

Associer la télédétection à un modèle de culture pour prédire la biomasse du maïs

M. Baumont¹, A. Bonnard¹, B. Piquemal¹, J.-C. Deswarte¹

1 : Arvalis, Institut du Végétal - m.baumont@arvalis.fr

Introduction

En simulant le comportement d'une culture en réponse à son environnement, les modèles de cultures permettent à la fois, de mieux comprendre la relation entre une plante et son système, mais aussi d'appréhender son niveau de production dans son environnement et les contraintes qui y sont liées. Dans cette optique, Arvalis travaille depuis plusieurs années au développement du modèle CHN. CHN simule la croissance de plusieurs cultures (blé, orge, maïs) en s'appuyant sur les flux de carbone, d'eau et d'azote (Carbon, hydric and nitrogen = CHN). Ce modèle est déjà à l'origine de plusieurs outils d'aide à la décision tel que *Fertiweb dynamic*® ou *Taméo*®.

Cependant certaines informations nécessaires au bon fonctionnement du modèle sont difficiles à renseigner avec justesse (*ie*: type de sol, pratiques culturales...). Ces défauts d'informations peuvent être une source d'erreur importante dans les prédictions du modèle. Par ailleurs, certains stress, notamment des stress biotiques, ne sont pas pris en compte dans le modèle. Plusieurs études récentes ont montré qu'en intégrant au modèle, des données mesurées sur la parcelle d'intérêt en cours de campagne, les erreurs de prédictions pouvaient être largement corrigées. Ceci concerne notamment des mesures permettant une caractérisation de l'état de la culture et de son potentiel de production, par exemple le LAI (Leaf Area Index, qui est une expression de la surface foliaire par surface de sol). De plus, grâce aux progrès des technologies, les méthodes d'acquisition de ces mesures sont de plus en plus rapides, fiables et précises. Les outils d'analyse d'images satellites permettent notamment d'accéder facilement et de façon universelle (les images peuvent être disponible n'importe où et n'importe quand) à ces données d'intérêt agronomique.

Cette étude montre l'intérêt de l'intégration de mesures de LAI dans l'amélioration des prédictions du modèle CHN. Nous présenterons d'abord ce modèle, avant de discuter de l'impact de l'intégration de données sur la prédiction du LAI et de la biomasse pour conclure sur le potentiel que cela représente pour le développement d'un outil d'aide à la décision utile à la filière du maïs fourrage.

1. Le modèle de culture CHN

CHN est un modèle dynamique de culture développé par Arvalis (Le Bris et *al.*, 2015; Touzy et *al.*, 2019). Il a été conçu pour être facilement opérationnel que ce soit dans le développement d'outils d'aide à la décision ou en tant qu'appui à la recherche. Il est connecté aux référentiels internes Arvalis (Base Sols, Base variétés, données météo). CHN calcule les flux quotidiens de carbone (C), d'eau (H) et d'azote (N) entre le sol, l'atmosphère et la plante (Brisson et *al.*, 2003). La simulation de l'activité de la plante est basée sur l'approche de Monteith, (1994). Avec cette approche la croissance de la plante est convertie en surface d'interception de la lumière. Cette capacité d'interception du rayonnement est par la suite convertie en biomasse. L'indice de surface foliaire verte (LAI), la transpiration et la biomasse sont affectés par des déficits en eau et en azote. Ces déficits sont déterminés par les bilans respectifs de ces deux éléments (Figure 1).

CHN calcule d'abord un LAI potentiel de la culture en fonction de la densité, l'espèce, la précocité de la variété, la phénologie, et de facteurs abiotiques tels que la température ou la lumière. Le LAI prédit est ensuite calculé en appliquant un indice de stress hydrique ou azoté, calculé selon la disponibilité en azote et en eau et selon les besoins de la plante, sur le LAI potentiel. CHN détermine une biomasse potentielle à partir du LAI prédit, et du rayonnement solaire actif pour la photosynthèse (c'est-à-dire la partie du rayonnement solaire que la plante peut valoriser par la photosynthèse, exprimé en quantité de photon reçue par unité de temps et de surface, noté PAR) et de l'espèce, qui vont déterminer l'efficacité d'utilisation du rayonnement (notée RUE pour radiation use efficiency). Tout comme pour le LAI, un stress abiotique est appliqué à la biomasse potentielle pour prédire la biomasse (figure 1).

