



---

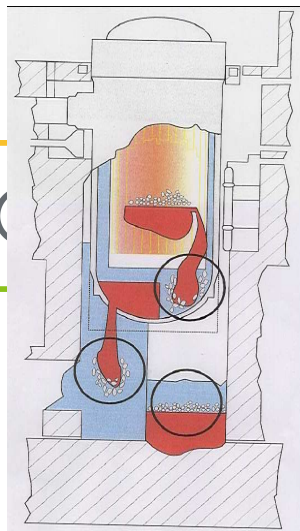
# Analyses d'incertitudes et de sensibilité de modèles complexes - Applications dans des problèmes d'ingénierie

B. Iooss

CEA Cadarache  
Direction de l'Énergie Nucléaire  
Département d'Études des Réacteurs  
Laboratoire de Conduite et Fiabilité des Réacteurs

**2009**

# Contexte : utilisation de modèles numériques

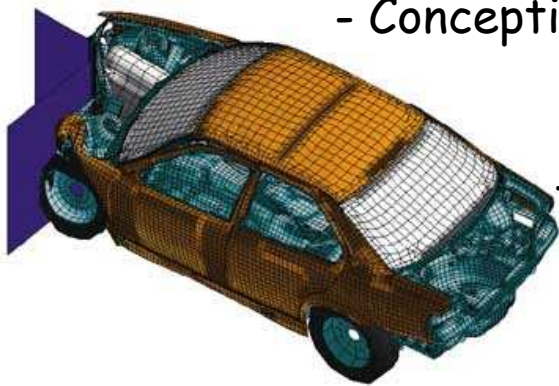


- Prédiction de phénomènes complexes et couplés

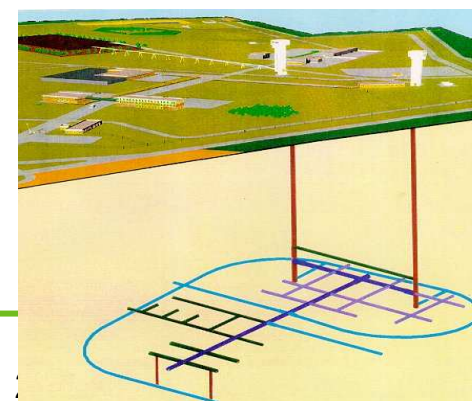
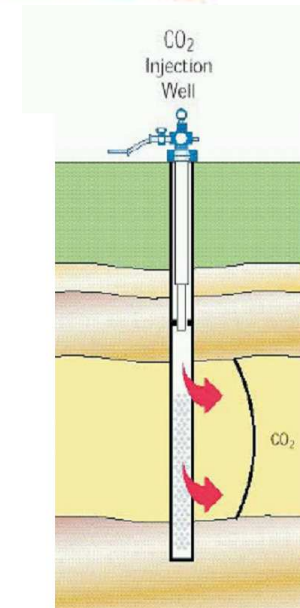
- Estimation de paramètres inaccessibles d'un modèle

- Conception de systèmes en environnement incertain

- Evaluation d'événements rares

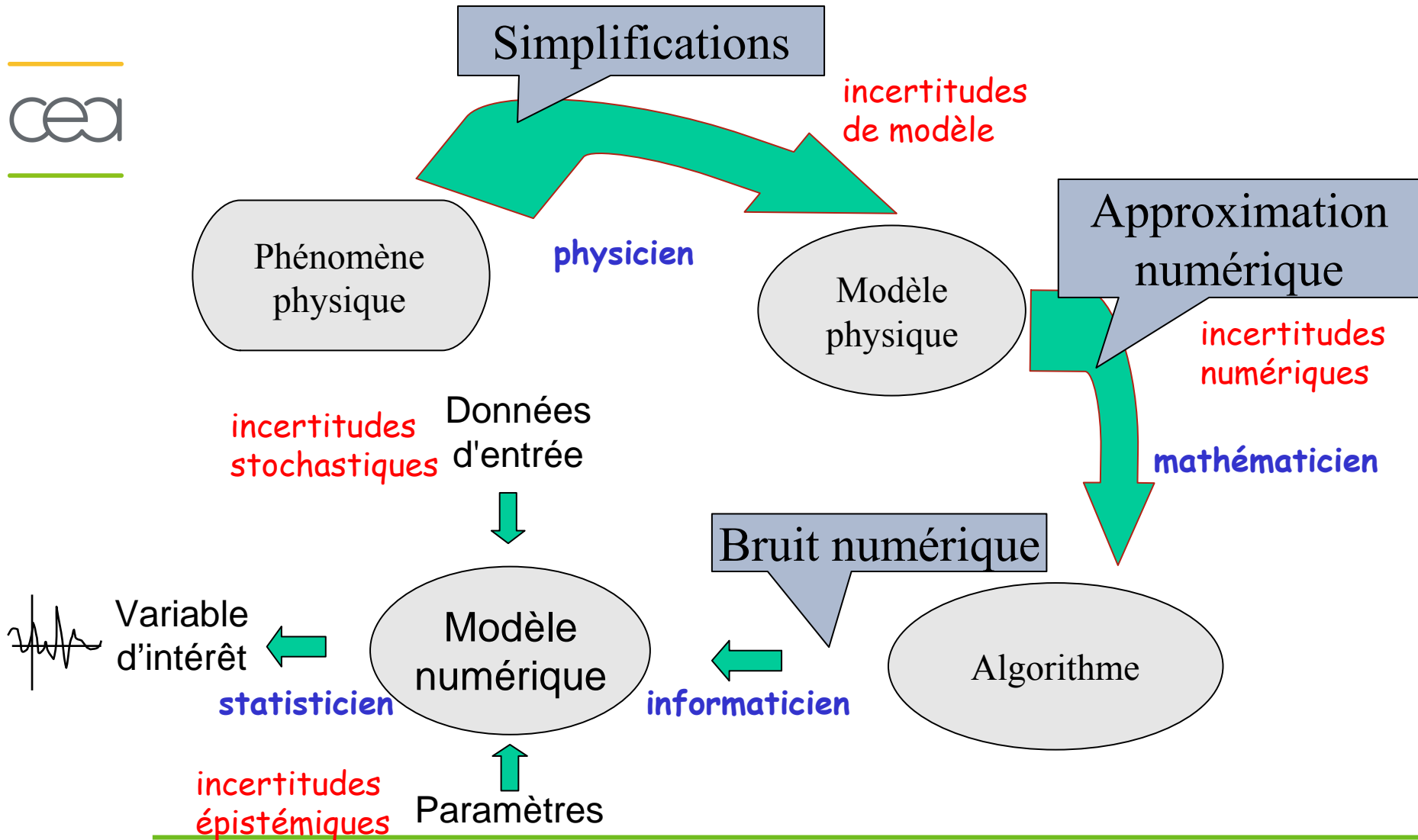


**Problème majeur : fiabilité des prédictions**



# Des incertitudes partout !

Différentes natures d'incertitudes dans la chaîne de modélisation ...



