



HAL
open science

Associer un niveau d'incertitude aux prédictions des modèles en agriculture

François Brun

► **To cite this version:**

François Brun. Associer un niveau d'incertitude aux prédictions des modèles en agriculture. Innovations Agronomiques, 2014, 34, pp.353-365. 10.17180/s86y-s249 . hal-04542017

HAL Id: hal-04542017

<https://hal.inrae.fr/hal-04542017>

Submitted on 11 Apr 2024

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Associer un niveau d'incertitude aux prédictions des modèles en agriculture

Brun F.

ACTA, RMT Modélisation et analyse de données pour l'agriculture, INRA, 31326 Castanet-Tolosan cedex France

Correspondance : francois.brun@acta.asso.fr

avec la collaboration de l'ensemble des participants au projet: Thomas Herve, Juliette Adrian (ACTA), Bernard Lacroix, François Piraux, Benoît Pages (ARVALIS – Institut du végétal), Marion Ferrand, Vincent Manneville, Sindy Moreau, Elise Lorinquer, Thierry Charroin, Alicia Charpiot, Armelle Gac, Carlos Lopez, (Institut de l'élevage), Jérôme Vibert, Alain Bardet, Céline Ade (CTIFL), Xavier Delpuech (IFV), Luc Champolivier, Jean-Pierre Palleau, Emmanuelle Mestries, Arnaud Bensadoun, Sebastien Gervois (CETIOM), Fabienne Maupas (ITB), Daniel Wallach, Nathalie Keussayan, Jacques-Eric Bergez, Philippe Debaeke (INRA Toulouse), David Makowski, Lucie Michel (INRA Grignon), Marc Saudreau (INRA Clermont Ferrand), Sébastien Roux, Christian Gary (INRA Montpellier), Gabriel Daudin, Jacques Wery, Raphaël Métral (Montpellier SupAgro), Philippe Letourmy, Eric Gozé, Jean-Louis Chopart, Jean-François Martiné, Pablo TITTONELL (CIRAD).

Résumé

De nombreuses problématiques en agriculture requièrent des outils de modélisation pour apporter une réponse quantitative à l'appui d'une prise de décision ou d'une analyse scientifique. Pourtant, les modèles disponibles capturent imparfaitement la complexité des agroécosystèmes considérés et peuvent présenter un fort niveau d'incertitude. Aussi, la question de l'évaluation des modèles est primordiale pour leur utilisation opérationnelle. Pour cela, il s'agit soit de confronter les modèles aux données observées existantes, soit de réaliser une analyse d'incertitude en propageant les incertitudes quantifiées sur les entrées et les paramètres du modèle. Cette évaluation doit être faite pour chaque type d'utilisation d'un modèle, car cela conditionne les variables d'intérêt et les indicateurs de fiabilité que l'on cherche à calculer. Enfin, il semble important de fournir le résultat de cette évaluation à l'utilisateur qui base sa décision ou son analyse sur des simulations issues des modèles.

Dans ce projet, nous avons établi une démarche générale pour associer un niveau d'incertitude aux prédictions. Dix cas d'étude ont été choisis pour représenter la diversité des cas d'utilisation des modèles avec des utilisations pour la prédiction, pour l'aide à la décision ou encore pour le diagnostic. Pour chaque cas d'étude, les besoins et les contraintes liées au modèle et à son utilisation ont été prises en compte pour adapter cette démarche et choisir les outils méthodologiques pertinents. Les questions instruites concernent à la fois la fiabilité des sorties des modèles étudiés et les conséquences sur celles-ci de l'incertitude sur des variables d'entrée ou des paramètres.

Les résultats du projet sont mis à disposition de la communauté utilisant des modèles pour l'agriculture pour favoriser leur appropriation et leur application dans d'autres projets de modélisation, notamment à travers des articles, un ouvrage et des sessions de formation.

Mots-clés: Modélisation, incertitude, évaluation, simulation, agronomie, élevage

Abstract: Associate a level of uncertainty in predictions of models for agriculture

Many agricultural problems require modelling tools to provide a quantitative answer supporting decision making or scientific analysis. However, the available models are not perfect tools for capturing the complexity of agroecosystems and may show a high level of uncertainty.

Thus the issue of model evaluation is essential for their practical use. For this purpose, we can compare existing observed data to simulations from models or realize an analysis of uncertainty by propagating uncertainties quantified on model inputs. This evaluation work must be done for each type of use of a model, because it determines the variables of interest and indicators of reliability that we want to calculate. Finally, it seems important to provide the results of this assessment to the final user who may base his decision or analysis on simulations from models.

A general approach was established to associate a level of uncertainty in predictions. 10 case studies were selected to represent the diversity of the uses of models from prediction for decision support and for diagnosis. For each case study, the analysis of the needs and constraints of the model and its practical use have been taken into account to customize this process and select the relevant methodological tools. Studied model quality indicators are both the quality of outputs and impact of uncertainty on the input variables or parameters on the outputs of the models studied.

The project results are made available to the community to promote their ownership and use in other modelling projects, through articles, a book and training sessions.

Keywords: modelling, uncertainty, evaluation, simulation, agronomy, livestock

Introduction

Les modèles pour l'agronomie et l'élevage s'imposent de plus en plus comme des outils incontournables pour les chercheurs et ingénieurs du développement agricole. Parmi ces modèles, il y a notamment des modèles de système, c'est-à-dire des modèles où sont considérés explicitement l'objet modélisé comme un ensemble d'éléments ou de processus qui interagissent, et sont basés, au moins pour partie, sur le comportement de ces éléments. Dans certains cas, ces modèles sont développés pour l'usage des ingénieurs et/ou conseillers, dans d'autres cas, pour répondre à des problématiques de recherche. Ils peuvent présenter des utilisations très diverses : pour fournir des références, pour préparer des avertissements ou pour explorer des scénarios (Wallach *et al.*, 2011).

Les agro-systèmes sont par essence des systèmes très complexes (avec des composantes physiques, biologiques, voire économiques et sociales) dont l'ensemble du fonctionnement n'est pas forcément très bien connu. Il est donc difficile de proposer des modèles représentant fidèlement ces systèmes, même pour une utilisation avec un objectif précis. Aussi, ces modèles peuvent présenter des niveaux d'incertitude relativement élevés. Pourtant, ils sont utilisés pour prendre des décisions, parfois avec des conséquences importantes (charge de travail, financier, environnement). Les concepteurs des modèles ont donc besoin d'avoir une estimation de la fiabilité des modèles pour en mesurer la qualité, déterminer l'intérêt ou la nécessité de leur amélioration et ainsi orienter leurs travaux. De leur côté, les utilisateurs des modèles ont également besoin de connaître le niveau de précision des modèles afin de prendre en considération cette information dans l'analyse des résultats de simulation, voire dans la prise de décision. Pour ces différentes raisons, il semble primordial de bien connaître le niveau de fiabilité des prédictions ou préconisations dérivées des modèles.

