Estimation bayésienne des paramètres d'un modèle de culture implémenté sous VLE

Arnaud Bensadoun, François Brun, Philippe P. Debaeke, Daniel D. Wallach, Luc Champolivier, Emmanuelle Mestries, Jean-Pierre Palleau

Estimation bayésienne des paramètres d'un modèle de culture implémenté sous VLE

Arnaud Bensadoun
François Brun (ACTA), Philippe Debaeke (INRA), Daniel Wallach (INRA), Luc Champolivier (CETIOM), Emmanuelle Mestries (CETIOM), Jean-Pierre Palleau (CETIOM)
Séminaire interne MIAJ

INRA – MIAJ – AGIR

Plan

1. **Cadre informatique**
   - Définitions
   - DEVS et la Multi-Modélisation
   - VLE et R-VLE
2. **Cadre agronomique**
   - Le projet CASDAR
   - L'analyse d'incertitude
   - Le modèle SUNFLO
3. **Cadre statistique**
   - Matériels et Méthodes
   - Résultats
4. **Conclusion et perspectives**

Plan

1. **Cadre informatique**
   - Définitions
   - DEVS et la Multi-Modélisation
   - VLE et R-VLE
2. **Cadre agronomique**
   - Le projet CASDAR
   - L'analyse d'incertitude
   - Le modèle SUNFLO
3. **Cadre statistique**
   - Matériels et Méthodes
   - Résultats
4. **Conclusion et perspectives**

Plan

1. **Cadre informatique**
   - Définitions
   - DEVS et la Multi-Modélisation
   - VLE et R-VLE
2. **Cadre agronomique**
   - Le projet CASDAR
   - L'analyse d'incertitude
   - Le modèle SUNFLO
3. **Cadre statistique**
   - Matériels et Méthodes
   - Résultats
4. **Conclusion et perspectives**

Définitions

Multi-Modélisation

- Un multi-modèle est un modèle qui rassemble plusieurs paradigmes ou formalismes dans sa réalisation.
  - $\longrightarrow$ Augmente de la puissance descriptive du modèle
  - $\longrightarrow$ Introduit la notion de couplage
- La multi-modélisation est l'ensemble des concepts, outils et techniques de construction de multi-modèles.

Comment coupler des modèles hétérogènes ?

- Coupler des représentations de la dynamique des sous-systèmes
- Intégration des notions de temps, d'espace, d'états et de transition

Directions possibles

- Co-simulation : chaque sous-modèle a son propre simulateur.
- La spécification des sous-systèmes dans un formalisme unique : Ré-écriture de tous les sous-systèmes dans le même formalisme.

Définitions

Multi-Modélisation

- Un multi-modèle est un modèle qui rassemble plusieurs paradigmes ou formalismes dans sa réalisation.
  - $\longrightarrow$ Augmente de la puissance descriptive du modèle
  - $\longrightarrow$ Introduit la notion de couplage
- La multi-modélisation est l'ensemble des concepts, outils et techniques de construction de multi-modèles.

Comment coupler des modèles hétérogènes ?

- Coupler des représentations de la dynamique des sous-systèmes
- Intégration des notions de temps, d'espace, d'états et de transition

Directions possibles

- Co-simulation : chaque sous-modèle a son propre simulateur.
- La spécification des sous-systèmes dans un formalisme unique : Ré-écriture de tous les sous-systèmes dans le même formalisme.

Plan

1. **Cadre informatique**
   - Définitions
   - DEVS et la Multi-Modélisation
   - VLE et R-VLE
2. **Cadre agronomique**
   - Le projet CASDAR
   - L'analyse d'incertitude
   - Le modèle SUNFLO
3. **Cadre statistique**
   - Matériels et Méthodes
   - Résultats
4. **Conclusion et perspectives**

DEVS

DEVS :

- Un formalisme de modélisation et de simulation de bas niveau. DEVS :
  - est un formalisme à événements discrets
  - propose un ensemble d'algorithmes : les simulateurs abstraits
  - où les modèles sont composés d'états et de fonctions de transitions d'états
  - propose une approche modulaire et hiérarchique
  - a une propriété importante : un modèle couplé possède les mêmes propriétés qu'un modèle atomique

$\longrightarrow$ les formalismes de systèmes dynamiques peuvent être traduits en DEVS