# Quelques enjeux de la prise en compte des incertitudes

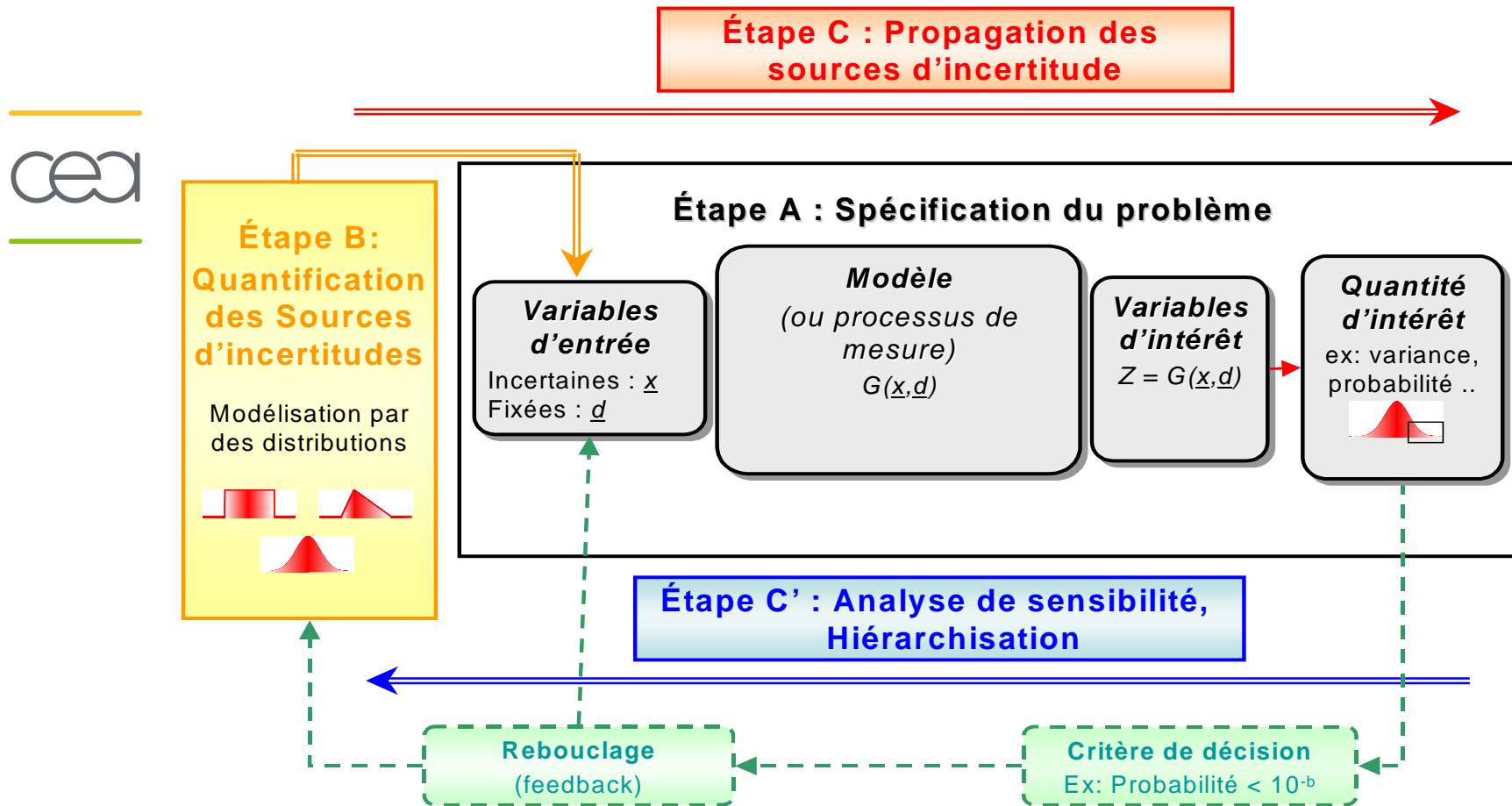
---

- **Modélisation :**



- améliorer le modèle
  - explorer « au mieux » différentes combinaisons des entrées
  - identifier les entrées prépondérantes (afin de prioriser la R&D)
- 
- **Validation :**
    - réduire l'incertitude de prédiction
    - calibrer les paramètres du modèle
  - **Étude de sûreté :** calculer un **risque** de défaillance
  - **Étude de conception :** optimiser **les performances** d'un système

# Schéma générique d'une étude d'incertitude sur un code



[ de Rocquigny et al. 08 ]

Dans la suite :  $Y = f(X)$ ,  $X \in \mathbb{R}^p$ ,  $Y \in \mathbb{R}$

# Trois grands types d'approches

- **Approche déterministe** (dérivées, adjoint) [*Cacuci 81*]

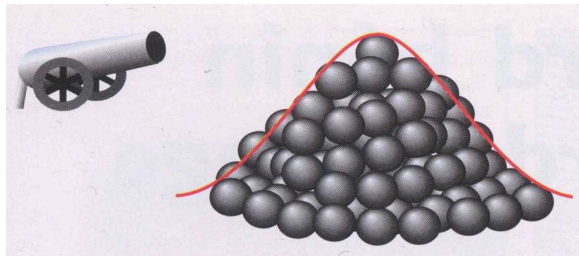


$$Y(\mathbf{X}) = Y(\mathbf{X}^0) + \sum_{i=1}^N \left( \frac{\partial Y}{\partial X_i} \right)_{\mathbf{X}^0} (X_i - X_i^0) \quad (\text{hypothèse de linéarité})$$

- **Approche spectrale intrusive** [*Ghanem 91, Xiu 01*]  $Y(\mathbf{X}) = \sum_{j \in \mathbb{N}} \alpha_j \psi_j(\mathbf{X})$   
Développement de chaque v.a. sur une base de polynômes orthogonaux

- **Approche statistique** (échantillonnage Monte Carlo)  
[*Rubinstein 81, Saltelli et al. 00*]

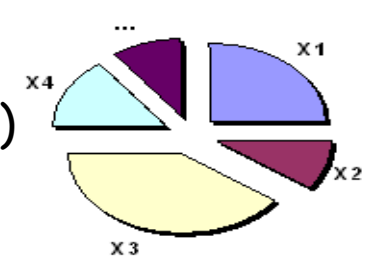
## Propagation



coût élevé pour probas faibles

Méthode relativement simple et souple  
(considère le code en boîte noire)

## Sensibilités



coût  $\propto p$

➔ Méthodes proba. et plans d'expériences spécifiques pour réduire ce coût

# Plan

---



**1. Analyse de sensibilité (qualitative) d'un code de calcul combustible**

2. Analyse de sensibilité (quantitative) d'un modèle hydrogéologique

3. Analyse d'incertitudes (estimation de quantile) d'un code de thermohydraulique

4. Conclusions

# Une méthode qualitative : Morris

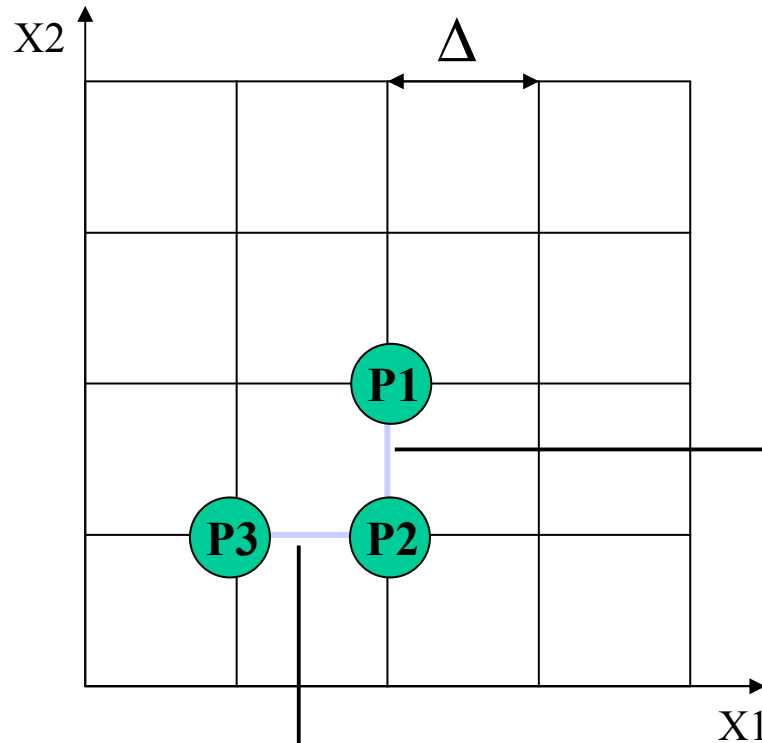
---

- Méthode de « **screening** » (criblage)
  - un modèle comportant beaucoup de variables d'entrée est difficile à explorer ...  
... mais souvent, seulement quelques entrées sont influentes
  - objectif qualitatif : identifier **rapidement** ces entrées
- La méthode de [Morris 91] permet de classer les entrées en trois groupes selon leurs **effets** :
  1. effets négligeables
  2. effets linéaires et sans interaction
  3. effets non linéaires et/ou avec interactions
- Pas d'hypothèses sur le modèle...  
... mais mieux vaut une certaine régularité...





# Méthode de Morris : plan d'expériences

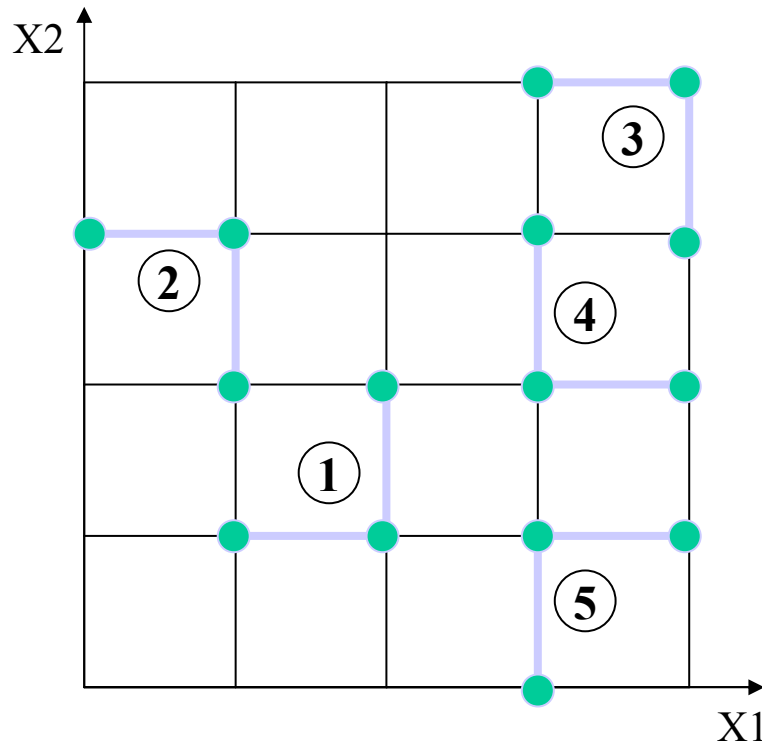


$$d_{X_1} = \frac{f(P_3) - f(P_2)}{\Delta}$$

$$d_{X_2} = \frac{f(P_2) - f(P_1)}{\Delta}$$

- Discrétisation de l'espace
- Nécessite p+1 expériences
- OAT (One-at-A-Time)
- Permet de calculer un effet élémentaire pour chaque entrée