L'objectif principal de ce projet était de définir une démarche permettant d'associer un niveau d'incertitude aux modèles de systèmes utilisés en agronomie. Cette démarche a été mise en application sur plusieurs cas d'étude concrets identifiés lors du montage du projet et qui ont permis de confronter les méthodes à des cas d'application réels. Pour le projet, dix cas d'étude ont été choisis (Tableau 1) pour représenter la diversité des situations : modèles pour la prédiction, l'aide à la décision ou le diagnostic, disponibilité d'un jeu de données conséquent ou pas, informations disponibles sur la qualité de la modélisation des processus individuels ou pas... Les indicateurs de qualité des modèles étaient

également variés : niveau moyen d'erreur, intervalle de confiance pour chaque prédiction, effet d'erreurs spécifiques sur l'erreur finale, qualité des préconisations....

Cas d'étude	Description
01_BHVigne	Modèle de bilan hydrique de la vigne (utilisé comme outil d'aide à la décision, pour le diagnostic et l'expertise)
02_CanneSucre	Modèle de bilan hydrique (utilisé comme outil d'aide à la décision) et modèle de production de biomasse (utilisé pour la prévision de rendement) de la canne à sucre à la Réunion
03_Stratégielrrigation	Modèle bio-décisionnel de culture du maïs (UMT Eau, utilisé pour la recherche de stratégies optimales de conduite de l'irrigation en volume limité)
04_ACVlait	Analyse de cycle de vie de l'exploitation laitière (utilisé pour faire un diagnostic des impacts environnementaux et identifier des systèmes innovants sur le plan environnemental)
05_Blé	a) Modèles technico-économiques du blé tendre (utilisés pour l'optimisation économique des techniques culturales) b) Modèles de prédiction de rendement de blé basés sur l'analyse de séries temporelles.
06_MaladiePoireau	Outil de prévision des périodes favorables à l'installation et au développement de la rouille du poireau (utilisé pour la protection raisonnée des cultures)
07_RavageurPommier	Modèle de fonctionnement de l'arbre couplé au développement d'un ravageur foliaire du pommier (utilisé pour la recherche d'architectures défavorables au ravageur et la prévision des impacts du changement climatique)
08_Tournesol	Modèle de culture SUNFLO V1 (UMT Tournesol, utilisé pour la simulation de la réponse des variétés de tournesol à l'environnement et à la conduite de culture)
09_Betterave	Modèle de prévision du rendement de la betterave sucrière, PREVIBET (utilisé pour prédire le rendement en cours de culture, à partir d'observation en saison).
10_MaladieBlé	Modèle de prévision de maladie pour la Septoriose du blé, Septolis® (utilisé pour diagnostic ou pour donner un conseil sur la date de premier traitement).

Tableau 1 : Les cas d'étude du projet. Les noms des cas d'étude sont utilisés dans la suite du document.

Ce projet a rassemblé des participants des Instituts Techniques Agricoles (ACTA, ARVALIS – Institut du végétal, Institut de l'élevage, CTIFL, IFV, CETIOM), de l'INRA (Toulouse, Montpellier, Grignon, Clermont-Ferrand, Rennes), du CIRAD et de Montpellier SupAgro. Il a mobilisé des ingénieurs et chercheurs ayant de nombreuses expériences de modélisation et des compétences diverses en tant qu'utilisateur ou concepteur de modèle, thématiciens, spécialistes en méthodologies de la modélisation, statisticiens. Cette constitution de l'équipe-projet a offert un cadre à des échanges particulièrement intéressants et riches qui ont permis de croiser les réflexions aussi bien sur les aspects méthodologiques que sur les conséquences pratiques. Il a, aussi et surtout, offert la possibilité de réaliser des travaux concrets d'approfondissement sur cette question centrale de l'évaluation des modèles en lien avec leur utilisation de manière concertée. La diversité et la complémentarité des domaines d'application, des types d'utilisations et des questionnements considérés par ces différents cas d'étude devraient nous permettre de bien couvrir cette question et de proposer des éléments de réponse pertinents.

Ce projet se situait au cœur des problématiques traitées dans le cadre du Réseau Mixte Technologique Modélisation et analyse de données pour l'agriculture (labellisé en 2007 et co-animé par l'ACTA, l'INRA et ARVALIS – Institut du végétal, www.modelia.org). L'idée de ce projet vient d'un constat émis lors des différents séminaires organisés par le réseau : la question de l'évaluation revenait fréquemment dans les discussions dès que des besoins d'appui méthodologique étaient formulés. Aussi, la construction du projet a été grandement aidée par ces échanges préalables qui avaient permis aux partenaires déjà de mieux se connaître et d'identifier des intérêts communs du point de vue des applications concrètes qui ont alors abouti aux cas d'étude.

1. Proposition d'une démarche générale

Suite aux travaux du projet, nous proposons une démarche générale pour associer un niveau d'incertitude aux prédictions des modèles. Mais avant cela, il convient de préciser ce que l'on entend par associer un niveau d'incertitude.

1.1 Associer un niveau d'incertitude aux prédictions des modèles

Si le titre du projet était initialement "Associer un niveau d'erreur", lors des premiers échanges, nous avons fait le constat que le terme "erreur" était porteur d'ambiguïtés et n'était pas le plus approprié. Aussi, nous avons décidé de retenir le terme "incertitude" pris au sens large.

Pour quantifier le niveau d'incertitude, on propose de distinguer deux grandes approches : l'évaluation (comparaison des sorties avec des données) et l'analyse d'incertitude (propagation de l'incertitude de différentes sources à travers le modèle).

1.1.1 Évaluation : comparaison des simulations avec des données observées

L'évaluation d'un modèle consiste à comparer les résultats des simulations issues du modèle à des observations de terrain correspondant à ces simulations. Implicitement, on a plus confiance dans les observations directes du fonctionnement du système (expérimentation et réseau d'observation), même si elles peuvent être entachées d'erreurs de mesure ou d'échantillonnage, que dans les résultats de simulation. Ces données d'observation servent ainsi de référence et l'on va chercher à qualifier et quantifier les similarités entre les résultats du modèle et les observations. Ainsi, on évalue un modèle en cherchant à déterminer le niveau de similarité du modèle avec les données d'observation disponibles.