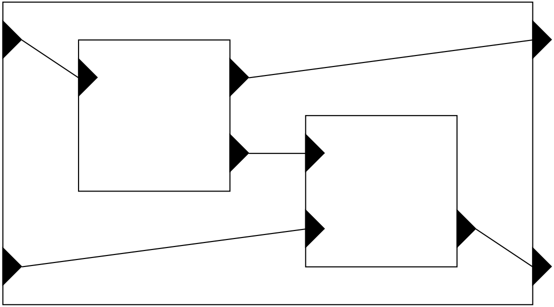
(Source: Gauthier Quesnel)

DEVS

Les modèles atomiques et couplés

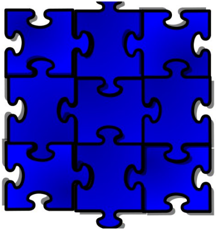
M les modèles atomiques , N la hiérarchie de modèles

$$\begin{cases} M = \langle X, Y, S, \delta_{int}, \delta_{ext}, \delta_{con}, \tau, \lambda \rangle \\ N = \langle X, Y, D, \{M_D\}, C_{i,j} \rangle \end{cases}$$



(Source: Gauthier Quesnel)

Multi-modélisation



Un système (ici une exploitation) modélisé sous la forme de sous-système d'équations aux différences (un ensemble de parcelles)

Un système décisionnel modélisé sous la forme d'un automate à état (quand semer ? quand irriguer ? quand récolter ? etc.)

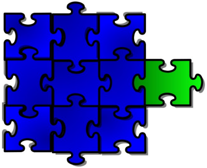
Question

Comment les coupler dans un simulateur classique ?

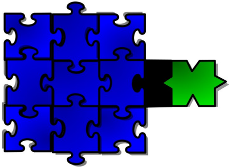
(Source: Gauthier Quesnel)

Multi-modélisation

Comment les coupler dans un simulateur classique



transformer le module de décision en équation aux différences ?



réalisation d'un couplage informatique ?

Résultats

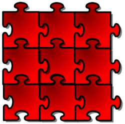
Une troisième possibilité : utiliser un formalisme commun, DEVS

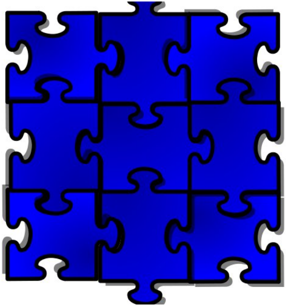
(Source: Gauthier Quesnel)

Multi-modélisation

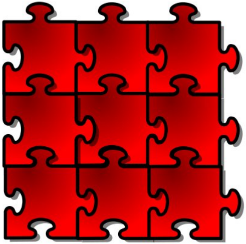
L'apport de DEVS : tout formalisme peut-être traduit en DEVS :

$\longrightarrow$





$\longrightarrow$



(Source: Gauthier Quesnel)

Plan

VLE

L'environnement de laboratoire virtuel

VLE : Virtual Laboratory Environment

VLE est:

Pour l'INRA (surtout les départements MIA et EA) :

> *"Un environnement de multi-modélisation, de simulation et d'analyse de systèmes dynamiques complexes."*

Pour Gauthier Quesnel (son concepteur, développeur) :

> *"Une implémentation plutôt réussie des simulateurs DEVS :)"*

Pour moi (un utilisateur):

> *Un logiciel libre, gratuit et utile pour résoudre mes problèmes.*
> *Une équipe de développement à l'écoute des besoins et réactive!*

VLE

L'environnement de laboratoire virtuel

VLE : Virtual Laboratory Environment

VLE est:

Pour l'INRA (surtout les départements MIA et EA) :

> *"Un environnement de multi-modélisation, de simulation et d'analyse de systèmes dynamiques complexes."*

Pour Gauthier Quesnel (son concepteur, développeur) :

> *"Une implémentation plutôt réussie des simulateurs DEVS :)"*

Pour moi (un utilisateur):

> *Un logiciel libre, gratuit et utile pour résoudre mes problèmes.*
> *Une équipe de développement à l'écoute des besoins et réactive!*

VLE

L'environnement de laboratoire virtuel

VLE : Virtual Laboratory Environment

VLE est:

Pour l'INRA (surtout les départements MIA et EA) :

> *"Un environnement de multi-modélisation, de simulation et d'analyse de systèmes dynamiques complexes."*

Pour Gauthier Quesnel (son concepteur, développeur) :

> *"Une implémentation plutôt réussie des simulateurs DEVS :)"*

Pour moi (un utilisateur):

> *Un logiciel libre, gratuit et utile pour résoudre mes problèmes.*
> *Une équipe de développement à l'écoute des besoins et réactive!*