# Méthode de Morris : plan d'expériences (suite)



- Le plan d'expériences est répété  $R$  fois (au total :  $n = R \cdot (p+1)$  expériences)

- Ceci donne  $R$ -échantillons pour chaque effet élémentaire

$$\{d_{X1}^i\}_{i=1\dots R}$$

$$\{d_{X2}^i\}_{i=1\dots R}$$

- Mesures de sensibilité

$$\mu_i^* = E(|d_{X_i}|)$$

$$\sigma_i = \sigma(d_{X_i})$$

# Méthode de Morris : mesures de sensibilité

---



- $\mu_i^* = E(|d_{X_i}|)$  est une mesure de la **sensibilité** :

valeur importante → effets importants (en moyenne)  
→ modèle sensible aux variations de l'entrée

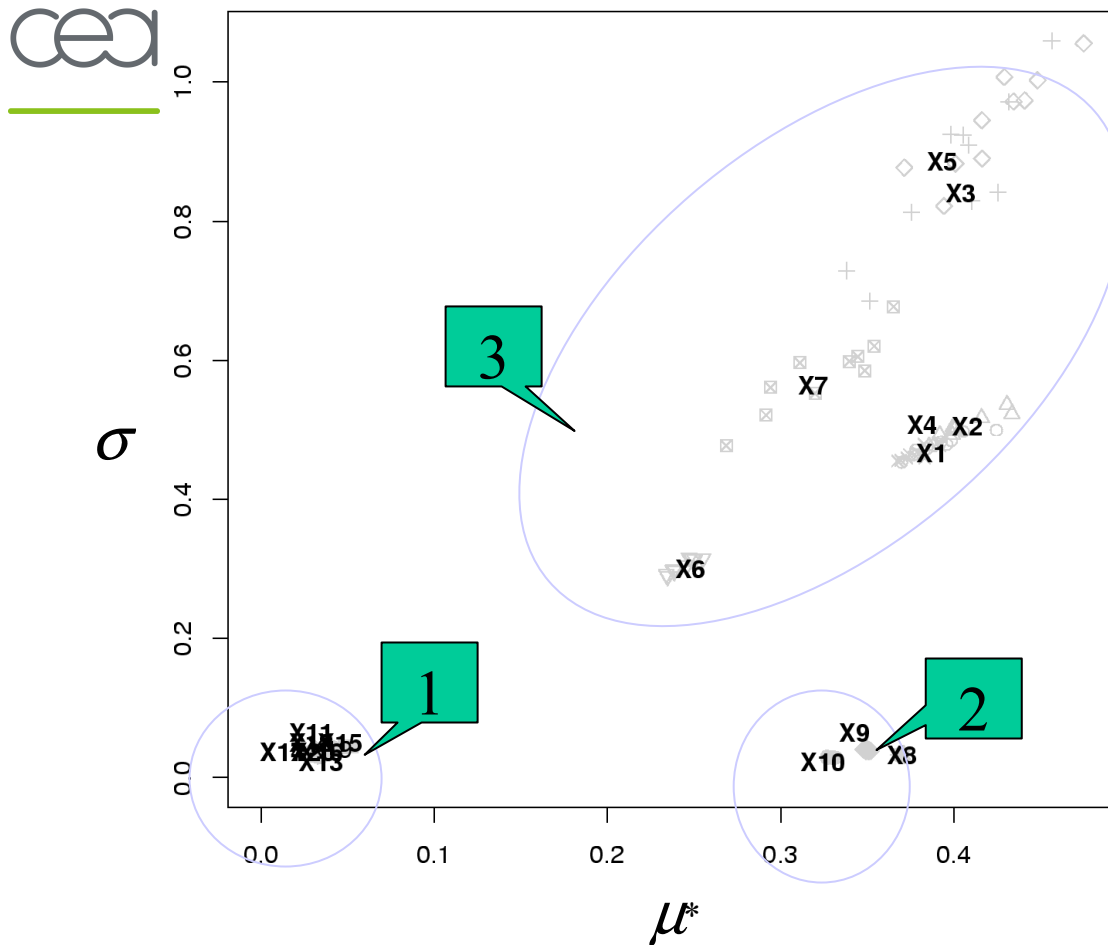
- $\sigma_i = \sigma(d_{X_i})$  est une mesure des **interactions**  
et des **effets non linéaires** :

valeur importante → effets différents les uns des autres  
→ effets qui dépendent de la valeur :

- soit de l'entrée elle-même : effet non linéaire
- soit des autres entrées : interaction

(la méthode ne permet pas de distinguer les 2 cas)

# Méthode de Morris : exemple



20 facteurs  
210 simulations  
→ Graphe ( $\mu^*$ ,  $\sigma$ )

On distingue les 3 groupes:

1. Effets négligeables
2. Effets linéaires
3. Effets non linéaires et/ou avec interactions

Cas test : fonction non monotone de Morris (source Saltelli)

# Exemple : code combustible HTR

Code de calcul ATLAS : simulation du comportement du **combustible à particules** sous irradiation

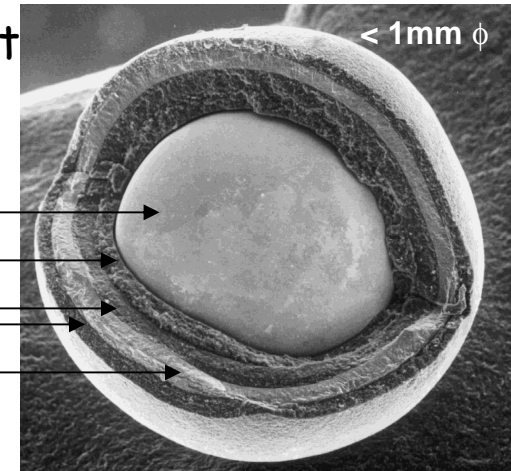


Noyau de matière fissile

Carbone pyrolytique poreux

Carbone pyrolytique dense

Carbure de Silicium



Nombre de particules dans un réacteur : de  $10^9$  à  $10^{10}$  !

Sources de contamination : rupture de particules

→ **Etudes de fiabilité** [Cannamela 07]

La rupture d'une particule peut être provoquée par la rupture des couches denses externes (IPyC, SiC, OPyC)

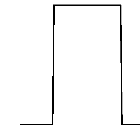
Les réponses sont choisies pour être **représentatives** du phénomène de rupture : contraintes orthoradiales maximales dans les couches externes

### 3 sources d'incertitudes en entrée

- 10 paramètres de fabrication des particules (épaisseurs, ...)  
Spécifications de fabrication → lois normales tronquées