1.1.2 Analyse d'incertitude : propagation de l'incertitude à travers le modèle

L'analyse d'incertitude consiste à quantifier l'impact des incertitudes sur les variables d'entrée et les paramètres du modèle sur les simulations en sortie. Pour cela, on va identifier les différentes sources d'incertitude : celles-ci peuvent être liées à des manques de connaissance sur certains processus (erreur de modèle), sur certains paramètres (énoncés à dire d'expert ou estimés à partir de sorties elles-mêmes imprécises), sur les entrées soit qu'elles soient mesurées de manière imprécise, soit qu'elles soient sujettes à un aléa (ou variabilité, par exemple climatique ou prix). Puis, on va faire des hypothèses sur leur importance et un choix sur les sources que l'on va prendre en considération, avant de les quantifier en déterminant leur distribution. Enfin, on va propager ces incertitudes à travers le modèle. Au final, on obtient une distribution de probabilités des résultats. On peut aussi analyser les contributions des différentes sources en réalisant une analyse de sensibilité. Un point clef dans la démarche d'incertitude qui est une des principales difficultés est la quantification de l'incertitude des différents facteurs considérés comme incertains.

1.2 Une proposition de démarche commune

Suite à l'analyse des besoins, de l'analyse bibliographique (notamment de Rocquigny *et al.*, 2008; Warren-Hicks *et al.*, 2010) et des premiers travaux, nous avons proposé une démarche commune (Tableau 2) pour associer un niveau d'incertitude aux prédictions des modèles (Brun *et al.*, 2012). Ce travail de quantification du niveau d'incertitude doit toujours se faire pour un objectif donné, ce qui conditionne le choix des variables d'intérêt et les indicateurs recherchés : c'est donc bien pour un cas d'utilisation d'un modèle que l'on réalise ce travail et non pour ce modèle en général.

La démarche proposée présente l'intérêt d'inciter à bien expliciter l'objectif de l'analyse d'incertitude (variables d'intérêt et indicateurs d'incertitude) ainsi que les cas d'utilisation du modèle et à mettre en face les informations disponibles afin de choisir les méthodes pour quantifier les sources d'incertitude en conséquence. Enfin, il faut penser aussi à vérifier la cohérence des résultats autant que possible. Cette démarche est évidemment à adapter selon les cas, en fonction des contraintes propres (notamment des données disponibles) et des moyens mobilisés.

Étapes	Tâches
Définition des besoins et des contraintes	1) explicitation des variables d'intérêt (par rapport à utilisation)
	2) choix d'indicateurs d'incertitude pour les variables d'intérêt
	3) identification des sources d'incertitude
	4) caractérisation des informations disponibles
Analyse d'incertitude	5) quantification des sources d'incertitude
	6) propagation de l'incertitude (Distribution de chaque variable d'intérêt)
	7) « meilleure réponse » (valeur moyenne de la variable d'intérêt)
	8) valeur des indicateurs d'incertitude
Analyse des résultats Vérification des hypothèses	9) analyse des contributions des différentes sources d'incertitude
	10) vérification avec des données
	11) explicitation et analyse des hypothèses

Tableau 2 : Proposition d'une démarche opérationnelle et générique pour associer un niveau d'incertitude aux sorties d'un modèle.

1.3 De nombreuses méthodes disponibles.

Un grand nombre de méthodes potentiellement applicables pour notre question sont décrites dans la littérature en mathématique appliquée et statistiques, mais il existe aussi une littérature abondante sur les applications dans différents domaines (de Rocquigny *et al.*, 2008; Warren-Hicks *et al.*, 2010), dont celui de l'agronomie (Wallach *et al.*, 2006; Makowski et Monod, 2011; Wallach *et al.*, 2013, ouvrage auquel a contribué le projet).

2. Application sur les cas d'étude.

La démarche précédemment décrite a été mise en œuvre sur l'ensemble des cas d'étude du projet (Tableau 1). Nous proposons d'abord une vue d'ensemble des applications, permettant de les resituer selon quelques critères, avant de proposer une sélection d'exemples illustrant les grandes étapes de la démarche et des résultats obtenus.

2.1 Vue d'ensemble

Une première analyse en début de projet, selon une grille commune aux cas d'étude, a permis de préciser les cas d'utilisation ciblés dans le projet pour chaque modèle. L'ensemble des dix cas d'étude présente une grande diversité des cas d'utilisation, pour la prédiction, pour l'aide à la décision ou encore pour le diagnostic (Figure 1).

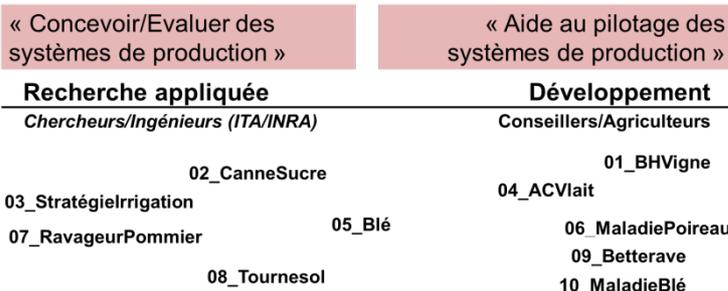


Figure 1 : Analyse des besoins. Utilisation et utilisateurs finaux concernés dans les cas d'étude du projet.

Cette analyse a permis de faire exprimer aux utilisateurs leurs besoins en indicateurs sur l'incertitude (exemples : MSEP, intervalle de confiance,...) pour un nombre limité de variables d'intérêt (Biomasse, date de sortie de symptôme,...) (Table 3).

