

Analyse d'incertitude d'un modèle de culture : démarche et illustration sur deux cas d'étude.

Uncertainty analysis of a crop of culture: approach and illustration of two case studies.

François Brun¹, Nathalie Keussayan², Arnaud Bensadoun³, Jacques-Eric Bergez², Bernard Lacroix⁴, Philippe Debaeke², Luc Champolivier³, Jean-Pierre Palleau³ & Emmanuelle Mestries³, Daniel Wallach².

¹ ACTA, INRA UMR 1248 AGIR, B.P. 52627, 31326 Castanet Tolosan, France

E-mail : francois.brun@acta.asso.fr

² INRA, UMR 1248 AGIR, B.P. 52627, 31326 Castanet Tolosan, France

³ CETIOM, UMR 1248 AGIR, B.P. 52627, 31326 Castanet Tolosan, France

⁴ ARVALIS - Institut du végétal, 6 chemin de la côte vieille 31450 Baziège, France

Résumé

Les modèles de système sont des outils de plus en plus utilisés en agronomie. En particulier, les modèles de culture visent à représenter le fonctionnement du système étudié en simulant la dynamique de développement et de croissance des cultures. Ces modèles restent des représentations simplifiées d'une réalité bien plus complexe qu'est un agro-système. Ainsi, il serait intéressant d'associer un indice de fiabilité aux simulations réalisées afin de prendre en compte l'incertitude lors de leur utilisation, notamment pour comparer des scénarios et prendre des décisions. D'abord, nous présentons une démarche d'analyse d'incertitude pour calculer et associer cet indice de fiabilité aux simulations. Puis, nous illustrons la mise en pratique concrète de cette démarche, ainsi que les difficultés rencontrées sur deux cas d'étude : un modèle de culture du maïs utilisé pour comparer les stratégies d'irrigation (MODERATO) et un de tournesol utilisé pour l'évaluation variétale (SUNFLO).

Mots-clés : Analyse d'incertitude, modèle de culture, paramètre, méthode bayésienne.

Abstract

The system models are tools increasingly used in agronomy. In particular, the crop models designed to represent the evolution of the system studied by simulating the dynamics of development and growth of crops. These models remain simplified representations of reality of the very complex agricultural system. So, it would be interesting to associate a reliability index to simulations in order to take into account the uncertainty in their use, to compare scenarios. First, we present a procedure to realize the uncertainty analysis, to compute and to match the index of reliability to simulations. Then, we illustrate the practical implementation of this approach and the difficulties encountered on two case studies: a model of corn used to compare irrigation strategies (MODERATO) and one on sunflower used for the varietal evaluation (SUNFLO).

Keywords : Uncertainty analysis, crop model, parameter, residual variance, Bayesian method.

1. Introduction

Les modèles de système pour l'agronomie s'imposent de plus en plus comme des outils incontournables pour les chercheurs et ingénieurs du développement agricole. Par modèle de système on entend un modèle qui considère explicitement l'objet modélisé comme un ensemble d'éléments et de processus qui interagissent, et qui est basé au moins pour partie sur le comportement de ces éléments. Ainsi, les modèles de cultures considèrent la croissance et le développement de la plante en interaction avec le sol et l'atmosphère. Ils sont notamment utilisés pour comparer des scénarios.

Ces modèles de culture représentent de manière simplifiée des systèmes vivants très complexes qui font intervenir un très grand nombre de processus. L'expérience montre qu'ils présentent des niveaux d'erreurs de prédiction élevés, mais l'analyse des incertitudes sur les prédictions reste relativement difficile à appréhender, puis à exploiter en routine pour de nouvelles prédictions. Les explications sont nombreuses : leur nature (dynamique), leur complexité (nombreux paramètres jusqu'à 200 dans certains cas) et les structures de données pour leur analyse ou leur utilisation (corrélations spatiales, temporelles). Pourtant, quelque soit leur état actuel, un point essentiel est de connaître le niveau de fiabilité des prédictions de ces modèles car les utilisateurs des modèles ont besoin de connaître le niveau de précision des modèles afin de prendre en considération cette information dans l'analyse des résultats.