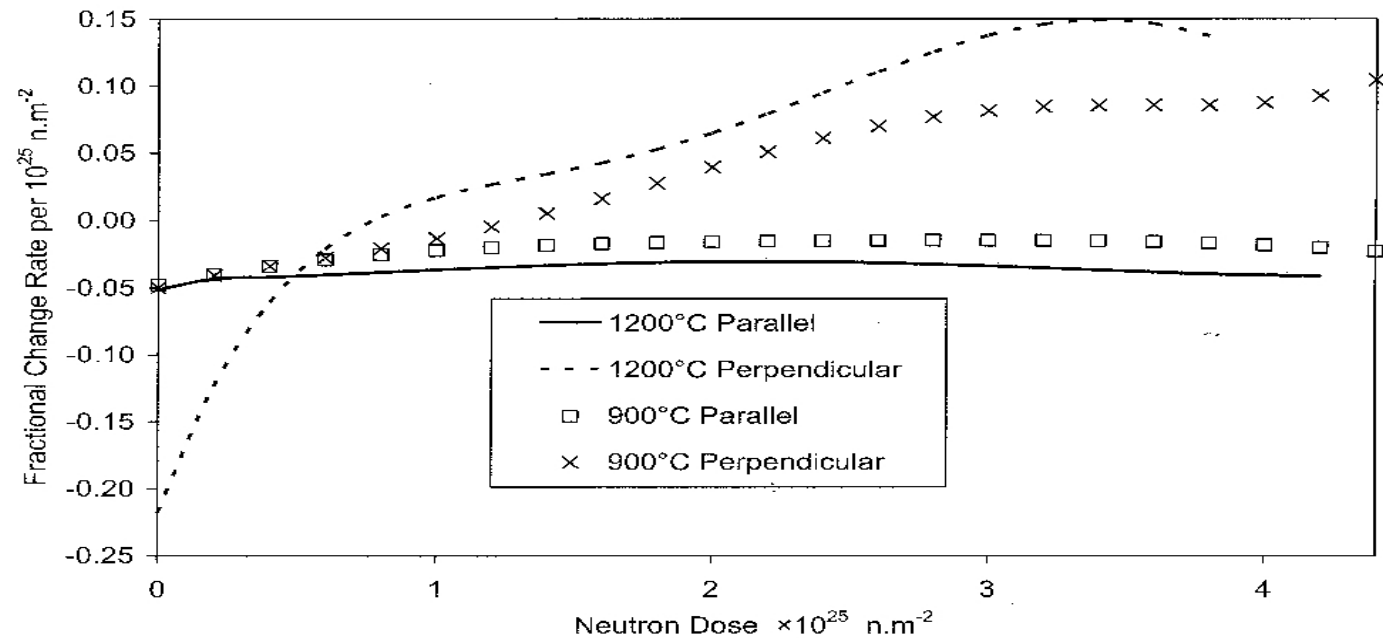


- 5 paramètres d'irradiation (température, ...)  
Intervalle [min,max] → lois uniformes



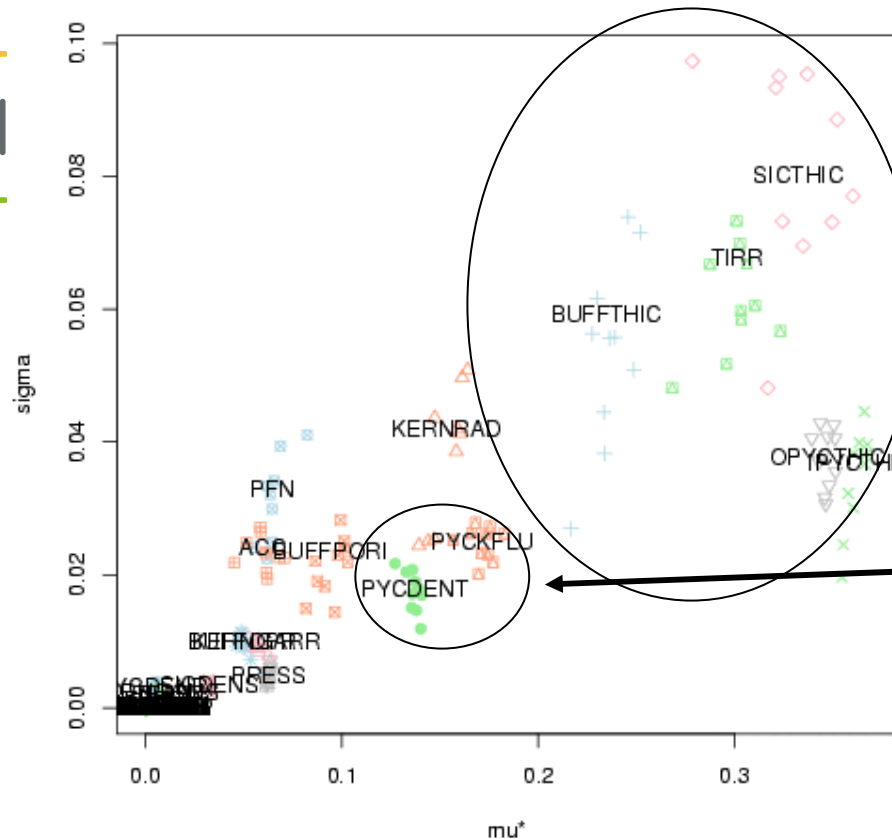
- 28 lois de comportement (fonctions des température, flux, ...)  
Avis d'expert → constantes multiplicatives (de loi U[0.95,1.05])

*Exemple :  
loi de densification  
du PyC*



# Résultats de Morris

$p = 42$  entrées, 20 répétitions,  $n = 860$  calculs, coût unitaire  $\sim 1$  mn  $\rightarrow 14$ h



Grande sensibilité à ces entrées (épaisseurs, température d'irradiation)  
Interactions faibles

Les lois sur le fluage et la densification du PyC sont les lois auxquelles le code est le plus sensible

## Conclusion :

La méthode de Morris donne une idée de la manière dont peut répondre la sortie en fonction de **variations potentielles** des entrées...

$\rightarrow$  **Utile pour identifier les entrées potentiellement influentes**

# Plan

---



1. Analyse de sensibilité (qualitative) d'un code de calcul combustible

**2. Analyse de sensibilité (quantitative) d'un modèle hydrogéologique**

3. Analyse d'incertitudes (estimation de quantile) d'un code de thermohydraulique

4. Conclusions



# Site de stockage temporaire de déchets radioactifs

Collaboration Institut Kurchatov/CEA  
[Volkova et al. 08]



- Site (2 ha) situé aujourd'hui en banlieue de Moscou
- De 1943 à 1974 : stockage de déchets radioactifs solides
- Reconnaissance du site vers 1990 : réseau de 20 piézomètres
- Contamination nappe supérieure  $^{90}\text{Sr}$

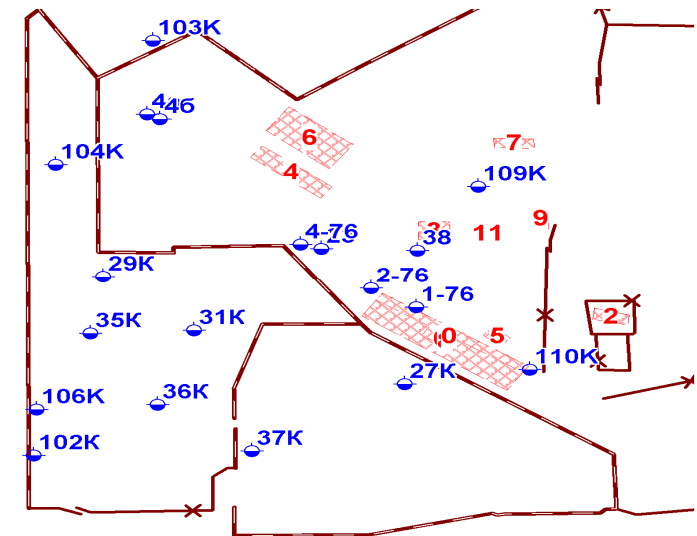


**Estimation de l'impact de la contamination sur l'environnement**

(degré de contamination de la nappe)

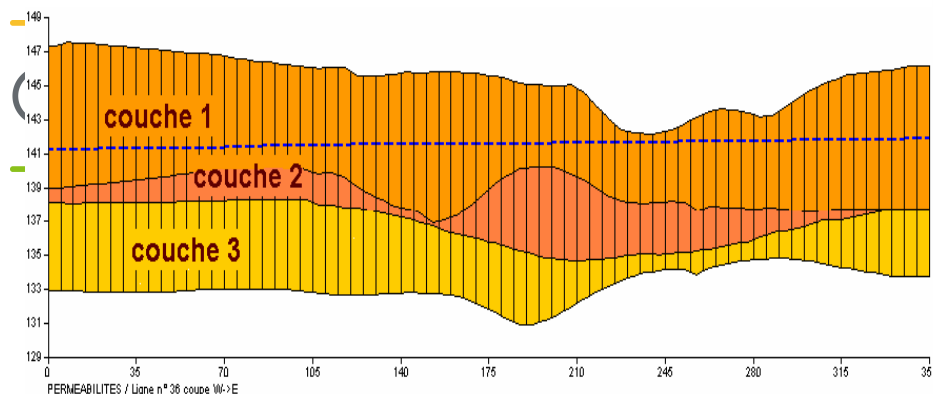
**Faut-il réhabiliter le site ?**

(excavation des déchets et traitement des sols)