VLE

L'environnement de laboratoire virtuel

VLE : Virtual Laboratory Environment

VLE est:

Pour l'INRA (surtout les départements MIA et EA) :

> *"Un environnement de multi-modélisation, de simulation et d'analyse de systèmes dynamiques complexes."*

Pour Gauthier Quesnel (son concepteur, développeur) :

> *"Une implémentation plutôt réussie des simulateurs DEVS :)"*

Pour moi (un utilisateur):

> *Un logiciel libre, gratuit et utile pour résoudre mes problèmes.*
> *Une équipe de développement à l'écoute des besoins et réactive!*

R-VLE

La passerelle entre R et VLE

Définitions

- RVLE est un paquet pour le logiciel R utilisable sous Windows et GNU/Linux.
- Il utilise une communication traditionnelle pour R, i.e via une bibliothèque dynamique :portabilité, efficacité
- Il permet :
  - Lecture des fichiers vpz
  - Modification des conditions initiales des modèles
  - Lancement des simulations
  - Récupération des résultats sous forme d'objet R : matrices ou dataframes

Suffisant pour estimer les paramètres d'un modèle implémenté sous VLE tout en profitant des outils statistiques (RNG, test, coda,. . .) déjà implémentés sous R!

R-VLE

La passerelle entre R et VLE

Définitions

- RVLE est un paquet pour le logiciel R utilisable sous Windows et GNU/Linux.
- Il utilise une communication traditionnelle pour R, i.e via une bibliothèque dynamique :portabilité, efficacité
- Il permet :
  - Lecture des fichiers vpz
  - Modification des conditions initiales des modèles
  - Lancement des simulations
  - Récupération des résultats sous forme d'objet R : matrices ou dataframes

Suffisant pour estimer les paramètres d'un modèle implémenté sous VLE tout en profitant des outils statistiques (RNG, test, coda,. . .) déjà implémentés sous R!

Plan

Plan

Le projet CASDAR

"Associer un niveau d'erreur aux prédictions des modèles mathématiques pour l'agronomie et l'élevage."

Objectifs

- Définir une démarche générique pour associer un niveau d'erreur aux prédictions des modèles utilisés en agronomie
- L'appliquer sur plusieurs cas d'étude choisis pour représenter la diversité des cas d'utilisation (prédiction, diagnostic, aide à la décision) et des informations disponibles.

Plan

Démarche d'analyse d'incertitude

Etapes	Tâches
Définition des besoins et des contraintes	Définition des variables d'intérêt Choix d'indicateur d'incertitudes Identification des sources d'incertitudes Caractérisation des informations disponibles
Analyse d'incertitudes	Quantification des sources d'incertitudes Propagation d'incertitude (Distribution des variables d'intérêt) "Meilleure réponse" (Valeur moyenne des variables d'intérêt) Valeur des indicateurs d'incertitudes
Analyse des résultats Vérification des hypothèses	Analyse des contributions de chaque sources d'incertitudes Vérification avec des données (observées) Explicitation et analyse des hypothèses

Démarche d'analyse d'incertitude

Etapes	Tâches
Définition des besoins et des contraintes	Définition des variables d'intérêt Choix d'indicateur d'incertitudes Identification des sources d'incertitudes Caractérisation des informations disponibles
Analyse d'incertitudes	Quantification des sources d'incertitudes Propagation d'incertitude (Distribution des variables d'intérêt) "Meilleure réponse" (Valeur moyenne des variables d'intérêt) Valeur des indicateurs d'incertitudes
Analyse des résultats Vérification des hypothèses	Analyse des contributions de chaque sources d'incertitudes Vérification avec des données (observées) Explicitation et analyse des hypothèses

Plan

SUNFLO

Modèle de culture du tournesol

SUNFLO: modèle dynamique de simulation du fonctionnement de la culture du tournesol qui simule :
Jour après jour

- la progression de l'enracinement
- l'élaboration de la surface foliaire
- l'élaboration de la biomasse aérienne

A la récolte

- le rendement et la teneur en huile

⇒ En fonction des interactions Génotype X Environment X Conduite.

SUNFLO

Modèle de culture du tournesol

SUNFLO: modèle dynamique de simulation du fonctionnement de la culture du tournesol qui simule :

Jour après jour

- la progression de l'enracinement
- l'élaboration de la surface foliaire
- l'élaboration de la biomasse aérienne

A la récolte

- le rendement et la teneur en huile

$\Rightarrow$ En fonction des interactions Génotype X Environment X Conduite.

