplage a modifié le profil des courbes de RUE par rapport au modèle utilisé seul. Nous observons des différences variétales qui restent à valider dans de futures expérimentations sur un réseau d'essai plus grand.

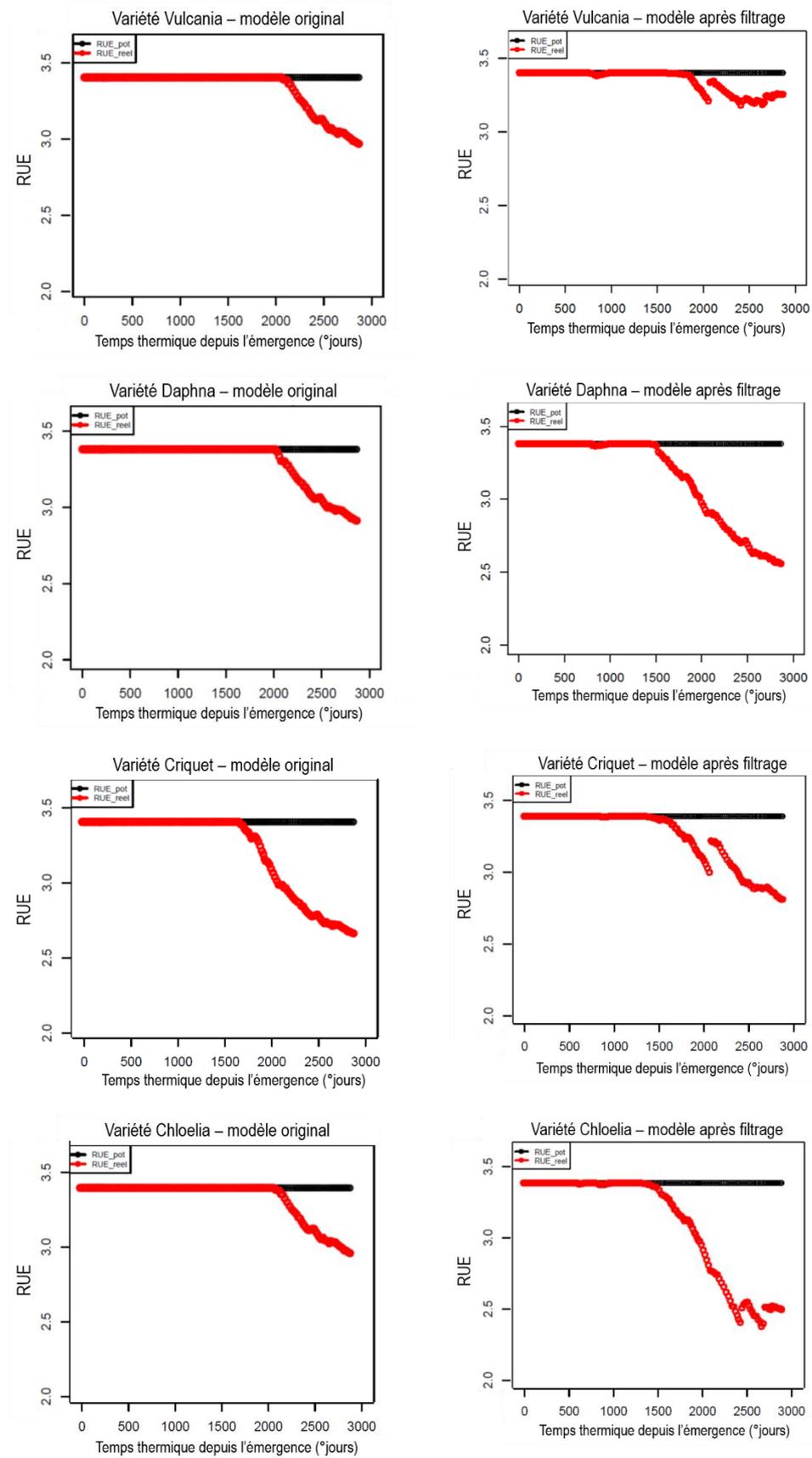


Figure 5 : Evolution du RUE sous l'effet de la contrainte hydrique FTSW pour 4 variétés. A gauche : modèle seul, à droite : modèle après application du filtrage particulière. En noir : constante de RUE sans stress. En rouge : modification du RUE suite au filtrage particulière.

Conclusion

Le projet a permis de développer le cadre méthodologique pour apporter des informations sur l'efficacité d'utilisation de l'azote et de l'eau des variétés grâce à la complémentarité entre modèles de culture et mesures de phénotypage. Le couplage du modèle avec le filtre particulière a montré de meilleures performances qu'avec le filtre de Kalman. Néanmoins, le gain de précision n'est pas suffisant pour apporter aux agriculteurs des critères de choix variétaux basés sur les résultats du modèle. Des études sont en cours pour évaluer l'intérêt de cette méthode pour mieux qualifier les environnements des sites d'expérimentation et faciliter l'interprétation des interactions génotypes x environnement.

Références bibliographiques

- Casadebaig P., Guilioni L., Lecoeur J., Christophe A., Champolivier L., Debaeke P., 2011. SUNFLO, a model to simulate genotype-specific performance of the sunflower crop in contrasting environments. *Agricultural and Forest Meteorology* 151, 163–178.
- Dider A., 2013. Modélisation de la croissance, des relations sources-puits et du rendement en sucre de la betterave sucrière sous des régimes contrastés de nutrition azotée. 203 p. Thèse Abies.
- Gitelson A.A., Kaufman Y.J., Merzlyak M.N., 1996. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sens. Environ.* 58, 289–298.
- Gitelson A.A., Keydan G.P., Merzlyak M.N., 2006a. Three-band model for noninvasive estimation of chlorophyll, carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves. *Geophys. Res. Lett.* 33, 1-6.
- Gitelson A.A., Merzlyak M.N., 1994. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves – spectral features and relation to chlorophyll estimation. *J. Plant Physiol.* 143, 286–292.
- Jay S., Maupas F., Bendoula R., Gorretta N., 2017. Retrieving LAI, chlorophyll and nitrogen contents in sugar beet crops from multi-angular optical remote sensing: Comparison of vegetation indices and PROSAIL inversion for field phenotyping. *Field Crops Research*, 210, 33-46.
- Makowski D., Naud C., Jeuffroy M.H., Barbotin A., Monod H., 2006. Global sensitivity analysis for calculating the contribution of genetic parameters to the variance of crop model prediction. *Reliability Engineering & System Safety.* 91, 10–11, 1142–1147.
- Naud C., Makowski D., Jeuffroy M.H., 2007. Application of an interacting particle filter to improve nitrogen nutrition index predictions for winter wheat. *Ecological Modelling*, 207, 251-263.
- Naud C., Makowski D., Jeuffroy M.H., 2008. Leaf transmittance measurements can improve predictions of nitrogen status for winter wheat crop. *Field Crop Research*, 110, 27-34.
- Rouse J.W., Hass R.H., Schell J.A., Deering D.W., 1973. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. *Third Earth Resour. Technol. Satell. Symp.* 1, 309–317.
- Wu C., Niu Z., Tang Q., Huang W., 2008. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation. *Agric. For. Meteorol.* 148, 1230–1241.

Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY-NC-ND 3.0)



<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/fr/>

Pour la citation et la reproduction de cet article, mentionner obligatoirement le titre de l'article, le nom de tous les auteurs, la mention de sa publication dans la revue « Innovations Agronomiques », la date de sa publication, et son URL)