# Présentation du modèle du site de Kurchatov (1/2)

## Modélisation géologique



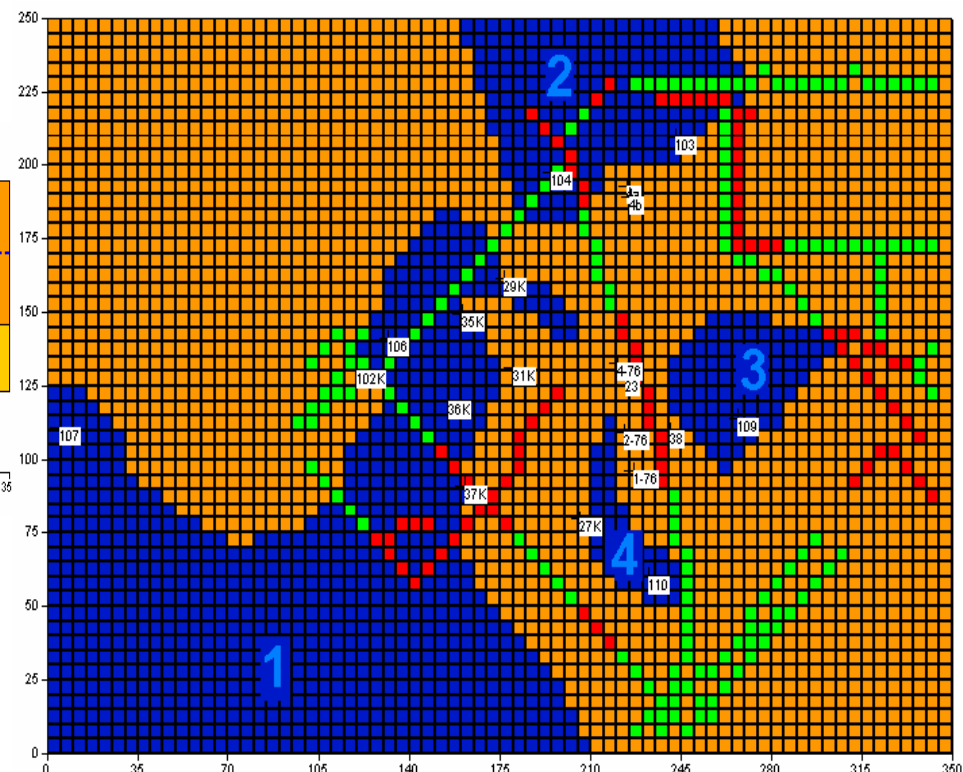
### Identification de 20 paramètres :

Perméabilité, porosité, coefficient Kd,  
intensité d'infiltration...

&

### Incertitudes associées

(lois de proba. obtenues par des  
données ou de l'avis d'expert)



- zones d'absence de la couche 2  
(zones numérotées de 1 à 4)
- présence de la couche 2
- localisation d'infiltrations modérées  
au niveau de canalisations
- localisation d'infiltrations fortes  
au niveau de canalisations

■ piézomètres

# Présentation du modèle du site de Kurchatov (2/2)

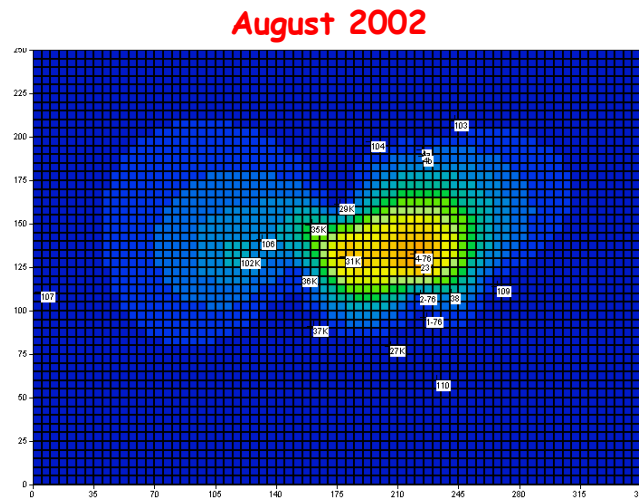
Logiciel MARTHE (BRGM) : Modélisation d'Aquifère par un maillage Rectangulaire en régime Transitoire pour le calcul Hydrodynamique des Ecoulements



250m × 350m, 200 pas de temps

Ecoulement transitoire 3D ; convection-dispersion ; sorption linéaire ; décroissance radioactive ; pas de terme source

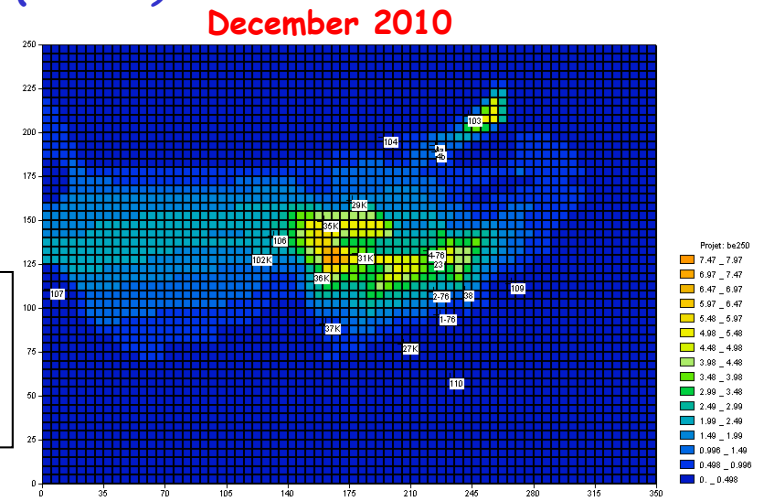
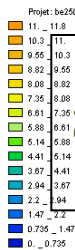
*Exemple d'un calcul (20mn)*



Cartes de Concentrations



+ Jeu de 20 variables d'entrée



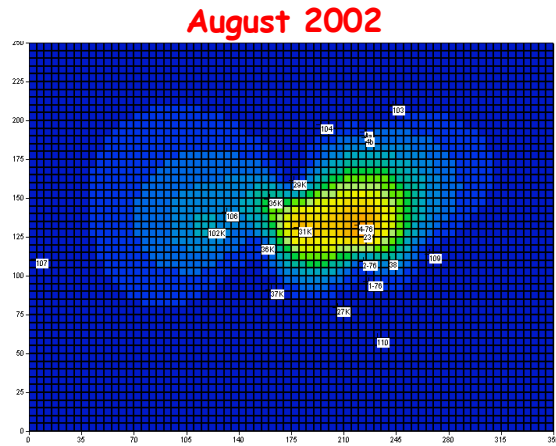
Variables de sortie intéressantes :

1. Concentrations aux 20 piézomètres (20 sorties scalaires)
2. Concentration spatiale discrétisée (64x64 = 4096 valeurs)

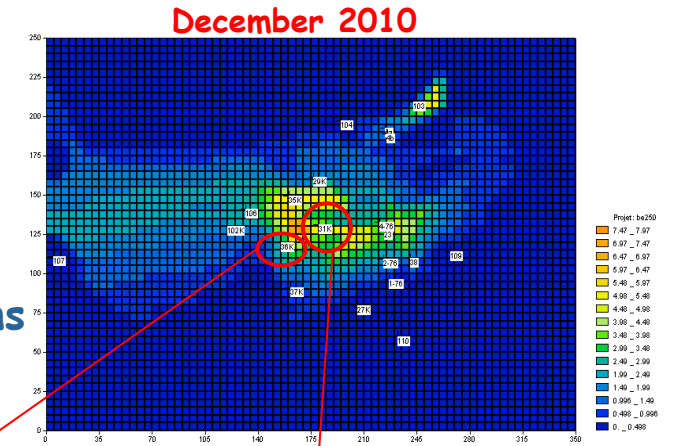
# Cas 1 – Sorties scalaires : analyse d'incertitudes en 2010