SUNFLO

Modèle de culture du tournesol

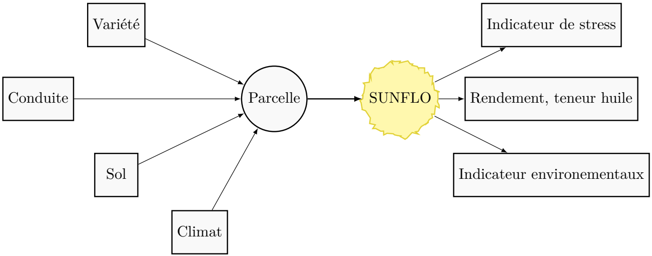


Fig.: Représentation schématique du fonctionnement de SUNFLO (pour un utilisateur agronome)

SUNFLO

Modèle de culture du tournesol

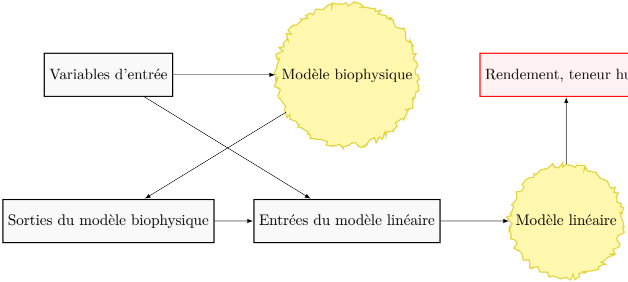


Fig.: Représentation schématique du fonctionnement de SUNFLO (pour un modélisateur)

SUNFLO

Modèle de culture du tournesol

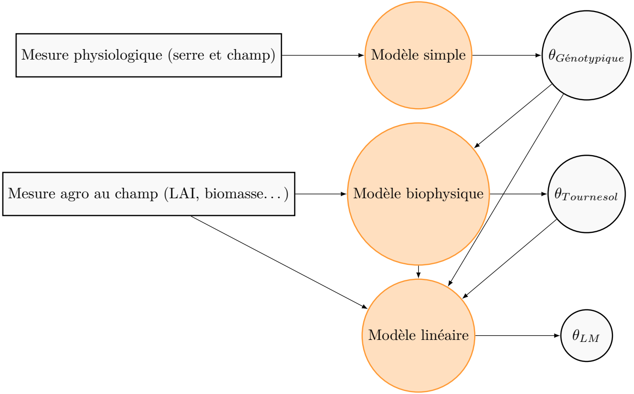


Fig.: Représentation schématique des étapes d'estimation des paramètres de SUNFLO (pour un statisticien)

SUNFLO

Modèle de culture du tournesol

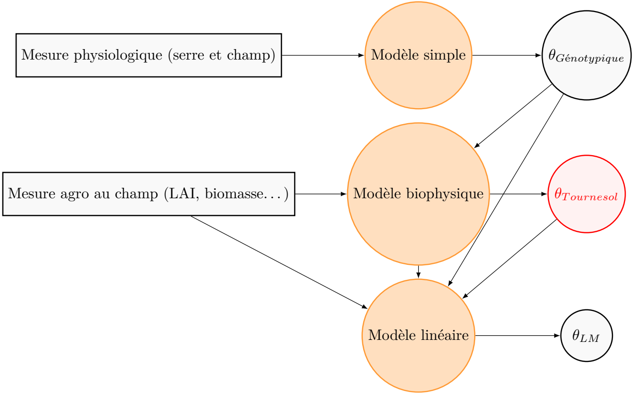


Fig.: Représentation schématique des étapes d'estimation des paramètres de SUNFLO (pour un statisticien)

Plan

Plan

Le modèle statistique

$$y = f(X, \theta) + \varepsilon \qquad \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

On s'intéresse ici à la distribution de θ et σ_ε^2 conditionnellement à y
En statistique bayésienne, on l'appelle la distribution *a posteriori*

$$P(\theta, \sigma_\varepsilon^2 | y) \propto P(y | \theta, \sigma_\varepsilon^2) \times \pi(\theta, \sigma_\varepsilon^2)$$

$\Rightarrow$ Pas d'expression analytique de cette distribution.
$\Rightarrow$ Exploration numérique par méthode de Monte-Carlo par Chaînes de Markov (MCMC).