Dans ce travail, nous proposons une démarche pour quantifier l'incertitude des sorties du modèle et l'appliquons à deux cas d'étude particuliers : un modèle bio-décisionnel de culture du maïs (MODERATO utilisé pour la recherche de stratégies optimales de conduite de l'irrigation en volume limité) et un modèle de culture du tournesol (SUNFLO) utilisé pour simuler la réponse des variétés de tournesol à l'environnement et à la conduite de culture. Nous illustrons la mise en pratique concrète de cette démarche sur nos deux cas d'étude, ainsi que les difficultés rencontrées. Une attention particulière est apportée à la présentation des résultats à destination des utilisateurs.

2. Proposition d'une démarche d'analyse d'incertitude

Afin de mener l'analyse d'incertitude, nous proposons la démarche suivante présentée dans le tableau 1.

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'incertitudes
	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 1. Proposition d'une démarche opérationnelle et générique pour associer un niveau d'incertitude aux sorties d'un modèle.

Elle est proche de propositions d'autres auteurs (de Rocquigny et al., 2008 avec des applications dans le monde industriel ou Warren-Hicks et al., 2010 avec des applications en environnement). Cette démarche est assez générique et met en avant la nécessité de bien préciser différents éléments nécessaire pour préciser l'objectif de l'analyse d'incertitude et faciliter la vérification des résultats. Nous proposons une vue relativement linéaire, mais il faut bien considérer la mise en œuvre de cette démarche comme un travail de modélisation itératif avec des boucles de progrès pouvant concerner les différents étapes.

3. Description des deux cas d'étude

Les deux modèles considérés sont des modèles de culture qui simulent jour après jour la progression de l'enracinement, l'élaboration de la surface foliaire et de la biomasse aérienne de la culture en fonction des contraintes de température, de rayonnement et d'eau (et d'azote pour SUNFLO) subies par la culture. Les données d'entrée utiles au modèle sont liées au milieu (sol, climat), à la conduite de culture (date de semis, fertilisation azotée, irrigation,...) et au génotype (phénologie notamment).

3.1 MODERATO. Modèle bio-décisionnel de culture du maïs

Ce modèle est utilisé pour la recherche de stratégies optimales de conduite de l'irrigation du maïs en volume limité en évaluant les conséquences de ses stratégies en prenant en compte l'incertitude climatique (Bergez et al., 2001). Le modèle est composé d'un modèle de culture et d'un modèle de décision. Le modèle de culture est celui décrit dans Wallach et al. (2001) avec une légère modification des formalismes pour la sénescence.

Il permet de prédire le rendement du Maïs, mais aussi d'autres variables permettant le fonctionnement du modèle de décision ou encore des variables utiles pour estimer les paramètres (Biomasse et Indice de Surface foliaire (LAI)). Le génotype n'est décrit que par quelques variables d'entrée pour décrire sa phénologie.

3.2 SUNFLO. Modèle de culture du tournesol

Le modèle de culture SUNFLO est utilisé pour la simulation de la réponse des variétés de tournesol à l'environnement et à la conduite de culture (Figure 1). Il a été développé dans le cadre de l'UMT Tournesol INRA-CETIOM (Casadebaig et al., 2011). Il est codé sous RECORD-VLE (Quesnel et al., 2009).

Il permet ainsi de prédire le rendement et la teneur en huile du tournesol à l'échelle d'une parcelle et calcule des indicateurs de stress subis par la culture.

SUNFLO a été développé pour représenter de manière dynamique l'interaction entre un génotype, son milieu (sol, climat) et la conduite culturale. Son originalité tient au fait qu'il permet de tenir compte des différences entre les génotypes sur différents critères (leur phénologie, leur architecture, leur comportement face au stress hydrique et la manière dont elles remplissent leur graines) et au fait que ces caractéristiques phénotypiques sont accessibles car mesurables simplement dans les essais d'évaluation des génotypes au champ ou en serre (protocole d'évaluation de la tolérance au stress hydrique).