Cette étape a aussi abouti à caractériser un certain nombre de contraintes, notamment la disponibilité en données pour l'évaluation (Figure 2)

Indicateurs incertitude	Cas d'étude concernée
Situation moyenne Indicateur sur la qualité de prédiction moyenne Indice de sensibilité des différentes sources d'incertitude	Cas 02 : MSE/MSEP de biomasse pour différents types d'environnement, indices sensibilité des paramètres et variables d'entrée Cas 06 : aire sous la courbe ROC (mesure de la performance d'un classificateur binaire) Cas 05a : distributions des paramètres dues à la variabilité du milieu, distributions des prix, distributions induites des doses optimales et risques de perte associés.
Situation donnée Indicateur synthétique sur la qualité d'une prédiction particulière Intervalle de confiance autour d'une prédiction	Cas 01 : barre d'erreur sur FTSW (contenu en eau du sol), stabilité interannuelle, périmètre de confiance autour de la courbe simulée présentant les mesures réalisées, erreur moyenne du classement d'un parcours hydrique. Cas 03 : intervalle de confiance sur les différences de rendement et sur les dates d'irrigation Cas 05a : intégration dans le calcul d'optimisation des doses Cas 05b : intervalles de confiance autour des projections d'évolution des rendements de blé Cas 06 : intervalle de confiance sur la date de sortie de symptôme Cas 07 : intervalle de confiance sur les sorties synthétiques, indicateur stabilité de classement des architectures Cas 08 : indicateur stabilité de classement variétés, intervalle de confiance sur la différence de rendement/teneur en huile

Tableau 3 : Analyse des besoins. Indicateurs de niveau d'incertitude initialement identifiés pour les cas d'étude du projet.

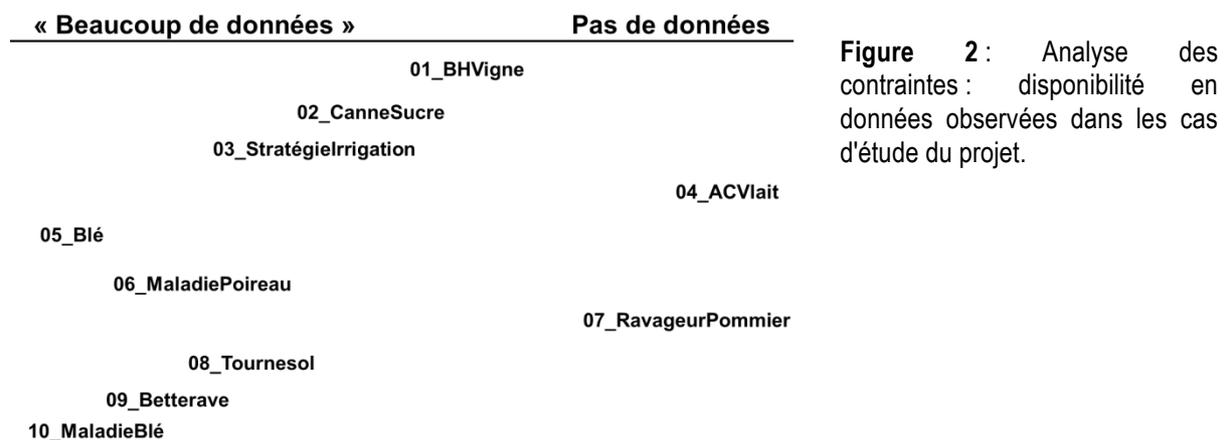


Figure 2 : Analyse des contraintes : disponibilité en données observées dans les cas d'étude du projet.

Au final, dans la réalisation des travaux sur les cas d'étude, un grand nombre de méthodes différentes ont été mobilisées (Tableau 4).

Parmi les familles de méthodes mobilisées, on remarque la place importante de l'analyse de sensibilité, méthodes qui ont aussi été largement promues depuis quelques années dans la communauté via le réseau Mexico (<http://reseau-mexico.fr> et Faivre *et al.*, 2013) et sont plus faciles à mobiliser via des logiciels ou packages R dédiés. Dans notre projet, ces méthodes ont été mobilisées pour différentes raisons dans la moitié des cas d'étude (Figure 3).

2.2 Illustration. Analyse de besoins des utilisateurs (01_BHVigne)

Pour le cas d'étude sur le bilan hydrique de la vigne, un travail conséquent d'analyse des cas d'utilisation par les viticulteurs et leurs conseillers a été réalisé (Roux *et al.*, en préparation). Cela a permis d'aboutir à une spécification d'un ensemble de scénarios d'utilisation du modèle, depuis la situation où toutes les informations sont disponibles (Uref) jusqu'à des situations plus ou moins dégradées (U1 à U7) (Tableau 5). Pour chaque variable pouvant être non disponible, une procédure d'approximation est proposée, avec un modèle d'incertitude pour cette source.

Cas d'étude	Méthodes mobilisées
01_BHVigne	Analyse d'incertitude (spécification des incertitudes sur les entrées selon l'usage) Evaluation (utilisation des erreurs résiduelles)
02_CanneSucre	Analyse d'incertitude (liée aux données météo et liée à l'estimation des paramètres) Evaluation Estimation paramètre (fréquentiste)
03_StratégielIrrigation	Estimation paramètres (bayésien) Analyse d'incertitude
04_ACVlait	Analyse d'incertitude Analyse de sensibilité (pour cibler la recherche d'information)
05_Blé	Modèles Mixtes Analyse de séries temporels (avec des modèles linéaires dynamiques)
06_MaladiePoireau	Evaluation (dont ROC) Analyse de sensibilité
07_RavageurPommier	Analyse de sensibilité
08_Tournesol	Estimation paramètres (bayésien) Analyse d'incertitude (analyse des distributions empiriques)
09_Betterave	Analyse d'incertitude (chaîne mesure et modèle)
10_MaladieBlé	Evaluation (dont ROC) Estimation paramètres (bayésien) Analyse d'incertitude (comparaison de modèles)

Table 4 : Principales méthodes mobilisées dans les cas d'étude du projet.

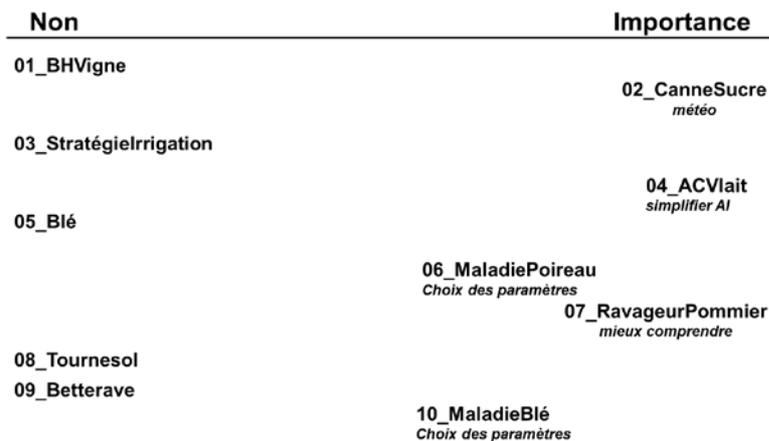


Figure 3 : Place de l'analyse de sensibilité dans les cas d'étude du projet.