Concentration  
initiale



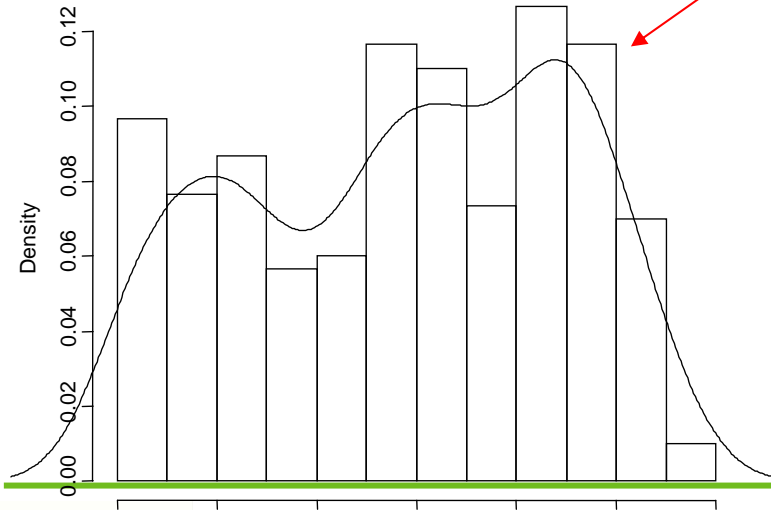
Cartes de  
Concentrations



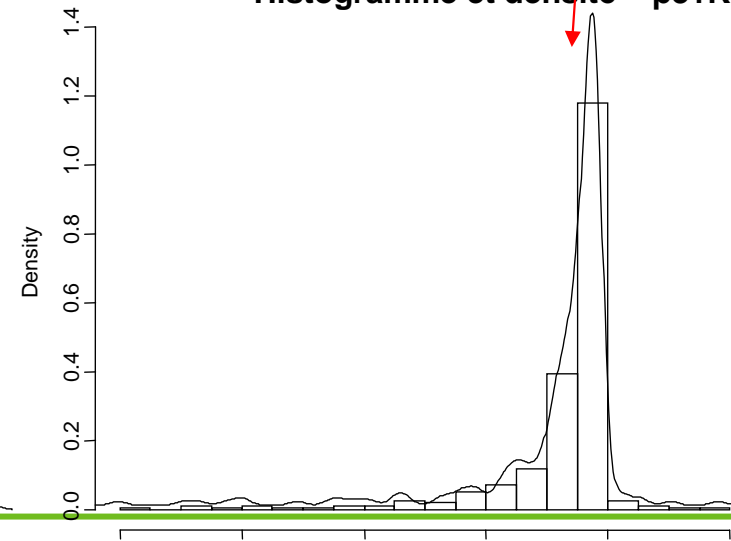
$n = 300$  calculs de type Monte-Carlo (LHS)

→ distributions des concentrations aux piézomètres (Bq/l)

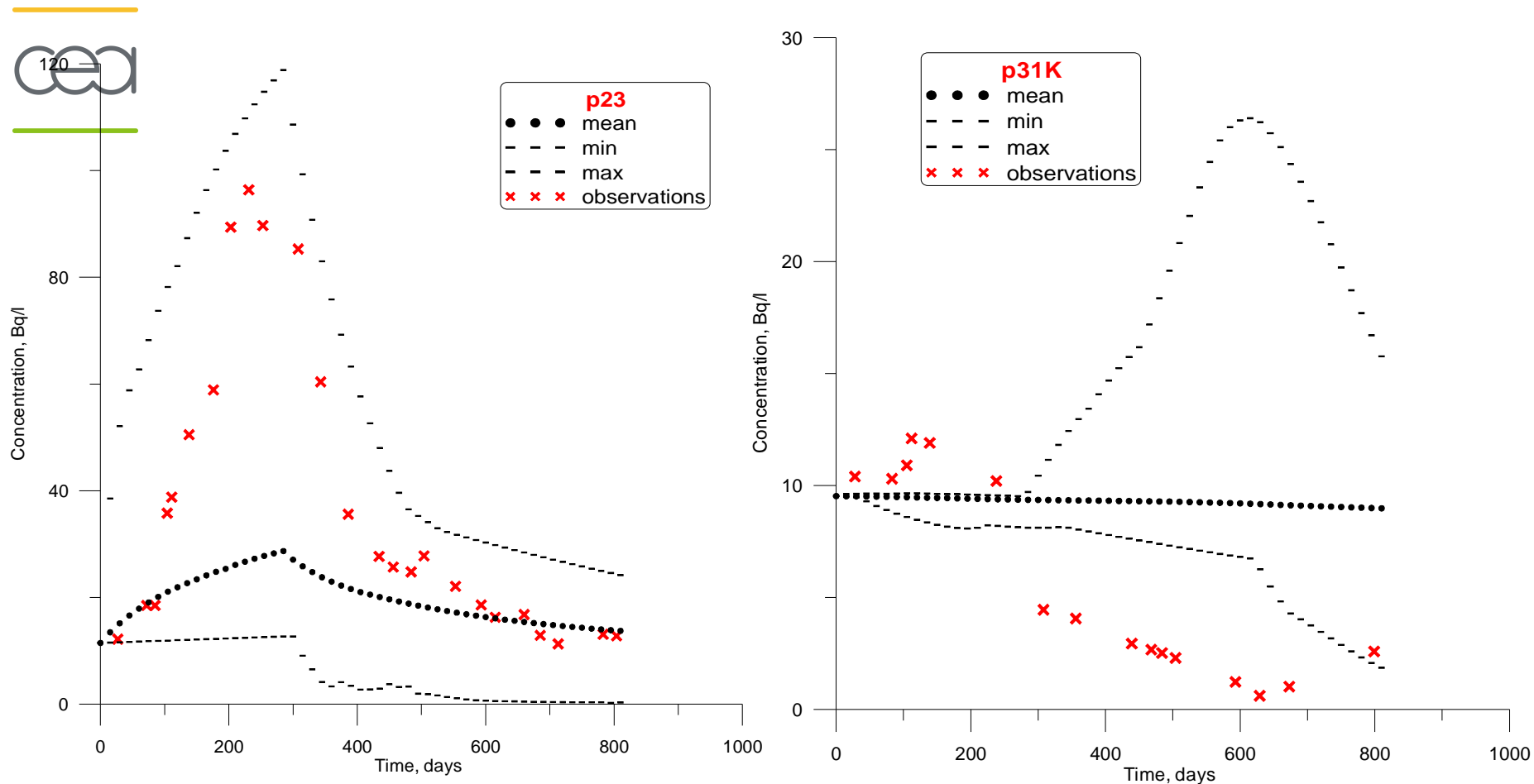
Histogramme & densité - p23



Histogramme et densité – p31K



# Validation du modèle pour la période 2002 à 2004



# Cas 1 – 1 sortie scalaire – Analyse de sensibilité

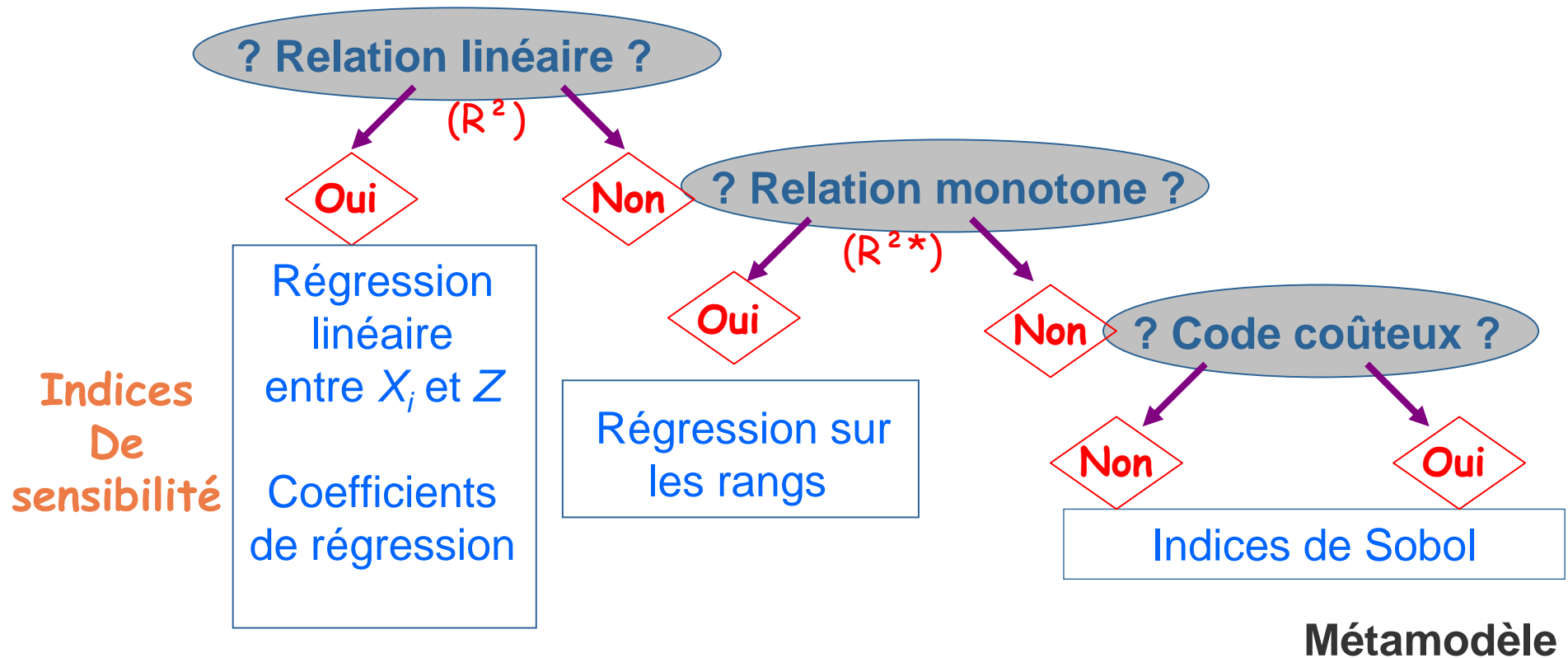
Échantillon  $(X, Y(X))$  de taille  $n > p$ , de préférence de taille  $n \gg p$