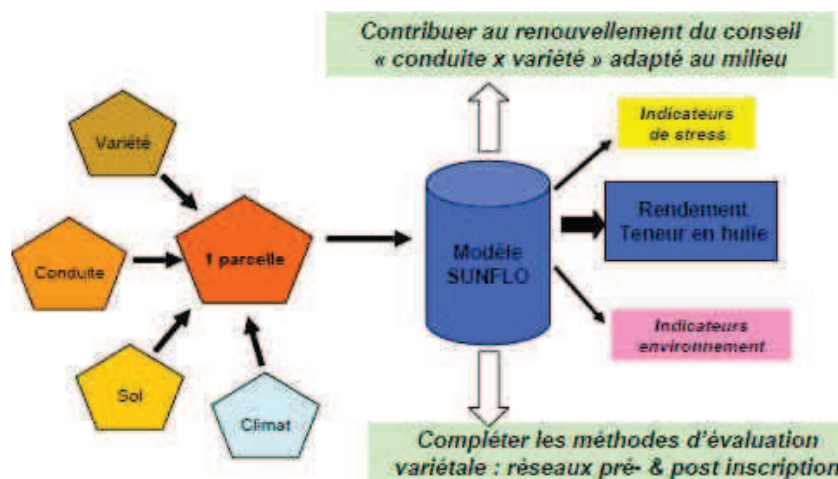


Figure 1: Représentation du fonctionnement du modèle de culture du tournesol SUNFLO

4. Mise en pratique sur les cas d'étude

Dans cette partie, nous illustrerons les différentes étapes à l'aide des travaux réalisés sur les deux cas d'étude MODERATO et SUNFLO.

4.1 Définition des besoins et des contraintes

4.1.1 Explicitation des variables d'intérêt

Il s'agit de préciser le cas d'utilisation du modèle et de formaliser les variables d'intérêt qui intéressent réellement les utilisateurs pour comparer leur scénarios.

Pour MODERATO, les variables d'intérêt sont présentés dans la table 2 : il s'agit de variable concernant la sortie principale du modèle qu'est le rendement. Ces différentes variables intéressent les utilisateurs pour appréhender notamment le comportement moyen ou sa variabilité.

	description
$C^{random\ year}$	Rendement, climat aléatoire. $p_{i,t,k}^{(s)}$ avec i choisi aléatoirement $\{1, \dots, 49\}$
$C^{year\ i}$	Rendement, climat d'une année particulière i . $p_{i,t,k}^{(s)}$ avec i connu
C^{ave}	Rendement moyenné sur les années. $(1/49) \sum_{i=1}^{49} p_{i,t,k}^{(s)}$
C^{sd}	Ecart type du rendement. $\sqrt{\frac{1}{48} \sum_{i=1}^{49} \left[\left(p_{i,t,k}^{(s)} - (1/49) \sum_{i=1}^{49} p_{i,t,k}^{(s)} \right)^2 \right]}$
C^{poor}	Nombre d'année avec des rendements sous le seuil de 6t/ha. $\sum_{i=1}^{49} 1_{\{p_{i,t,k}^{(s)} < 6\}}$

Table 2. Variables d'intérêt sur le rendement pour évaluer les stratégies d'irrigation. $p_{i,t,k}^{(s)}$ est la prédiction pour la stratégie s , l'année i , le vecteur de paramètre $\theta^{(t)}$ et l'erreur résiduelle $\epsilon_k^{(t)}$.

Pour SUNFLO, sur le tournesol, dans un premier temps nous nous intéressons au rendement moyen et à la teneur en huile moyenne (équivalent à C^{ave} de la table 2). Les indicateurs sur la variabilité interannuelle intéressent aussi les utilisateurs, mais ils restent à définir précisément.

4.1.2 Choix d'indicateurs d'incertitude pour les variables d'intérêt

Pour chacune des variables d'intérêt, nous aurons comme indicateur d'incertitude complet la distribution des valeurs issue de l'analyse. Par ailleurs, nous proposons d'utiliser des intervalles de confiance comme indicateur synthétique qui sont plus lisibles pour un utilisateur final.

4.1.3 Identification des sources d'incertitude

Les principales hypothèses que nous faisons sont de considérer comme source d'incertitude (Figure 2):

- les conditions climatiques à venir (au sens « variabilité ») (X_{incert}).
- les valeurs des paramètres des modèles (au sens « manque de connaissance » essentiellement) (θ_{incert}).
- la variance résiduelle liée au fait que le modèle n'explique pas tout (au sens « manque de connaissance » essentiellement) (ε_r).