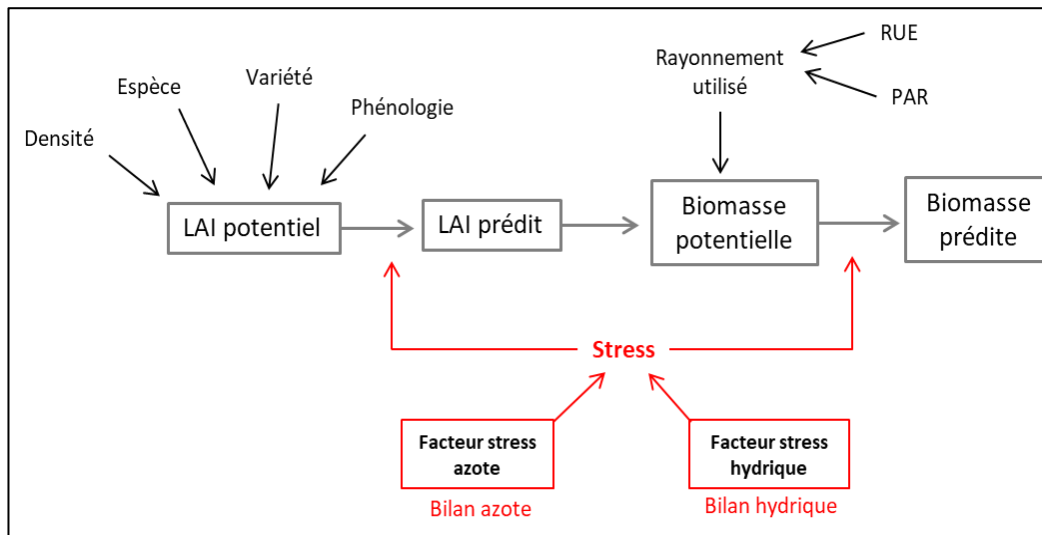


FIGURE 1 - schéma de la modélisation de CHN

La qualité de prédiction de CHN dépend largement de la précision des données renseignées en entrée du modèle. Elles concernent notamment le contexte pédoclimatique (météo, sol) et l'itinéraire technique (variété, apports d'intrant, irrigation...). CHN a été calibré dans des situations connues, pour lesquelles les données renseignées en entrée étaient justes et complètes. Or, CHN peut être utilisé dans des situations moins connues, par exemple dans les outils d'aide à la décision dérivés de CHN. Ces données d'entrées sont alors souvent incomplètes, entraînant un défaut dans les prédictions. L'intégration de mesures de terrain en cours de culture dans le modèle, peut permettre de corriger les défauts de prédiction causés par un manque d'informations, et ainsi d'assurer la qualité des outils de prédictions.

2. Les mesures de LAI par télédétection pour appuyer CHN

La précision d'un modèle de culture peut-être grandement améliorée en y intégrant des données mesurées (Dente *et al.*, 2008; Ines *et al.*, 2013; de Wit et Van Diepen, 2007). En effet, une mesure représente l'état réel de la culture. Intégrer cette mesure dans un modèle lui apporte une entrée témoin de la réalité que le modèle a pu ne pas considérer. On parle de **forçage** de données dans le modèle quand la mesure est intégrée sans aspect temporel, la suite des prédictions est alors modifiée, mais pas ce qui précède la mesure. On parle, par contre, de **d'assimilation** quand le modèle intègre la mesure avec un aspect temporel qui permet de corriger l'entièreté de la cinétique, passé compris (Curnel *et al.*, 2011). Cette dernière option permet les corrections les plus justes et c'est à ce type d'intégration de données que va s'intéresser l'étude.

Le LAI et sa cinétique sont de bons indices de l'état de la culture, de son stade de développement et de son potentiel de rendement, particulièrement pour le maïs. Ils sont faciles à obtenir via de nombreux outils (caméra RGB, caméra multi-spectrale, mesures manuelles...) à plus ou moins grande échelle d'espace et de temps, ce qui en font des mesures de choix à intégrer aux modèles. Des études ont montré que l'assimilation du LAI dans un modèle de culture permettait une prédiction du rendement plus efficace (Fang *et al.*, 2008; Li *et al.*, 2015; Ren *et al.*, 2010).