Scenario name	p_{ic}	d_{bud}	k_{max}	CN	$TTSW_{tot}$	$FTSW^0$	R, T, ETP	Scenario description
U_{ref}	1	1	1	1	1	1	1	measurements are done (reference usage)
U_1	1	1	1	0	1	1	1	only measurements for run-off are missing
U_2	1	1	1	0	1	0	1	measurements for run-off and water stress level at budburst are missing
U_3	1	1	1	1	0	0	1	measurements for water stress level at budburst and soil water content are missing
U_4	1	1	1	0	0	0	1	measurements for maximum crop coefficient and local weather data are available
U_5	1	1	0	0	0	0	1	only local weather data are available
U_6	1	1	1	1	1	1	0	only local weather data are missing
U_7	1	1	0	0	0	0	0	no measurement available on the plot

Table 5 : Spécification des scénarios d'utilisation (U_{ref} et U_1 à U_7) du modèle de bilan hydrique de la vigne à partir de l'analyse des besoins et pratiques des acteurs de terrain en fonction des variables d'entrée (p_{ic} , d_{bud} ,

kmax, ...). Pour chaque entrée, 1 signifie qu'une mesure directe est disponible pour la variable dans ce scénario, 0 signifie qu'elle est indisponible (Roux *et al.*, en préparation).

Ensuite, sur ces cas d'utilisation, nous avons pu calculer les indicateurs d'incertitude (Roux *et al.*, en préparation), avec la possibilité de combiner l'erreur résiduelle estimée à partir d'expérimentations (Roux *et al.*, 2014).

2.3 Illustration. Importance de la variable d'intérêt (03_StratégieIrrigation)

Dans le cas d'étude sur la recherche de stratégies d'irrigation pour le maïs, un certain nombre de variables d'intérêt a été proposé (Wallach *et al.*, 2012). Par exemple, il peut s'agir d'évaluer les conséquences d'une stratégie sur le rendement d'une année climatique donnée ou sur le rendement moyen et sa variabilité pour une série climatique (analyse fréquentielle). Lorsque l'on regarde ensuite les indicateurs d'incertitude sur ces variables, comme des intervalles de confiance, on se rend compte que l'ordre de grandeur de cette incertitude varie considérablement en fonction de la variable considérée (Tableau 6). Ainsi, dans le cas d'une prévision pour une année donnée (on ne connaît pas alors le climat qui va venir), la sortie sera très incertaine, rendant l'utilisation du modèle peu pertinente, alors que dans le cas d'une prévision du rendement en moyenne, la sortie présente une incertitude très raisonnable. Ces résultats démontrent l'importance de bien préciser le cas d'utilisation en allant jusqu'à préciser les variables utilisées.

Variables d'intérêt	stratégie	moy	e-t	IC 90%
Rendement pour un climat choisi au hasard (t/ha)	« floraison »	8.9	2.0	5.5-12.1
	« tardif »	7.9	2.3	4.1-11.6
	« précoce »	7.6	2.8	2.9-11.9
	sans irrigation	3.6	2.1	0.3-7.4
Rendement moyen pluriannuel (t/ha)	« floraison »	8.9	0.2	8.5- 9.3
	« tardif »	7.9	0.3	7.5-8.3
	« précoce »	7.6	0.2	7.2-8.0
	sans irrigation	3.6	0.3	3.1- 4.0
Ecart-type du Rendement (t/ha)	« floraison »	2.0	0.2	1.7-2.4
	« tardif »	2.3	0.2	2.0 -2.7
	« précoce »	2.8	0.2	2.5-3.1
	sans irrigation	2.1	0.2	1.8-2.4
Nombre d'années (sur 49 années) avec un rendement < 6t/ha (nombre d'années)	« floraison »	4.2	1.8	1-7
	« tardif »	10.9	2.5	7 -15
	« précoce »	14.8	2.4	11-19
	sans irrigation	42.7	1.9	39-46

Tableau 6 : Valeur moyenne (moy) et indicateur d'incertitude (e-t : écart type, IC90% : intervalle de confiance à 90%), pour différentes variables d'intérêt et les stratégies d'irrigation considérées. Ces indicateurs sont calculés à partir de la distribution des sorties du modèle issue de la propagation des incertitudes sur les paramètres et l'erreur résiduelle estimés à l'aide d'une méthode bayésienne.

2.4 Illustration. Quantification de sources d'incertitude à partir d'observations (08_Tournesol)

Pour le cas d'utilisation d'un modèle pour simuler la réponse de variétés de tournesol à l'environnement et à la conduite de culture, nous avons un modèle (SUNFLO) construit pour prendre en compte les caractéristiques des variétés avec 13 paramètres génotypiques. Ces paramètres sont estimés en mobilisant des expérimentations dédiées au champ ou en conditions contrôlées. Afin de quantifier les incertitudes sur ces paramètres génotypiques, une modélisation statistique des distributions de ces paramètres a été proposée en analysant à nouveau les données brutes des expérimentations. Ainsi, par exemple, pour deux paramètres clés impliqués dans la tolérance au stress hydrique, les distributions des paramètres gouvernant l'effet du stress hydrique sur la croissance des feuilles (a_LE)

et sur la transpiration (a_{TR}) ont été modélisées selon des lois normales, chacune caractérisée par une moyenne et un écart-type pour un génotype (Tableau 7). Les incertitudes sur ces paramètres peuvent ensuite être propagées à travers le modèle.

Variétés	a_{LE} (moy)	a_{LE} (et)	a_{TR} (moy)	a_{TR} (et)
Airelle	-2.7250	0.6870	-6.8300	0.9040
Euroflor	-15.5720	4.4810	-6.1410	1.3100
Frankasol	-6.7880	2.3310	-7.2350	0.4700
Heliasol	-5.2190	1.0260	-5.2230	0.9250
INRA6501	-4.5970	0.6110	-7.2930	1.1030
Melody	-3.8100	0.2940	-5.6510	0.4730
Prodisol	-4.2520	0.4770	-7.1320	0.7090

Tableau 7 : Extrait des moyennes et écart-types de deux paramètres de stress par génotype, sur la croissance des feuilles (a_{LE}) et sur la transpiration (a_{TR}) (plus de 20 génotypes ont été paramétrés de cette manière).