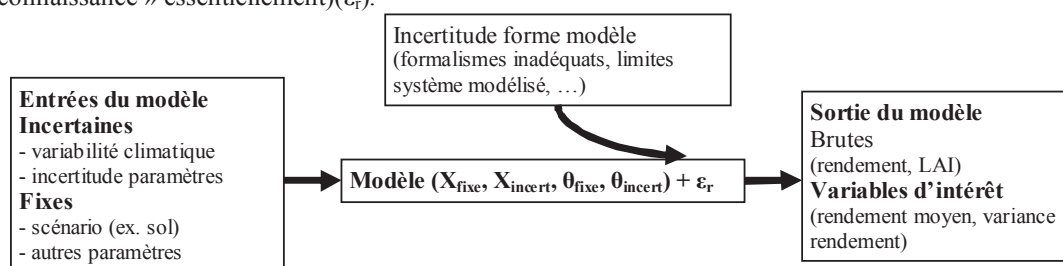


Figure 2. Modélisation de l'incertitude pour nos deux cas d'étude

4.1.4 Caractérisation des informations disponibles

Dans les deux cas, nous avons deux sources d'information principale à notre disposition pour quantifier les sources d'incertitude et évaluer la qualité des indicateurs :

- la littérature scientifique, avec notamment, des valeurs disponibles pour différents paramètres des modèles.

- les données d'expérimentation, avec dans les deux cas des variables observées « statiques » (comme le rendement ou la teneur en huile) et des suivis dynamiques (biomasse aérienne et indice foliaire).

Pour MODERATO, on a des données sur du maïs cultivé dans 11 sites différents dans le sud ouest France avec des réserves utiles allant de 40 à 588 mm et 1 à 4 ans de mesures (entre 1986 et 1997). Pour chacun des site-année, il y a 2 à 10 traitements d'irrigation, ce qui nous fait un total de 81 site-année-irrigation avec le rendement et la biomasse finale, ainsi que dans certains cas un suivi dynamique des biomasses et des indices foliaires. Pour le modèle, on a les données d'entrée (variété, date de semis, sol, météo et calendrier d'irrigation) pour ces 81 unités de simulation.

Dans le cas de SUNFLO, nous avons un premier jeu de données avec 167 combinaisons site-année-conduite-génotypes avec 167 rendements et 167 teneurs en huile ainsi qu'un suivi dynamique et 663 mesures d'indice foliaire et 416 de biomasse. Par ailleurs, on a en plus un jeu de données d'expérimentations sur certains processus du modèle, menées dans le but de paramétrer directement les génotypes : il s'agit de mesure en conditions contrôlées (expansion des feuilles et transpiration) ou au champ (architecture de la plante par exemple en condition potentielle).

4.2 Analyse d'incertitude

4.2.1 Quantification des sources d'incertitudes

Pour quantifier l'incertitude climatique, nous utilisons la variabilité climatique observé dans des séries climatiques du passé. Ainsi, pour MODERATO, nous utiliserons à titre d'exemple, 49 années de la station météo de Blagnac (près de Toulouse).

Pour quantifier l'incertitude sur les paramètres, nous avons la démarche suivante :

- 1- Autant que possible, nous utilisons la littérature disponible afin d'obtenir la distribution des paramètres.
- 2- Quand elle n'est pas disponible, nous définissons des bornes à partir de l'expertise des concepteurs des modèles.
- 3- L'ensemble de cette information, nous donne l'**information a priori**.
- 4- Nous utilisons les données expérimentales disponibles **pour affiner cette quantification**.

Pour affiner la quantification de l'incertitude sur les paramètres, nous estimons les paramètres à partir des données expérimentales disponibles.

Une première possibilité est l'approche bayésienne qui permet d'obtenir la distribution de certains paramètres des modèles à partir des données disponibles. C'est de loin l'étape la plus complexe et longue en temps de calcul dans la démarche. L'approche bayésienne part d'une distribution préalable des paramètres du modèle, et mises à jour sur la base des données d'étalonnage. Le résultat de l'étalonnage bayésienne est une distribution conjointe des paramètres du modèle et les variances de l'erreur résiduelle, appelée la distribution a posteriori. Il ya encore seulement quelques exemples d'estimation bayésienne de paramètres pour les modèles de cultures (Iizumi et al, 2009b; Ceglar et al, 2011), ou des modèles de forêt (Van Oijen et al, 2005). Pour cela, nous utilisons un l'algorithme Metropolis-Hastings within Gibbs codé sous R (pour plus de détail, voir Wallach et al, soumis).