Le modèle statistique

$$y = f(X, \theta) + \varepsilon \qquad \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

On s'intéresse ici à la distribution de θ et σ_ε^2 conditionnellement à y
En statistique bayésienne, on l'appelle la distribution *a posteriori*

$$P(\theta, \sigma_\varepsilon^2 | y) \propto P(y | \theta, \sigma_\varepsilon^2) \times \pi(\theta, \sigma_\varepsilon^2)$$

$\Rightarrow$ Pas d'expression analytique de cette distribution.
$\Rightarrow$ Exploration numérique par méthode de Monte-Carlo par Chaînes de Markov (MCMC).

Le modèle statistique

$$y = f(X,\theta) + \varepsilon \qquad \varepsilon \sim N(0,\sigma_\varepsilon^2)$$

On s'intéresse ici à la distribution de θ et σ_ε^2 conditionnellement à y
En statistique bayésienne, on l'appelle la distribution *a posteriori*

$$P(\theta,\sigma_\varepsilon^2|y) \propto P(y|\theta,\sigma_\varepsilon^2) \times \pi(\theta,\sigma_\varepsilon^2)$$

$\Rightarrow$ Pas d'expression analytique de cette distribution.
$\Rightarrow$ Exploration numérique par méthode de Monte-Carlo par Chaînes de Markov (MCMC).

Le modèle statistique

$$y = f(X, \theta) + \varepsilon \qquad \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

On s'intéresse ici à la distribution de θ et σ_ε^2 conditionnellement à y
En statistique bayésienne, on l'appelle la distribution *a posteriori*

$$P(\theta, \sigma_\varepsilon^2 | y) \propto P(y | \theta, \sigma_\varepsilon^2) \times \pi(\theta, \sigma_\varepsilon^2)$$

$\Rightarrow$ Pas d'expression analytique de cette distribution.
$\Rightarrow$ Exploration numérique par méthode de Monte-Carlo par Chaînes de Markov (MCMC).

L'algorithme

Metropolis-Hastings within Gibbs

Échantillonnage de distributions conditionelles par étapes

Étape 1

$$P(\theta|y,\sigma_\varepsilon^2) \propto P(y,\sigma_\varepsilon^2|\theta) \times \pi(\theta)$$

Étape 2

$$P(\sigma_\varepsilon^2|y,\theta) \propto P(y,\theta|\sigma_\varepsilon^2) \times \pi(\sigma_\varepsilon^2)$$

Nécessite

- Des données
- Des connaissances *a priori* sur les paramètres
- Une fonction de vraisemblance
- Une loi de proposition $\phi(.|\theta^{(n)})$

L'algorithme

Metropolis-Hastings within Gibbs

Échantillonnage de distributions conditionelles par étapes

Étape 1

$$P(\theta|y, \sigma_\varepsilon^2) \propto P(y, \sigma_\varepsilon^2|\theta) \times \pi(\theta)$$

Étape 2

$$P(\sigma_\varepsilon^2|y, \theta) \propto P(y, \theta|\sigma_\varepsilon^2) \times \pi(\sigma_\varepsilon^2)$$

Nécessite

- Des données
- Des connaissances *a priori* sur les paramètres
- Une fonction de vraisemblance
- Une loi de proposition $\phi(.|\theta^{(n)})$

Metropolis-Hastings

Étape 1

- Fixer arbitrairement $\theta^{(0)}$ et $\sigma_\varepsilon^{2(0)}$
- Tirer une valeur $\theta^{*(n+1)}$ dans $\phi(\theta^{(n+1)}|\theta^{(n)})$
- Calculer le rapport ρ

$$\rho = \frac{P(y|\theta^{*(n+1)}, \sigma_\varepsilon^{2(n)}) \times \pi(\theta^{*(n+1)})}{P(y|\theta^{(n)}, \sigma_\varepsilon^{2(n)}) \times \pi(\theta^{(n)})}$$

- Si $\rho > 1$: $\theta^{(n+1)} = \theta^{*(n+1)}$
- Sinon :
  - $\theta^{(n+1)} = \theta^{*(n+1)}$ avec probabilité ρ
  - $\theta^{(n+1)} = \theta^{(n)}$ avec probabilité $1 - \rho$

Après cette étape on a $\theta^{(n+1)}$, Il nous faut maintenant $\sigma_\varepsilon^{2(n+1)}$