L'assimilation du LAI dans CHN est une piste non négligeable pour la création d'un outil d'aide à la décision utilisable en toutes situations. Mais faire des mesures dans une parcelle peut s'avérer coûteux en temps et en énergie. Aussi, une mesure manuelle ne reflétera qu'une partie de la parcelle et de son hétérogénéité. L'utilisation de données issues des analyses d'images satellites permet de pallier ces difficultés. En effet, les satellites permettent un suivi cinétique du LAI (avec une acquisition par semaine en moyenne, Figure 2a) de façon universelle et sans déplacement dans la parcelle. Les variables calculées peuvent être disponibles pour chaque pixel d'une image, un pixel ayant une résolution de 10 à 20 mètres, ce qui permet de visualiser les hétérogénéités d'une parcelle (Figure 2b). Ce service est notamment proposé par la plateforme de suivi satellite *Verde* (développée par Airbus©). Cette plateforme permet le suivi de plusieurs variables agronomiques, telles que le LAI, la fraction de vert ou la teneur en chlorophylle, sur les zones géographiques demandées. C'est avec le LAI issu de cette plateforme que nous avons étudié l'intérêt de l'assimilation de mesures dans le CHN. En effet, l'utilisation de données satellites pour améliorer les prédictions d'un modèle laisse entendre qu'un outil dérivé de cette méthode pourrait être développé pour servir tous les acteurs de la filière du maïs fourrage. C'est cette piste d'un outil universel que nous avons voulu développer.

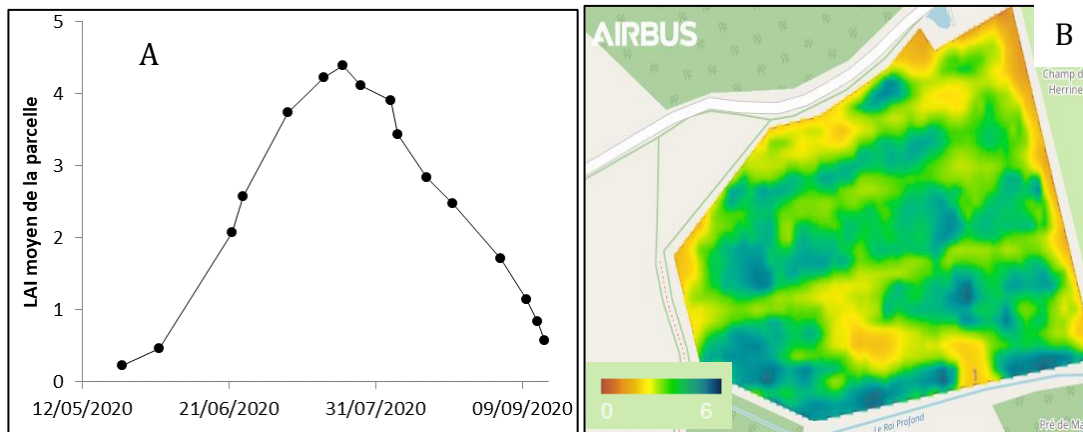


Figure 2 - Illustration d'un suivi de LAI par satellite, parcelle de maïs fourrage située à La Jaillère (44).

A : cinétique du LAI (valeur médiane) de la parcelle. B : exemple de l'hétérogénéité d'une parcelle observable grâce à une estimation du LAI à chaque pixel.

3. Assimilation des mesures de LAI dans CHN : des améliorations mais encore des imprécisions

Pour illustrer les propos de cet article, nous nous appuyons sur les données issues d'un protocole mené en 2020 sur 5 sites en France. Le maïs a été cultivé dans chaque site selon l'itinéraire technique local conseillé (variété, fertilisation, ...), en évitant tout stress hydrique ou azoté. Des mesures manuelles de LAI (mesure de la surface foliaire verte totale rapportée à une surface de sol), un suivi satellite (grâce à l'outil *Verde*) et plusieurs prélèvements de biomasse plante entière ont eu lieu à stade commun. Ces données, combinées à l'utilisation de CHN, permettent une première approche de l'intérêt de l'assimilation de mesures dans un modèle pour la prédiction d'une biomasse en maïs fourrage.