Pour MODERATO, 15 paramètres sont estimés ainsi, les 14 autres étant fixé. La Table 3 résume les distributions a priori et a posteriori pour ces paramètres.

Abréviation	Description [Unité]	Distrib. a priori (uniforme)			Distrib. a posteriori	
		Binf	Bsup	e.t	moyenne	e.t.
a2sen	Stress hydrique sur sénescence [-]	0	1	0.29	0.25	0.042
a3sen	Stress hydrique sur sénescence [-]	1	2	0.29	1.79	0.093
himax	Indice de récolte (*) [-]	0.45	0.55	0.029	0.51	0.021
p1logi	Paramètre pour l'indice foliaire (*) [-]	0.65	0.99	0.098	0.66	0.013
p1sen	Paramètre de sénescence [-]	0.0011	0.0021	0.00028	0.0019	0.0002
p2logi	Paramètre pour l'indice foliaire [(°C days)- 1]	0.007	0.013	0.00087	0.0086	0.00007
p2sen	Paramètre de sénescence [-]	4.2	7.8	1.04	5.9	0.11
r1hi	Transpiration sur indice de récolte [-]	1	2	0.29	1.8	0.13
r1rue	Transpiration sur conversion du rayonnement [-]	0.0001	1	0.029	0.83	0.093
r1sf	Transpiration sur indice foliaire (*) [-]	0.4	1.2	0.23	0.96	0.19
r2hi	Transpiration sur indice de récolte [-]	1	2	0.29	1.1	0.068
r2rue	Transpiration sur conversion du rayonnement [-]	0.0001	1	0.029	0.95	0.040
r2sf	Transpiration sur indice foliaire (*) [-]	0.4	1.2	0.23	0.63	0.12
rue1	Conversion du rayonnement en biomasse (*) [g/MJ]	3	4	0.29	3.0	0.019
rue2	Conversion du rayonnement en biomasse (*) [g/MJ]	3	4	0.29	3.03	0.037
σ_1^2	Erreur résiduelle du rendement (variance)				1.3	0.11
σ_2^2	Erreur résiduelle de la biomasse (variance)				2.3	0.11
σ_3^2	Erreur résiduelle de l'indice foliaire (variance)				0.81	0.032

Table 3. Distribution des paramètres de MODERATO. e.t. : ecart type.

Pour SUNFLO, cette étape relativement couteuse en temps n'a pas encore été à son terme et nécessite encore des calculs.

Une deuxième possibilité est d'estimer directement les distributions des paramètres à partir de données, ce qui est possible lorsque l'on a des données sur les processus concernés. Cela a été réalisé uniquement pour SUNFLO et les 13 paramètres génotypiques. Dans la Table 4, on retrouve un extrait des valeurs et de leur variation pour deux paramètres de stress à titre d'illustration.

Variétés	a_LE	sd a_LE	CV a_LE	a_TR	sd a_TR	CV a_TR
Airelle	-2.7250	0.6870	0.2521	-6.8300	0.9040	0.1324
Euroflor	-15.5720	4.4810	0.2878	-6.1410	1.3100	0.2133
Frankasol	-6.7880	2.3310	0.3434	-7.2350	0.4700	0.0650
Heliasol	-5.2190	1.0260	0.1966	-5.2230	0.9250	0.1771
INRA6501	-4.5970	0.6110	0.1329	-7.2930	1.1030	0.1512
Melody	-3.8100	0.2940	0.0772	-5.6510	0.4730	0.0837
Prodisol	-4.2520	0.4770	0.1122	-7.1320	0.7090	0.0994

Table 4 : Extrait des moyennes, écart-types et coefficients de variation des paramètres de stress par génotype (au total, plus d'une vingtaine de génotype paramètre de cette manière).

Pour quantifier l'incertitude sur lié à la structure du modèle, à savoir l'erreur résiduelle, nous utilisons les résultats de l'estimation bayésienne qui nous permet d'accéder à la distribution de l'erreur résiduelle en même temps qu'à la distribution conjointe des paramètres (Table 3, les trois dernières lignes). Souvent on ne prend pas en compte l'erreur résiduelle, qui n'est pourtant pas négligeable dans notre cas, pour le calcul d'incertitude sur les prédictions, mais uniquement l'effet des incertitude sur les paramètres du modèle (par exemple Iizumi et al., 2009). Ce point nous semble particulièrement intéressant à mentionner.