Étape préliminaire : visualisation graphique (par ex : scatterplots)



## Méthodologie d'analyse de sensibilité quantitative

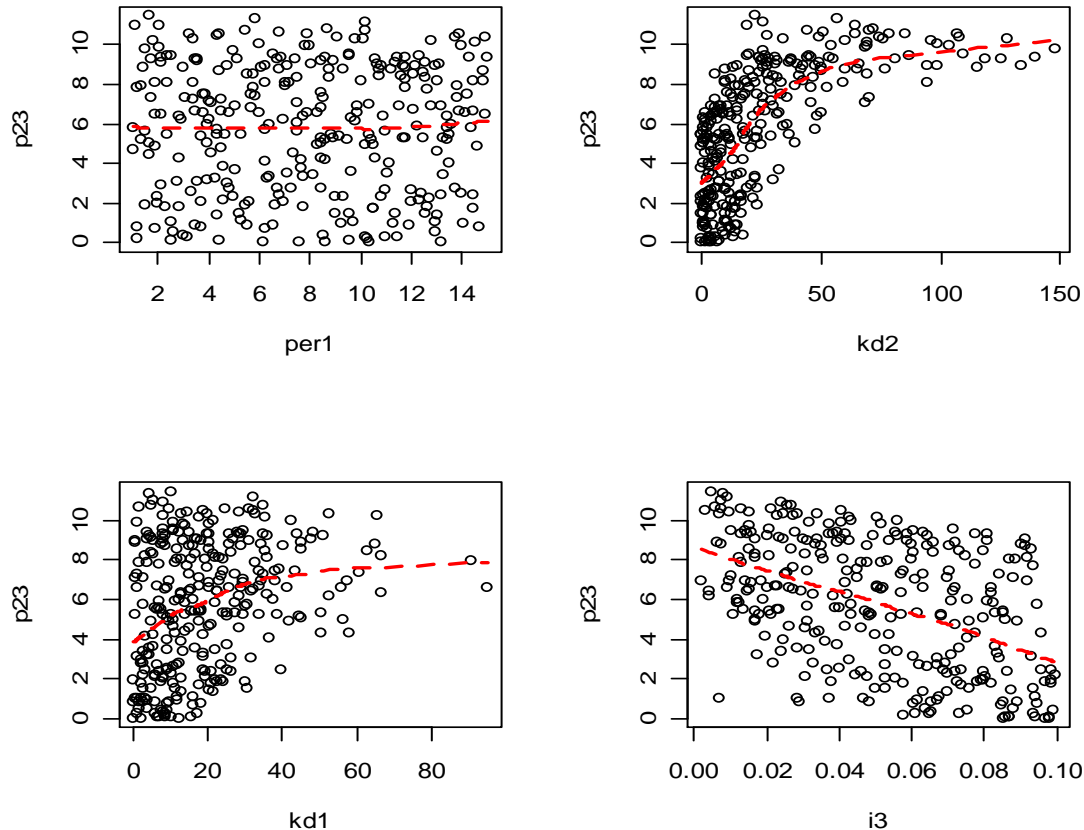
[Saltelli et al. 00, Helton et al. 06, Iooss 09]



# Analyse graphique : scatterplots piézomètre p23

*Parfois de simples diagrammes sortie / entrées sont suffisants*

1 sortie (p23) - p = 4 entrées - n = 300 calculs de type Monte Carlo



# Cas 1 - Sorties scalaires – Résultats de l'analyse de sensibilité (1/2)

---

## Étude sur 20 variables de sortie



➤ **Relations entrées/sortie approximativement linéaires :**

p23 ( $R^2 = 74\%$ ) ; p4-76 ( $R^2 = 67\%$ ) ; 6 sorties de  $R^2 > 50\%$

*Remarque : le coef. de détermination  $R^2$  est calculé pour la prédiction*

➤ **Relations entrées/sortie monotones :**

p4-76 ( $R^{2*} = 95\%$ ) ; p104 ( $R^{2*} = 91\%$ ) ; p102K ( $R^{2*} = 90\%$ )  
p23 ( $R^{2*} = 90\%$ ) ; p29K ( $R^{2*} = 83\%$ )

➤ **Relations non monotones [Marrel et al. 08]**

**Constructions de métamodèles par krigeage (Processus Gaussien, PG)**

➤  $R^2 > 50\%$  pour 15 variables de sortie

➤ **Calcul des indices de Sobol sur les métamodèles**

➤ 5 sorties restent à  $R^2 < 50\%$  (sorties à très faible variabilités)



# Indices de sensibilité pour la sortie « Piézomètre p104 »

Ajustement d'un métamodèle PG :  $R^2 = 93\%$  (régression linéaire  $R^2 = 68\%$ )



Analyse de sensibilité basée sur le PG [Marrel et al. 09]

Estimation des indices de Sobol + construction des intervalles de prédiction

(en %)	$SRC_i^2$ (régression linéaire)	$S_i$ (PG prédicteur)	$\mu_i = E_\Omega[\tilde{S}_i]$ (PG global)	IC- 90% ( $\tilde{S}_i$ ) (PG global)
per1	2	8	8	[ 5 ; 11 ]
kd1	52	76	69	[ 56 ; 83 ]
I3	13	15	13	[ 10 ; 17 ]

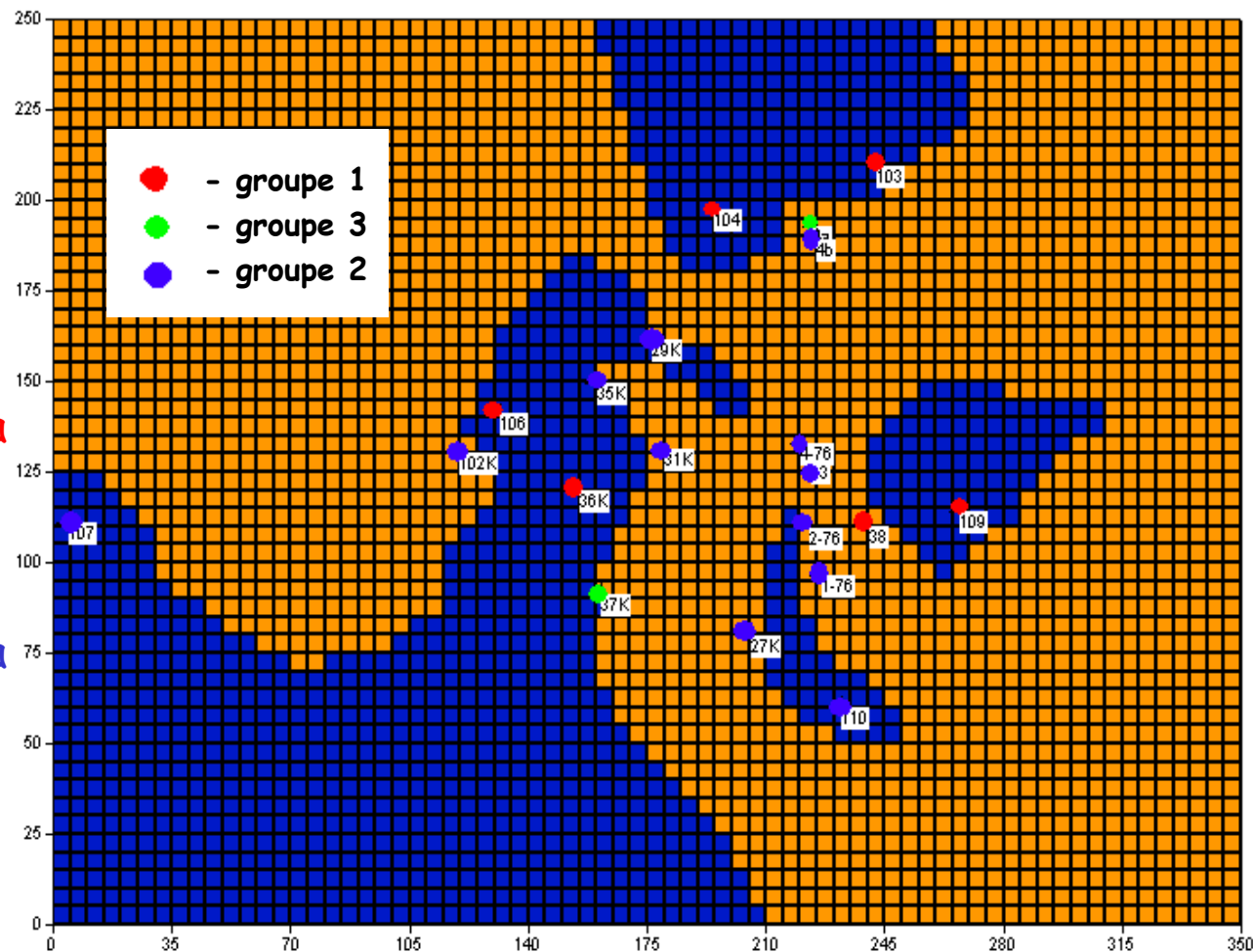
- Le métamodèle PG permet d'avoir une estimation + fiable des indices de sensibilité qu'en utilisant la régression linéaire (SRC ou SRRC)
- L'obtention d'IC avec le PG permet d'intégrer l'erreur résiduelle due au remplacement du code par le métamodèle