3.1. L'assimilation de données pour prédire le LAI

CHN prédit d'abord un LAI, à partir duquel est calculée une biomasse. La figure 3 montre la différence entre le LAI mesuré et le LAI prédit avec ou sans assimilation de LAI. Dans cet exemple, deux mesures de LAI ont été assimilées : une autour du stade 5F, c'est-à-dire que les plants de maïs avaient 5 feuilles ligulées, et une au moment de la floraison femelle. L'assimilation de ces deux mesures permet de corriger toute la cinétique de LAI (Figure 3a), même après floraison, atteinte au moment où le LAI est à son maximum. C'est cette correction après floraison qui est intéressante : cela montre qu'une correction du modèle tôt dans le cycle permet des prédictions correctes jusqu'à récolte.

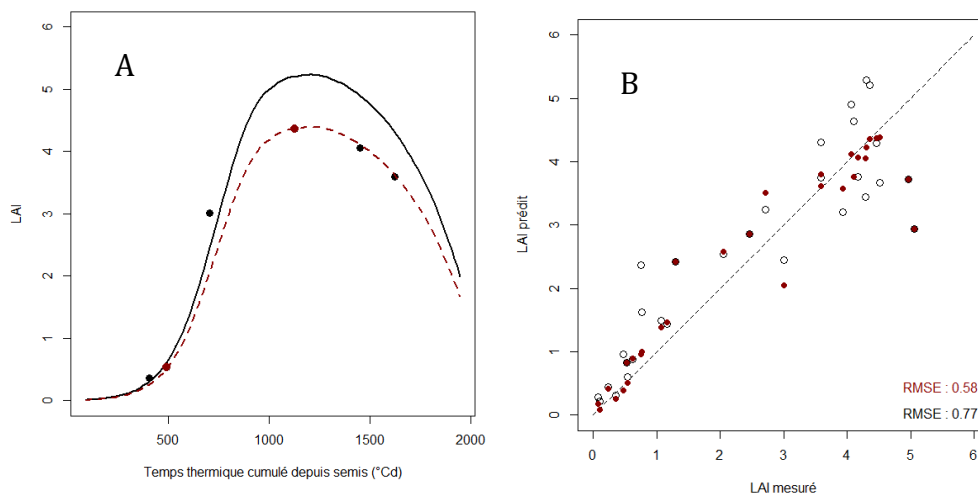


Figure 3 - Prédiction de LAI par CHN avec et sans assimilation de mesures.

A : Exemple d'une prédiction de LAI par CHN sans (ligne noire) et avec assimilation (ligne rouge pointillée) sur le site de Montardon (64). Les points noirs représentent les mesures faites manuellement, et les points rouges les mesures manuelles assimilées. B : Relation entre le LAI prédit sans (cercle noir) et avec assimilation (rond rouge) en fonction du LAI mesuré sur les 5 sites suivis en 2020. La droite pointillée représente la relation 1:1.

La RMSE, c'est à dire la moyenne de la somme des carrés des différences entre le LAI mesuré et le LAI prédit, est de 0.77 sans assimilation de mesure, ce qui indique une précision de CHN sans assimilation de 0.77, alors qu'elle est de 0.58 avec assimilation de deux mesures de LAI, soit un gain de précision de 25% (Figure 3b).

3.2. L'assimilation de données pour prédire la biomasse

La prédiction de biomasse a été améliorée pour 3 sites sur 5 par l'assimilation de mesure de LAI. La figure 4a montre un exemple de l'amélioration de prédiction de la biomasse attendue avec l'assimilation de données. Dans ce cas, la biomasse mesurée au moment de la récolte du maïs fourrage (soit quand le % de matière sèche de la plante entière atteignait 32%, après noté stade MS32) était de 16.1 t MS/ha, la prédiction sans assimilation était de 17.3 t MS/ha. Après assimilation, la biomasse prédite était de 16.7 t MS/ha, soit une diminution de l'erreur de 50%. Mais dans d'autres sites, la prédiction était moins bonne après assimilation de données dans le modèle. Par exemple, sur le site de Grussenheim (67) où la biomasse mesurée à MS32 était de 25.8 t MS/ha, alors que CHN prévoyait une biomasse de 21.2 t MS/ha sans assimilation de données et de 18.1 t MS/ha avec assimilation. La Figure 4b montre l'effet général de l'assimilation de LAI sur la prédiction de biomasse avec et sans assimilation. Si l'effet de l'assimilation semble positif pour les faibles biomasses, il l'est moins pour les biomasses plus élevées. La RMSE des prédictions avec assimilation est d'ailleurs 13% plus important, indiquant une perte de précision du modèle, surement influencée par les défauts de prédiction pour les biomasses élevée. Ceci montre que le modèle n'est pas plus performant pour prédire la biomasse quand on y intègre des mesures.