4.2.2 Propagation de l'incertitude

Enfin, nous combinons ces différentes sources d'incertitude dans un plan d'expérience afin de quantifier l'incertitude sur les sorties du modèle sur nos variables d'intérêt.

Pour SUNFLO et MODERATO, nous effectuons les simulations sur les unités de simulations correspondant aux données pour vérifier les calculs, mais ensuite nous pouvons réaliser des simulations pour de nouvelles situations. C'est ce qui est fait avec MODERATO pour lequel nous avons défini 3 stratégies différentes d'irrigation, utilisant le même volume limité d'eau d'irrigation (125 mm). Pour expliquer de manière simple : la stratégie « Floraison » vise à répartir l'irrigation autour de la floraison (en fonction de la phénologie), la stratégie « Tardif » vise à retarder le plus possible l'irrigation afin d'avoir de l'eau en fin de saison, la stratégie « Précoce » vise à utiliser l'eau dès les premiers événements de stress hydrique.

4.2.3 « Meilleure réponse » (valeur moyenne de la variable d'intérêt)

Pour MODERATO, on retrouve les valeurs moyennes des différentes des variables considéré dans la Table 5. Pour SUNFLO, les résultats ne sont pas encore disponibles.

4.2.3 Valeur des indicateurs d'incertitude

Un exemple de sortie pour MODERATO est dans la Figure 3. On y voit la dynamique de la surface foliaire qui sert à calibrer le modèle avec l'intervalle de confiance à 90% sur deux unités de simulation et les données correspondante. Les distributions cumulatives se différencient fortement pour les 3 premières variables d'intérêt (rendement pour une année climatique non connu « by year », pour une année donnée « 1997 » ou en moyenne sur 49 années) avec une incertitude qui se réduit pour la stratégie d'irrigation « floraison » (Figure 3, à droite).

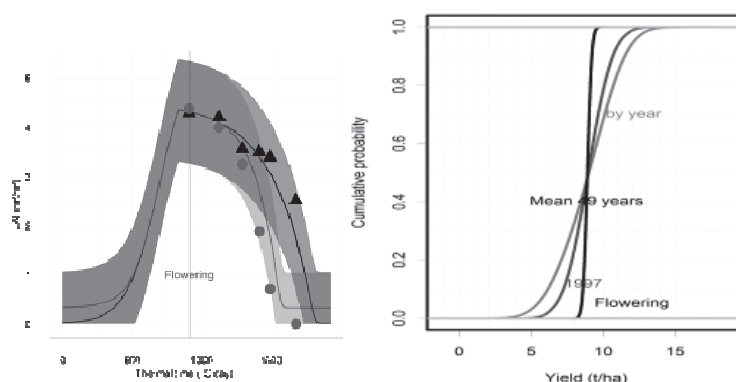


Figure 3. Exemple de résultats pour MODERATO. A gauche : Evolution de la surface foliaire (LAI) et intervalle de confiance à 90% pour deux niveaux d'irrigation (les points correspondent à des mesures). A droite : fonctions de distribution cumulative pour différents critères d'intérêt.

Un des principaux résultats à mentionner est le fait que suivant la variable d'intérêt, et donc, l'utilisation du modèle, nous pouvons obtenir des incertitudes sur les prédictions avec des ordres de grandeur très différents (table 5).

Variables d'intérêt	stratégies	Valeur moyenne	Ecart-Type	Intervalle de confiance à 90%
$C^{random\ year}$ [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
C^{1997} [t/ha]	Floraison	8.9	1.4	-
	Tardif	7.9	1.4	-
	Précoce	7.6	1.3	-
C^{ave} [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
C^{sd} [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
C^{poor} [years out of 49]	Floraison	4.2	1.8	1-7
	Tardif	10.9	2.5	7-15
	Précoce	14.8	2.4	11-19

Table 5. Résultats pour les intervalles de confiance pour les différentes variables d'intérêt.

Ainsi, l'incertitude se réduit fortement lorsque l'on cherche à prédire non pas une année climatique donnée (C^{1997}) mais un rendement moyen (C^{ave}), qui semble une variable d'intérêt particulièrement

pertinent pour comparer des stratégies : ce qui nous intéresse c'est bien l'espérance du rendement (C^{ave}) et éventuellement la variabilité (par exemple C^{sd} ou C^{poor}) pour prendre sa décision.