Metropolis-Hastings

Étape 1

- Fixer arbitrairement $\theta^{(0)}$ et $\sigma_\varepsilon^{2(0)}$
- Tirer une valeur $\theta^{*(n+1)}$ dans $\phi(\theta^{(n+1)}|\theta^{(n)})$
- Calculer le rapport ρ

$$\rho = \frac{P(y|\theta^{*(n+1)}, \sigma_\varepsilon^{2(n)}) \times \pi(\theta^{*(n+1)})}{P(y|\theta^{(n)}, \sigma_\varepsilon^{2(n)}) \times \pi(\theta^{(n)})}$$

- Si $\rho > 1$: $\theta^{(n+1)} = \theta^{*(n+1)}$
- Sinon :
  - $\theta^{(n+1)} = \theta^{*(n+1)}$ avec probabilité ρ
  - $\theta^{(n+1)} = \theta^{(n)}$ avec probabilité $1 - \rho$

Après cette étape on a $\theta^{(n+1)}$, Il nous faut maintenant $\sigma_\varepsilon^{2(n+1)}$

Gibbs

Étape 2

On doit échantillonner dans la distribution

$$P(\sigma_\varepsilon^2|y,\theta) \propto P(y,\theta|\sigma_\varepsilon^2) \times \pi(\sigma_\varepsilon^2)$$

$\Rightarrow$ On pose $\pi(\sigma_\varepsilon^2) = \frac{1}{\sigma_\varepsilon^2}$ *(Loi de Jeffrey)*

Gibbs

Étape 2

On a

$$P(\sigma_\varepsilon^2|y,\theta) \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\varepsilon^2}^{N/2}} e^{\sum_{k=0}^{N}(y_k - f(X_k,\theta))^2/2\sigma_\varepsilon^2} \times \frac{1}{\sigma_\varepsilon^2}$$

$\Rightarrow$ On pose $\tau = \frac{1}{\sigma_\varepsilon^2}$

$\Rightarrow$ On reconnaît la loi $\mathcal{G}amma$: $\tau \sim \Gamma(\alpha = \frac{N}{2} + 2,\ \beta = \frac{2}{\sum_{k=0}^{N}(y_k - f(X_k,\theta))^2})$

$\Rightarrow$ On obtient directement $\sigma_\varepsilon^{2(n+1)}$

Gibbs

Étape 2

On a

$$P(\sigma_\varepsilon^2|y,\theta) \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\varepsilon^2}^{N/2}} e^{\sum_{k=0}^{N}(y_k - f(X_k,\theta))^2/2\sigma_\varepsilon^2} \times \frac{1}{\sigma_\varepsilon^2}$$

$\Rightarrow$ On pose $\tau = \frac{1}{\sigma_\varepsilon^2}$

$\Rightarrow$ On reconnaît la loi $\mathcal{G}amma$: $\tau \sim \Gamma(\alpha = \frac{N}{2} + 2,\ \beta = \frac{2}{\sum_{k=0}^{N}(y_k - f(X_k,\theta))^2})$

$\Rightarrow$ On obtient directement $\sigma_\varepsilon^{2(n+1)}$

Choix initiaux

On choisit

$$\phi(\theta^{(n+1)}|\theta^{(n)}) \sim \mathcal{N}(\theta^{(n)}, \Sigma \times \mathit{tune})$$

$\Rightarrow$ Loi multinormale à 15 dimensions

$\Rightarrow$ L'efficacité de la méthode réside dans un choix *judicieux* de Σ et de *tune*

$\Rightarrow$ On prend $\Sigma = \mathit{Diag}(\mathit{Var}[\pi(\theta)])$ et $\mathit{tune} = 1$ pour commencer...

Choix initiaux

On choisit

$$\phi(\theta^{(n+1)}|\theta^{(n)}) \sim \mathcal{N}(\theta^{(n)}, \Sigma \times tune)$$

$\Rightarrow$ Loi multinormale à 15 dimensions
$\Rightarrow$ L'efficacité de la méthode réside dans un choix *judicieux* de Σ et de *tune*
$\Rightarrow$ On prend $\Sigma = Diag(Var[\pi(\theta)])$ et $tune = 1$ pour commencer…

Choix initiaux

On choisit

$$\phi(\theta^{(n+1)}|\theta^{(n)}) \sim \mathcal{N}(\theta^{(n)}, \Sigma \times tune)$$

$\Rightarrow$ Loi multinormale à 15 dimensions
$\Rightarrow$ L'efficacité de la méthode réside dans un choix *judicieux* de Σ et de *tune*
$\Rightarrow$ On prend $\Sigma = Diag(Var[\pi(\theta)])$ et $tune = 1$ pour commencer...