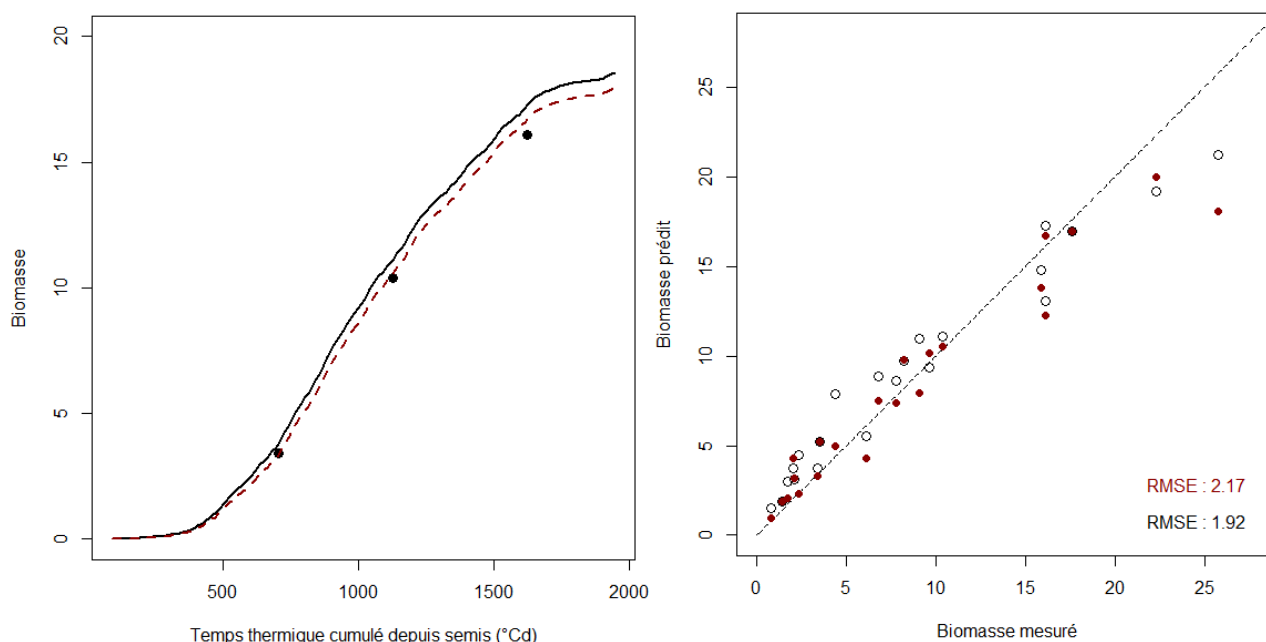


Figure 4 - Prédiction de la biomasse par CHN avec et sans assimilation de mesures.

A : Exemple d'une prédiction de biomasse par CHN sans (ligne noire) et avec assimilation (ligne rouge pointillée) sur le site de Montardon (64). Les points représentent les mesures faites manuellement. B : Relation entre la biomasse prédite sans (cercle noir) et avec assimilation (rond rouge plein) en fonction de la biomasse mesurée sur les 5 sites suivis en 2020, 3 mesures de biomasse par site sur tout le cycle de la culture. La droite pointillée représente la relation 1:1.