4.3 Analyse des résultats et vérification des hypothèses de travail

4.3.1 Analyse des contributions des différentes sources d'incertitude

Le principe est de quantifier le poids relatifs des différentes sources d'incertitude prises en compte. Nous n'avons pas mené cette analyse pour le moment.

3.3.2 Vérification avec des données

Par ailleurs, les données disponibles, nous permettent dans certains cas de vérifier la vraisemblance de l'incertitude calculée (par exemple les intervalles de confiance) et, donc, de vérifier que les hypothèses faites conduisent à des résultats réalistes malgré le fait que ces hypothèses restent grossières et peu satisfaisante dans le cas de ces modèles dynamiques complexes (Table 6 pour les vérifications sur MODERATO).

Variables	Pourcentage dans IC50	Pourcentage dans IC90
Rendement	53%	91%
Indice Foliaire (LAI)	51%	89%
Biomasse	65%	95%

Table 6. Pour MODERATO, pourcentage de valeurs mesurées dans les intervalles de confiance à 50% (IC50) ou à 90% (IC90).

4.3.3 Explicitation et analyse des hypothèses

Il s'agit notamment des hypothèses sur les sources d'incertitudes et la forme de la modélisation de l'erreur (loi normale, centrée) : nous savons que ce ne sont pas des hypothèses complètement vraisemblables, néanmoins, il n'est pas évident de proposer autre chose de simple et les résultats en terme d'incertitude semblent réalistes.

4. Conclusion

La démarche proposée présente l'intérêt d'inciter à bien expliciter l'objectif de l'analyse d'incertitude (variables d'intérêt et indicateur 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.

Par rapport à préciser l'utilisation du modèle, on se rend compte que l'on n'a pas les mêmes niveaux d'incertitude en fonction des variables d'intérêt considérés d'un même modèle (cf. 4.2.3).

La quantification des sources d'incertitude semble être de loin la partie la plus délicate et chronophage, comme cela a déjà été souligné par d'autres auteurs : il faut faire les choix méthodologiques en conséquence pour pouvoir la réaliser.

Financement

Ces travaux ont été réalisés dans le cadre du projet « 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 (2010-2012) et financé par le « Compte d'affectation spécial pour le développement agricole et rural » du Ministère de l'Agriculture et de la Pêche.

Bibliographie

- Bergez, J.E., Debaeke, P., Deumier, J.M., Lacroix, B., Leenhardt, D., Leroy, P. & Wallach, D. (2001). MODERATO: an object-oriented decision tool for designing maize irrigation schedules. *Ecological Modelling*, 137, 43-60.
- Casadebaig, P., Guillioni, L., Lecoœur, J., Christophe, A., Champolivier, L., Debaeke, P. (2011). SUNFLO, a model to simulate genotype-specific performance of sunflower crop in contrasting environments. *Agricultural Forest Meteorology*, 151, 163-178.
- Ceglar, A., Crepinsek, Z., Kajfez-Bogataj, L. & Pogacar, T. (2011). The simulation of phenological development in dynamic crop model: The Bayesian comparison of different methods. *Agricultural and Forest Meteorology*, 151, 101-115.
- Iizumi, T., Yokozawa, M. & Nishimori, M. (2009). Parameter estimation and uncertainty analysis of a large-scale crop model for paddy rice: Application of a Bayesian approach. *Agricultural and Forest Meteorology* 149, 333-348.
- Quesnel, G., Duboz, R. & Ramat, E (2009). The Virtual Laboratory Environment - An Operational Framework for Multi-Modelling, Simulation and Analysis of Complex Systems. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 17, 641-653.
- 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).
- Wallach, D., Goffinet, B., Bergez, J.E., Debaeke, P., Leenhardt, D. & Aubertot, J.N. (2001). Parameter estimation for crop models: a new approach and application to a corn model. *Agronomy Journal*, 93, 757-766.
- Wallach, D., Keussayan, N., Brun, F., Lacroix, B. & Bergez, J.E. (soumission début 2012). Using a crop model to evaluate irrigation strategies, with emphasis on uncertainty.
- 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 pp.