Réglages

Constat: $\Sigma = Diag(Var[\pi(\theta)])$ et $tune = 1 \Rightarrow$ Inefficace

Stratégie pour *tune* :

- *Robert et Casella (2004)* suggèrent que le taux de rejet optimum en grande dimensions est de 74%
- Optimisation du taux de rejet par *tune*

Stratégie pour Σ :

- 1^{er} run avec $\Sigma = Diag(Var[\pi(\theta)])$ et $tune = 1$
  $\Rightarrow$ obtention de quelques échantillons $\theta^{(test)}$
- Recalcul de Σ comme $Var(\theta^{(test)})$.
- $2^{ème}$ run avec le nouveau Σ

Réglages

Constat: $\Sigma = Diag(Var[\pi(\theta)])$ et $tune = 1 \Rightarrow$ Inefficace

Stratégie pour *tune* :

- *Robert et Casella (2004)* suggèrent que le taux de rejet optimum en grande dimensions est de 74%
- Optimisation du taux de rejet par *tune*

Stratégie pour Σ :

- 1^{er} run avec $\Sigma = Diag(Var[\pi(\theta)])$ et $tune = 1$
  $\Rightarrow$ obtention de quelques échantillons $\theta^{(test)}$
- Recalcul de Σ comme $Var(\theta^{(test)})$.
- $2^{ème}$ run avec le nouveau Σ

Réglages

Constat: $\Sigma = Diag(Var[\pi(\theta)])$ et $tune = 1 \Rightarrow$ Inefficace

Stratégie pour *tune* :

- *Robert et Casella (2004)* suggèrent que le taux de rejet optimum en grande dimensions est de 74%
- Optimisation du taux de rejet par *tune*

Stratégie pour Σ :

- 1^{er} run avec $\Sigma = Diag(Var[\pi(\theta)])$ et $tune = 1$
  $\Rightarrow$ obtention de quelques échantillons $\theta^{(test)}$
- Recalcul de Σ comme $Var(\theta^{(test)})$.
- $2^{ème}$ run avec le nouveau Σ

Implémentation

Sous R

Définition d'un plan d'expériences

```
X<-plandexp(tabUSM)
```

Définition des paramètres de la chaîne de Markov

```
paramMCMC<-planprior(tabPrior)
```

$\Downarrow$

Construction de la chaîne de Markov

```
mcmc<-RIBS(X,paramMCMC,....,)
```

RIBS : **R***IBS* **I***mplentation of a* **B***ayesian* **S***ampler*

Implémentation

Sous R

Définition d'un plan d'expériences

```
X<-plandexp(tabUSM)
```

Définition des paramètres de la chaîne de Markov

```
paramMCMC<-planprior(tabPrior)
```