2.5 Illustration. Utilité d'une analyse de sensibilité (04_ACVlait)

Pour l'analyse de cycle de vie de l'exploitation laitière (ACV GES'TIM), l'objectif final était de réaliser une analyse d'incertitude en quantifiant les incertitudes sur les facteurs d'émission de gaz à effet de serre et en propageant par méthode de ré-échantillonnage (Monte-Carlo) ces incertitudes à travers la chaîne de calcul. Le nombre de facteurs étant très élevé (250) et sachant qu'il y a relativement peu d'information disponible dans la littérature sur les paramètres, il a été décidé de commencer l'étude par une analyse de sensibilité afin de cibler les facteurs d'émission ayant la plus grande contribution dans le niveau d'incertitude en sortie (Ferrand *et al.*, 2012). Au final, un nombre relativement restreint de paramètres est influent (Figure 4) ce qui permet de limiter, dans un premier temps, le travail de caractérisation des distributions des facteurs d'émission, en orientant la recherche d'information dans la bibliographie et les expérimentations futures.

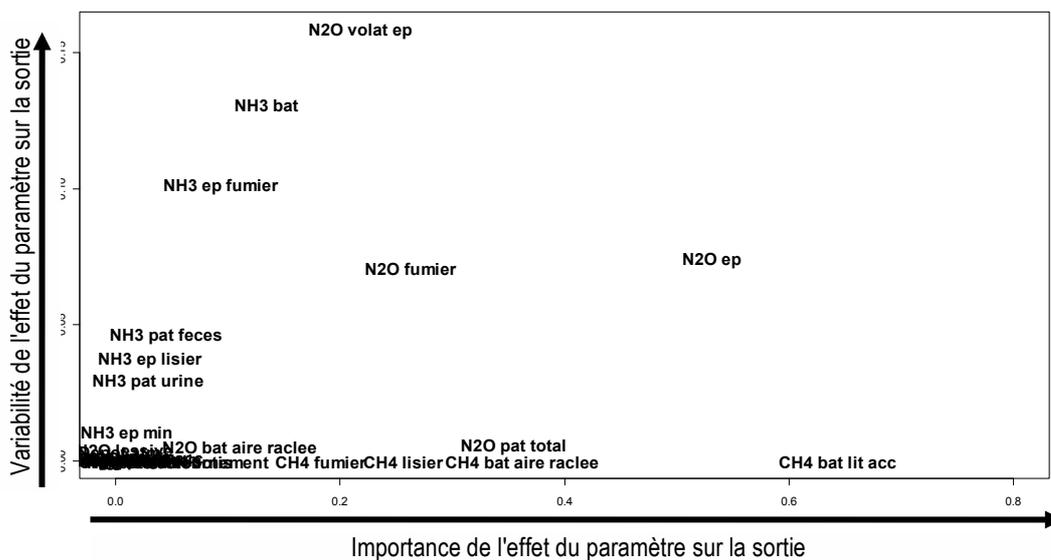


Figure 4 : Résultats de l'analyse de sensibilité (méthode de Morris non généralisée) sur les facteurs d'émission de gaz à effet de serre du modèle d'Analyse de Cycle de Vie GES'TIM.

2.6 Illustration. Sensibilité des prédictions aux données climatiques et à l'imprécision d'estimation des paramètres variétaux (02_CanneSucre)

Pour la prédiction de la croissance de la canne à sucre sur l'île de La Réunion, le territoire est de taille relativement modeste, mais il présente une topographie très marquée et des conditions climatiques très contrastées, notamment pour la pluviométrie (Diop, 2010). Or, le réseau d'observations météorologiques est loin de couvrir l'ensemble de la zone d'application du modèle (Figure 5). Aussi, pour réaliser des simulations, les utilisateurs doivent souvent utiliser une station qui n'est pas forcément suffisamment proche de la parcelle. Une analyse de la sensibilité de la prédiction de biomasse à 12 mois au choix de la station météorologique a été faite. Il apparaît que l'altitude est un facteur important à prendre en compte, apparemment plus que l'éloignement. De plus, il est important de différencier les deux bassins Nord-Est et Sud-Ouest de l'île ; par ailleurs, la côte Est présente une variabilité importante de la pluviométrie, même à faible distance, ce qui a des conséquences importantes sur la prévision de la biomasse (Coulibaly, 2011).

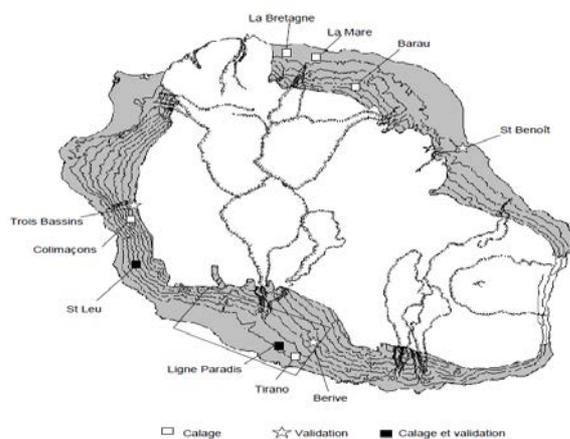


Figure 5: Carte de La Réunion avec les sites pour lesquels des données météo sont disponibles et en grisé la zone d'application du modèle Mosicas.

En présence d'interaction génotype x environnement, la recherche de variétés adaptées aux conditions diverses du milieu peut être aidée par le phénotypage par modèle, c'est-à-dire l'estimation des paramètres d'un modèle sur chacune d'entre elles. Ceci a été entrepris avec l'estimation de paramètres variétaux du modèle Mosicas sur chaque répétition d'un essai au champ de 20 variétés avec deux sites et trois répétitions. Elle a permis de valider l'hypothèse d'une loi normale des erreurs sur les paramètres et d'en estimer les variances et corrélations. Propagées sur les sorties, ces erreurs sur les paramètres sont responsables d'une erreur-type sur les prédictions de 5% de la moyenne du rendement sur le site de plaine, et entre 5 et 15% sur le site de montagne (Niang, 2013). Cette expérience a permis aussi de mettre en évidence une erreur de modèle dont la distribution ne peut être connue qu'à l'aide d'une expérimentation comportant de nombreux sites. L'intérêt du phénotypage par modèle est à évaluer en mettant en regard les variances de ces erreurs de paramétrage et de modèle avec celle de l'interaction génotype x environnement.