Ce manque d'amélioration des performances de prédiction de la biomasse en fin de cycle malgré l'assimilation de données peut être expliqué par plusieurs pistes. Si l'assimilation de LAI n'a que peu d'effet sur la prédiction de la biomasse en deuxième moitié voire, en fin de cycle, c'est peut-être parce que, à partir d'un certain stade physiologique, la croissance de la culture n'est pas liée qu'au LAI. L'accumulation de biomasse après ce stade pourrait être davantage dépendante de variables abiotiques telles que la disponibilité en eau par exemple. Une autre piste serait que le RUE (voir Figure 1) n'est pas stable au cours du cycle du maïs, et que cette variation de RUE est mal prise en compte par CHN.

Une meilleure compréhension des mécanismes sous-jacents à la croissance du maïs en fin de cycle est nécessaire pour modifier la modélisation de la biomasse dans CHN et ainsi améliorer ces prédictions.

3.3. L'assimilation de données issues de satellites

Ces résultats se retrouvent aussi dans des cas où les parcelles et l'environnement sont moins connus et caractérisés dans CHN (figure 5). Dans cette figure, les données sont issues de parcelles étudiées dans le Sud-Ouest en 2015 et 2016. Elles ont été suivies par satellites et ce sont les LAI issus de ce suivi qui ont été assimilés au modèle CHN. Ces résultats montrent aussi une large amélioration des prédictions de CHN avec assimilation pour le LAI, mais pas d'amélioration pour la biomasse.

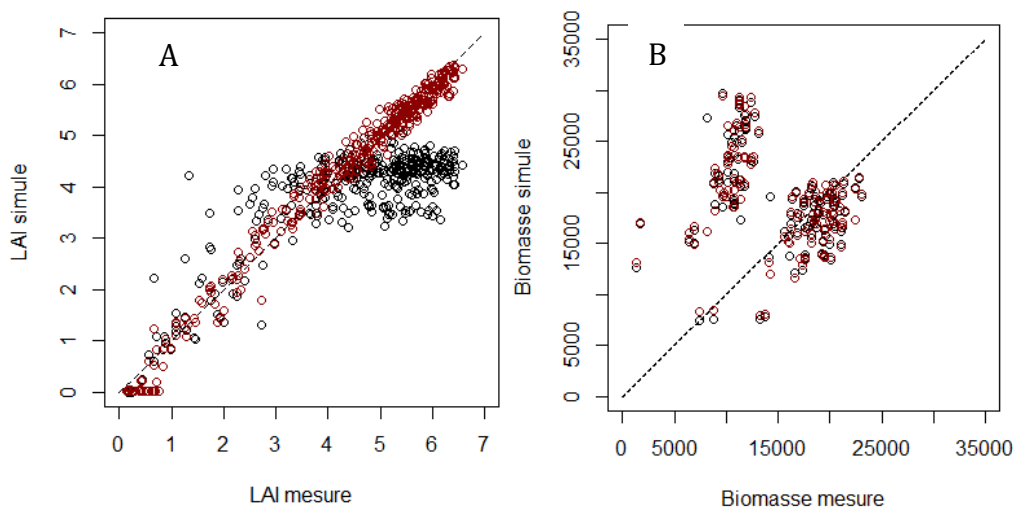


Figure 5 - Prédictions de LAI et de biomasse par CHN avec et sans assimilation de LAI estimé par satellite.

A : Relation entre le LAI prédit sans (cercle noir) et avec assimilation (cercle rouge) et le LAI mesuré. La droite pointillée représente la relation 1:1. B : Relation entre la biomasse prédite sans (cercle noir) et avec assimilation (cercle rouge) et la biomasse mesurée. La droite pointillée représente la relation 1:1.

Si la plupart des études montrent des résultats positifs quant à l'assimilation de mesures sur les prédictions liées à la biomasse des cultures et à leur rendement, cette étude nous montre que l'on ne maîtrise pas encore tout.

Ce défaut de prédiction de biomasse et d'impact de l'assimilation doit être compris et corrigé. Cela sera fait en revoyant certains formalismes du modèle et leur paramétrage, notamment la relation entre surface foliaire et conversion de la lumière en biomasse. Une des pistes est notamment de revoir la modélisation de la RUE et de son évolution au cours du cycle. Ce travail est déjà en cours grâce aux données acquises depuis de nombreuses années d'expérimentation par Arvalis et ses partenaires.