$\Downarrow$

Construction de la chaîne de Markov

```
mcmc<-RIBS(X,paramMCMC,...,)
```

*RIBS : **R**IBS **I**mplentation of a **B**ayesian **S**ampler*

Plan

Les paramètres

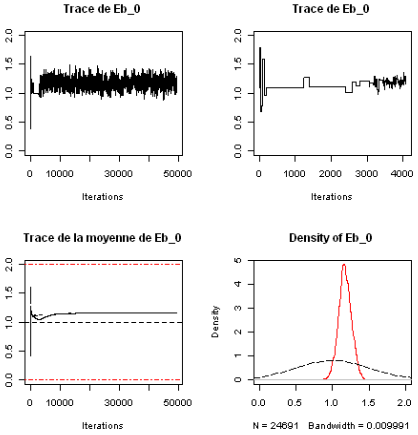


Fig.: Trace et distribution d'un paramètre du modèle

Les paramètres

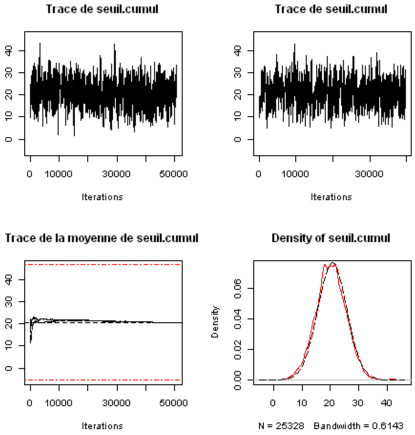


Fig.: Trace et distribution d'un paramètre du modèle

Les prédictions

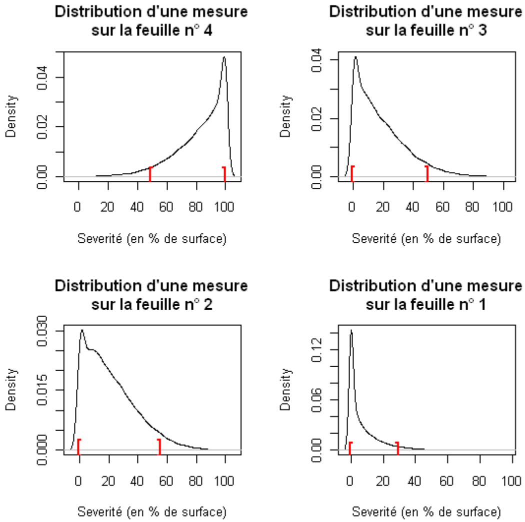


Fig.: Distributions des prédictions du modèle

Les prédictions

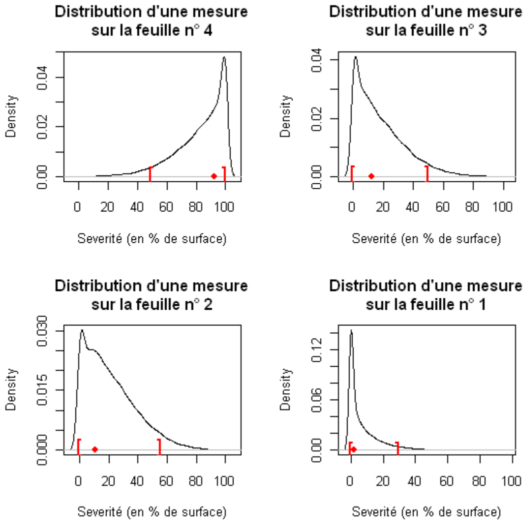


Fig.: Distributions des prédictions du modèle et observations correspondantes

Plan

Conclusions

- La méthode fonctionne
  $\Rightarrow$ On peut estimer les paramètres d'un modèle de culture dynamique par une approche bayésienne
  $\Rightarrow$ Reste quelques problèmes :
  - Temps de calcul
  - Connexions entre les modèles
- Interaction aisée avec le modèle VLE via RVLE
  - Définitions des paramètres
  - Définitions des unités de simulations
  - Lancement du modèle
  - Récupération des sorties
  - Quelques modifications mineures dans le modèle VLE (format "map" non pris en charge par RVLE)

$\Longrightarrow$Facilité d'interfaçage des méthodes d'estimation de paramètres, d'analyse de sensibilité,... fournis par R avec les modèles implémenté sous VLE

Conclusions

- La méthode fonctionne
  $\Rightarrow$ On peut estimer les paramètres d'un modèle de culture dynamique par une approche bayésienne
  $\Rightarrow$ Reste quelques problèmes :
    - Temps de calcul
    - Connexions entre les modèles
- Interaction aisée avec le modèle VLE via RVLE
    - Définitions des paramètres
    - Définitions des unités de simulations
    - Lancement du modèle
    - Récupération des sorties
    - Quelques modifications mineures dans le modèle VLE (format "map" non pris en charge par RVLE)

$\Longrightarrow$Facilité d'interfaçage des méthodes d'estimation de paramètres, d'analyse de sensibilité,... fournis par R avec les modèles implémenté sous VLE

Conclusions

- La méthode fonctionne
  $\Rightarrow$ On peut estimer les paramètres d'un modèle de culture dynamique par une approche bayésienne
  $\Rightarrow$ Reste quelques problèmes :
  - Temps de calcul
  - Connexions entre les modèles
- Interaction aisée avec le modèle VLE via RVLE
  - Définitions des paramètres
  - Définitions des unités de simulations
  - Lancement du modèle
  - Récupération des sorties
  - Quelques modifications mineures dans le modèle VLE (format "map" non pris en charge par RVLE)

$\Longrightarrow$Facilité d'interfaçage des méthodes d'estimation de paramètres, d'analyse de sensibilité,... fournis par R avec les modèles implémenté sous VLE

Perspectives

- Faciliter l'accès aux méthodes disponibles
  - Travail en cours dans le cadre du RMT modélisation (www.modelia.org)
  - Création de ressources pédagogiques sous R
  - Différents modèles exemples pour l'agronomie et l'environnement
- Édition d'un livre d'exercice
- Organisation de sessions de formations

Merci pour votre attention

Des questions?

"La vie c'est comme une chaîne de Markov, on ne sait jamais sur quoi on va tomber!"