2.7 Illustration. Incertitude issue de l'analyse de séries temporelles (05b_Blé)

Pour la prédiction des rendements du blé à l'échelle régionale sur les années à venir (utile pour faire de la prospective), des méthodes d'analyse de séries temporelles ont été mobilisées et leurs performances évaluées (Michel et Makowski, 2013). Cet outil semble particulièrement intéressant pour estimer les tendances d'évolution, tout en y associant une incertitude. La Figure 6 permet de comparer deux cas : le Brésil avec des rendements absolus encore modestes, mais avec une prédiction de croissance relativement forte présentant peu d'incertitude, et la France, avec une prédiction de stagnation, mais associée à une incertitude importante.

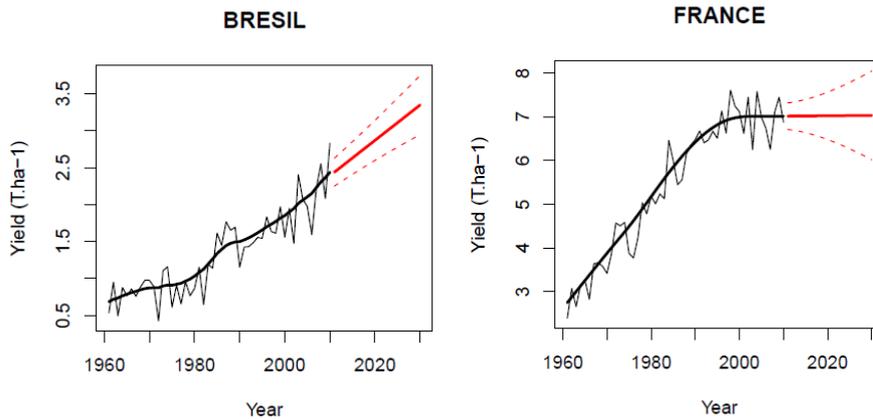


Figure 6 : Estimation de l'évolution moyenne des rendements (ligne noire épaisse), basée sur les rendements observés de 1960 à 2010 (ligne noire fine) et prédiction jusqu'à l'horizon 2030 (ligne rouge continue), avec les intervalles de confiance à 95% (lignes rouges pointillées). Estimation avec le package dlm de R.

3. Vers de meilleures pratiques par les modélisateurs ?

En réalisant ce travail collectif, le projet a contribué à promouvoir de meilleures pratiques dans notre communauté à la fois en sensibilisant les acteurs à cette question, mais aussi en contribuant à l'amélioration des compétences.

3.1 Sensibilisation des utilisateurs et des concepteurs à la question de la fiabilité des modèles

En mettant cette question de la fiabilité des prédictions issues des travaux de modélisation, en illustrant et en quantifiant cette incertitude pour une diversité d'applications, le projet a contribué à sensibiliser les utilisateurs et les concepteurs à cette question. Désormais, de plus en plus d'utilisateurs prennent conscience que les prédictions restent souvent incertaines et sont en mesure de porter un regard critique sur des résultats issus de simulation. Avoir en parallèle conscience que cela dépend aussi de l'utilisation du modèle permet de construire une relation d'échange constructive entre utilisateurs et concepteurs.

3.2 Contribution à l'amélioration des compétences en modélisation et méthodes associées

Ce travail a abouti à une démarche opérationnelle et à un ensemble d'éléments pratiques concernant la mise en œuvre de méthodologies sur des cas d'étude. Ces travaux ont notamment été valorisés sous la forme de différentes communications à des séminaires et colloques, d'articles scientifiques, mais aussi sous la forme d'autres documents (rapports).

Un effort conséquent a aussi été fourni pour valoriser les résultats issus de ce travail au-delà des résultats issus des cas d'étude afin de faciliter la réappropriation de la démarche et des méthodes par d'autres projets de modélisation. C'est notamment l'objet de l'ouvrage « Working with Dynamic Crop Models, 2nd Edition. Methods, Tools and Examples for Agriculture and Environment » (Wallach *et al.*, 2013) qui a profité des exemples développés dans le cadre du projet, du package R associé (ZeBook, Brun *et al.*, 2013) et des sessions de formation basées sur ce matériel pédagogique en lien avec le RMT Modélisation et analyse de données pour agriculture.

3.3 Des questions sur des points méthodologiques restés en suspens

Lors des différents échanges et travaux, plusieurs points méthodologiques ont été identifiés sans que l'on puisse y apporter des solutions satisfaisantes. Certains peuvent constituer de véritables questions de recherche ; pour d'autres, il existe certainement des ressources mobilisables. Il nous a semblé important de les lister.

Il y a d'abord la **prise en compte des corrélations**. Même si l'on sait qu'il y a une structure de corrélations entre variables d'entrée, souvent on ne les prend pas en compte. Pourtant lorsqu'on fait une hypothèse d'indépendance, cela peut avoir des conséquences importantes sur l'analyse de l'incertitude. Un problème majeur est que l'on a du mal à quantifier ces corrélations. Si cette question de prise en compte des corrélations n'a pas de solution évidente, quelques pistes existent. Une information sur des corrélations, même peu précise, peut être prise en compte, notamment avec la méthode Probability Bound Analysis (Ferson *et al.*, 2006). L'estimation des paramètres par les méthodes bayésienne ou fréquentiste permettent aussi d'estimer de manière quantitative ces corrélations (cas d'étude 03_Stratégielrrigation et 02_CanneSucre).

La **variance résiduelle de la variable d'intérêt du modèle** a aussi été l'objet d'un certain nombre de discussions (un séminaire du projet y a été dédié). Qu'est-ce qu'elle représente, comment on la quantifie, comment on l'utilise dans les calculs ? Aussi, dans différents travaux (01_BHVigne, 03_Stratégielrrigation, 10_MaladieBlé), on s'est rendu compte qu'elle contribue de manière importante à l'incertitude et qu'en fonction de la variable d'intérêt, sa contribution peut devenir négligeable (cas d'une prédiction d'un rendement moyen, Wallach *et al.*, 2012). Une estimation de l'erreur de mesure permettrait de la réduire pour partie. On peut aussi envisager de revenir sur le modèle de l'erreur (Makowski et Wallach, 2002).

La **question des classements** a aussi été abordée : comment l'incertitude sur le classement est-elle quantifiée ? Il y a notamment des tests de rang possible, mais nous n'avons pas creusé cette piste dans le projet.

Concernant l'**analyse de sensibilité**, une source de documentation importante est le réseau MEXICO (www.reseau-mexico.fr, Faivre *et al.*, 2013).