4. CHN et la télédétection pour la filière agricole

CHN, en dehors du LAI et de la biomasse, fait aussi des prédictions de stades phénologiques, de la date de levée à la date de récolte optimale du maïs fourrage. La date de floraison, par exemple, est prédite avec une précision de ± 7 jours. Le suivi du LAI au cours de la saison permet aussi d'avoir une indication de l'état de la culture et de son potentiel.

Une idée en cours de développement chez Arvalis serait de relier la prévision de stades à la cinétique de suivi de LAI. En effet, l'évolution du LAI est assez largement reliée au développement du maïs, avec, par exemple, un début de croissance exponentielle arrivant au moment où la moitié des feuilles sont sorties et un LAI maximum au moment de la floraison. En assurant une bonne prédiction du LAI sur tout le cycle de la culture, il pourrait être possible de prédire les stades phénologiques avec encore plus de précision, permettant d'anticiper les périodes de chantiers et d'organiser au mieux les récoltes, par exemple.

Pour ce qui est de la prédiction de biomasse, l'amélioration avec l'assimilation de données issues de la télédétection n'est encore pas assez maîtrisée. Mais les pistes pour comprendre ce qui peut être amélioré sont travaillées. Notre recherche a besoin de s'appuyer sur des situations moins connues et moins maîtrisées pour améliorer le modèle CHN. La mise en place d'un réseau de parcelles suivies avec le même protocole devrait nous permettre d'avancer dans cette voie.

L'objectif à terme d'Arvalis, sera de proposer un outil permettant une bonne gestion de la culture du maïs fourrage, de la prédiction de dates de stades clés à une estimation de la biomasse à récolter. En appui avec la télédétection, cet outil pourra servir à plusieurs niveaux de la filière agricole.

Références Bibliographiques

- Brisson N., Gary C., Justes E., Roche R., Mary B., Ripoche D., Zimmer D., Sierra J., Bertuzzi P., Burger P., (2003). An overview of the crop model STICS. *European Journal of Agronomy*.
- Curnel Y., de Wit A.J.W., Duveiller G., et Defourny P. (2011). Potential performances of remotely sensed LAI assimilation in WOFOST model based on an OSS Experiment. *Agricultural and Forest Meteorology* 151, 1843–1855.
- Dente L., Satalino G., Mattia F., et Rinaldi M. (2008). Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield. *Remote Sensing of Environment* 112, 1395–1407.
- Fang H., Liang S., Hoogenboom G., Teasdale J., et Cavigelli M. (2008). Corn-yield estimation through assimilation of remotely sensed data into the CSM-CERES-Maize model. *International Journal of Remote Sensing* 29, 3011–3032.
- Ines A.V.M., Das N.N., Hansen J.W., et Njoku E.G. (2013). Assimilation of remotely sensed soil moisture and vegetation with a crop simulation model for maize yield prediction. *Remote Sensing of Environment* 138, 149–164.
- Le Bris X., Soenen B., Labardesque M., Gouache D., Lorgeou J., et Piquemal B. (2015). CHN, a crop model to add value to phenotyping and approach genetic variation for RUE and WUE. Poster scientifique présenté lors du colloque "Drought tolerance in Plants » organisé par l'INRAE.
- Li H., Chen Z., Wu W., Jiang Z., Liu B., et Hasi T. (2015). Crop model data assimilation with particle filter for yield prediction using leaf area index of different temporal scales. In 2015 Fourth International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics), pp. 401–406.
- Monteith J.L. (1994). Validity of the correlation between intercepted radiation and biomass. *Agricultural and Forest Meteorology* 68, 213–220.
- Ren J., Yu F., Chen Z., et Qin J. (2010). Regional yield estimation of summer maize based on assimilation of remotely sensed LAI into EPIC model. In 2010 Second IITA International Conference on Geoscience and Remote Sensing, pp. 361–365.
- Touzy G., Rincent R., Bogard M., Lafarge S., Dubreuil P., Mini A., Deswarte J.-C., Beauchêne K., Le Gouis J., et Praud S. (2019). Using environmental clustering to identify specific drought tolerance QTLs in bread wheat (*T. aestivum* L.). *Theor Appl Genet* 132, 2859–2880.
- de Wit A.J.W., et Van Diepen C.A. (2007). Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts. *Agricultural and Forest Meteorology* 146, 38–56.