Conclusion

En rassemblant différentes compétences autour de l'objectif d'associer un niveau d'incertitude aux prédictions des modèles en agriculture, ce projet a permis de proposer une démarche générale, de la mettre en application sur un ensemble de cas d'étude présentant une diversité d'applications dans le domaine agricole et d'engager une réflexion sur l'utilisation de cette information par les utilisateurs de modèles. Les principaux enseignements sont les suivants : 1) l'incertitude est conditionnée à l'utilisation du modèle qu'il convient de bien préciser, 2) de nombreuses méthodes existent, mais elles ne sont pas toujours toutes applicables, 3) les utilisateurs commencent à prendre conscience de la question de l'incertitude, mais il reste à mieux utiliser cette information dans le processus de prise de décision.

En tant que projet émanant du RMT Modélisation et analyse de données pour l'agriculture, nous avons essayé de garder le lien entre partenaires du projet, qui ont réalisé les travaux concrets, et participants du réseau intéressés par les questionnements du projet, la démarche et les résultats. Cela a été rendu possible par des réunions et séminaires de projet ouverts.

Financement

Ces travaux ont été réalisés dans le cadre du projet n° 9080 « Associer un niveau d'erreur aux prédictions des modèles mathématiques pour l'agronomie et l'élevage » (www.modelia.org) mené par l'ACTA et ses partenaires (2010-2013) et financé par le « Compte d'affectation spécial pour le développement agricole et rural » du Ministère de l'Agriculture et de la Pêche (AAP 2009).

Références bibliographiques

Brun F., Keussayan N., Bensadoun A., Bergez J.E., Lacroix B., Debaeke P., Champolivier L., Palleau J.P., Mestries E., Wallach D., 2012. Uncertainty analysis of a crop of culture: approach and illustration of two case studies. (Analyse d'incertitude d'un modèle de culture : démarche et illustration sur deux

- cas d'étude.) Proceedings 12th European Symposium on STATISTICAL METHODS FOR THE FOOD INDUSTRY (12èmes Journées Européennes AGRO-INDUSTRIE ET METHODES STATISTIQUES (AGROSTAT 2012)). February 28, 29 th and March 1st, 2nd 2012. Paris, France.
- Brun F., Makowski D., Wallach D., Jones J., 2013. ZeBook: Working with dynamic models for agriculture and environment. R package. <http://cran.r-project.org/web/packages/ZeBook/index.html>
- Coulibaly I., 2011. Etude de la propagation des erreurs dans les données météorologiques sur les prédictions de la biomasse aérienne à 12 mois produite par la canne à sucre à la Réunion. Rapport Cirad, UR SCA.
- De Rocquigny E., Devictor N., Tarantola S., 2008. Uncertainty in Industrial Practice: A Guide to Quantitative Uncertainty Management. Wiley-Blackwell (an imprint of John Wiley & Sons Ltd).
- Diop M.D., 2010. Estimer l'erreur de prévision sur le bilan hydrique et de la biomasse aérienne produite à 12 mois dans une culture de canne à sucre. Mise en oeuvre des modèles de culture Mosaic et Probe sur des données de l'île de La Réunion. Rapport de stage Master 2, université de Nantes et Cirad.
- Faivre R., looss B., Mahévas S., Makowski D., Monod H., 2013. Analyse de sensibilité et exploration de modèles. Applications aux modèles environnementaux. Editions Quae.
- Ferrand M., Manneville V., Moreau S., Lorinquer E., Charroin T., Charpiot A., Gac A., Lopez C., Brun F., 2012. Uncertainty estimation in life cycle analysis: contribution of sensitivity analysis, limits of the model (Estimation de l'incertitude dans les analyses de cycle de vie en élevage : apport de l'analyse de sensibilité, limites du modèle). Proceedings 12th European Symposium on STATISTICAL METHODS FOR THE FOOD INDUSTRY (12èmes Journées Européennes AGRO-INDUSTRIE ET METHODES STATISTIQUES (AGROSTAT 2012)). February 28, 29 th and March 1st, 2nd 2012. Paris, France.
- Ferson S., Troy Tucker W., 2006. Sensitivity analysis using probability bounding. Reliability Engineering and System Safety 91, 1435–1442.
- Makowski D., Monod H., 2011. Analyse statistique des risques agro-environnementaux. Springer.
- Makowski D., Wallach D., 2002. It pays to base parameter estimation on a realistic description of model errors. Agronomie 22, 179-189.
- Michel L., Makowski D., 2013. Comparison of Statistical Models for Analyzing Wheat Yield Time Series. PLoS ONE 8(10): e78615. doi:10.1371/journal.pone.0078615
- Niang O., 2013. Étude de la propagation des erreurs sur les paramètres d'un modèle; application à des données de l'île de la Réunion. Rapport de stage Master 2, université de Nantes et Cirad.
- Roux S. et al., en préparation. User-oriented uncertainty assessments of a vineyard water stress crop model: from user practice characterization to numerical procedures.
- Roux S., Brun F., Wallach D., 2014. Combining input uncertainty and residual error in crop model predictions: A case study on vineyards. European Journal of Agronomy 52, 191-197, ISSN 1161-0301, <http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2013.09.008>.
- Wallach D., Makowski D., Jones J.W., 2006. Working with Dynamic Crop Models, Evaluation, Analysis, Parameterization, and Applications. Elsevier.
- Wallach D., Brun F., Piraux F., Lopez C., 2011. Stages and activities of the projects that give rise to models for agricultural development. In: E. Gelb, K. Charvát, (Eds.) EFITA/WCCA '11. 8th European Federation for Information Technology in Agriculture, Food and the Environment / World Congress on Computers in Agriculture. Prague, Czech Republic: Czech Centre for Science and Society, 281-297.
- Wallach D., Keussayan N., Brun F., Lacroix B., Bergez J.E., 2012. Assessing the Uncertainty when Using a Model to Compare Irrigation Strategies. Agron. J. 104, 1274-1283.
- Wallach D., Makowski D., Jones J.W., Brun F., 2013. Working with Dynamic Crop Models, 2nd Edition. Methods, Tools and Examples for Agriculture and Environment. Academic Press.
- Warren-Hicks W.J., Hart A., 2010. Application of Uncertainty Analysis to Ecological Risks of Pesticides (Environmental Chemistry & Toxicology). CRC Press 1st ed. (April 7, 2010). 228 p.