## Cas 1 - Sorties scalaires – Résultats de l'analyse de sensibilité (2/2)



### Entrées les + influentes

- **Groupe 1 : kd1**  
(coef. de partage de la couche 1)
- **Groupe 2 : kd2**  
(coef. de partage de la couche 2)
- **Groupe 3 : i3**  
(intensité d'infiltration)

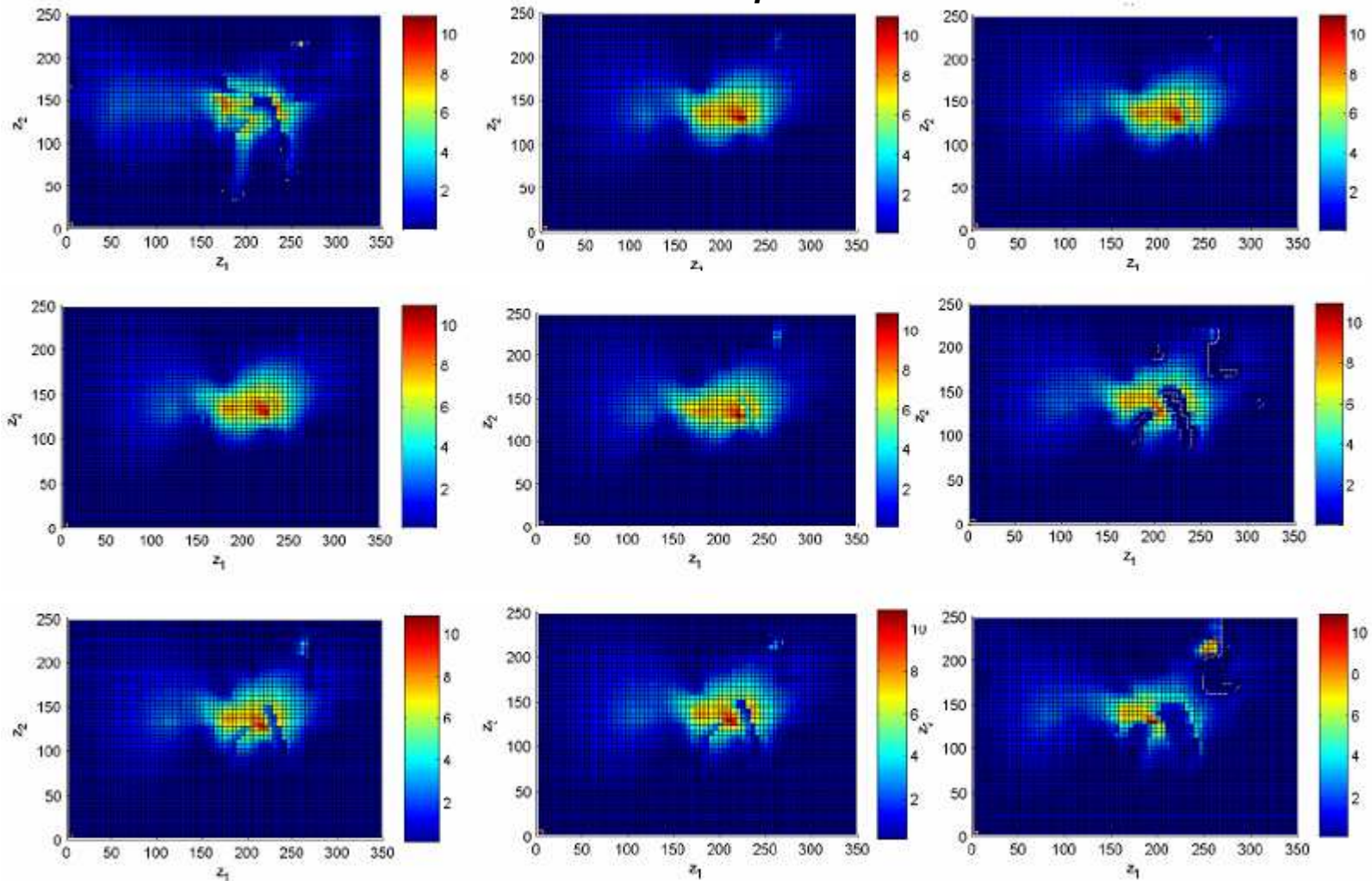


- **Pas d'interaction** entre les variables d'entrée ( $S_i \sim ST_i$ )

## Cas 2 : sortie spatiale

- Quelques exemples de cartes obtenues en sortie du calcul

Concentration en  $^{90}\text{Sr}$  prédite en 2010



# Méthodologie pour sorties fonctionnelles (1/2)

---

Sortie spatiale de 4096 pixels  $\Rightarrow$  sortie fonctionnelle 2D



## Comment traiter une sortie fonctionnelle ?

- **Utilisation de la discrétisation complète de la fonction**
  - Construction d'un métamodèle puis analyse de sensibilité en chaque point de discrétisation
    - $\Rightarrow$  Possible mais peut être très coûteux en fonction du métamodèle
    - $\Rightarrow$  **Synthèse de l'information ou isolement de l'info principale**
- **Remplacer la fonction par quelques paramètres d'intérêt** (valeur finale, max, moyenne, ...)
  - Exploitation réduite, fortement liée à la problématique de départ
- **Décomposition dans une base fonctionnelle** (Fourier, ondelettes,...)

# Méthodologie pour sorties fonctionnelles (2/2)

[Marrel 08]



## ■ Etape 1 : Décomposition spatiale des 300 cartes

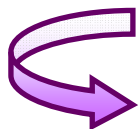
- Centrage des cartes (moyenne empirique)
- Décomposition sur une base d'ondelette (Daubechies)
- Tri des coefficients par valeur moyenne en norme  $L_2$

## ■ Etape 2 : Modélisation des coefficients en fonction de X

- Modélisation des 100 premiers coefficients par métamodèle PG (contrôle de la prédictivité par  $Q_2$ )
- Modélisation des coefficients 101 à 1000 par régression linéaire simple (avec sélection par AIC)

## ■ Etape 3 : Prédiction pour un nouveau jeu d'entrée $x^*$

$x^* \Rightarrow$  prediction des coefficients  $\Rightarrow$  reconstitution de la carte



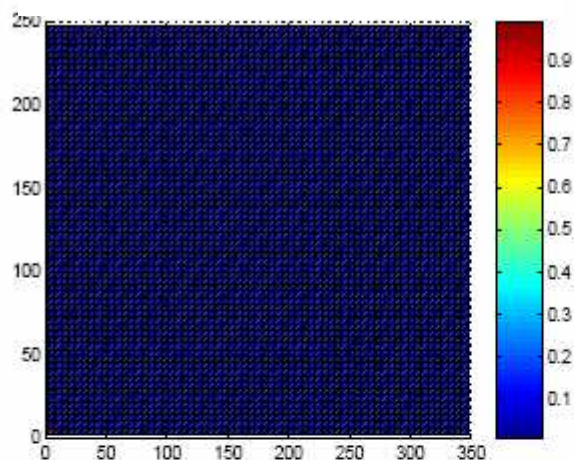
### Analyse de sensibilité :

Obtention de cartes spatiales d'indices de Sobol

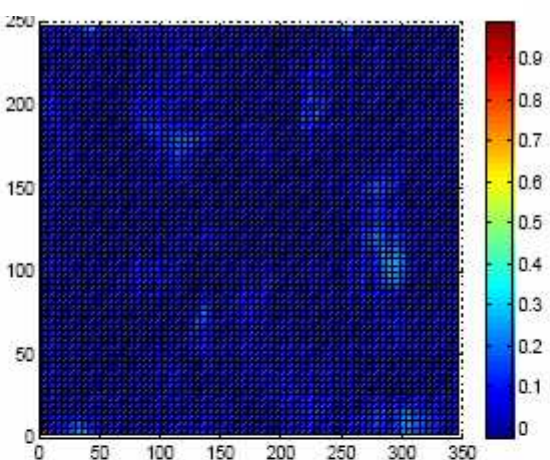
# Cas 2 - Sortie spatiale – Résultats de l'analyse de sensibilité (1/3)

## ● Cartes d'indices de Sobol du 1<sup>er</sup> ordre pour 6 entrées

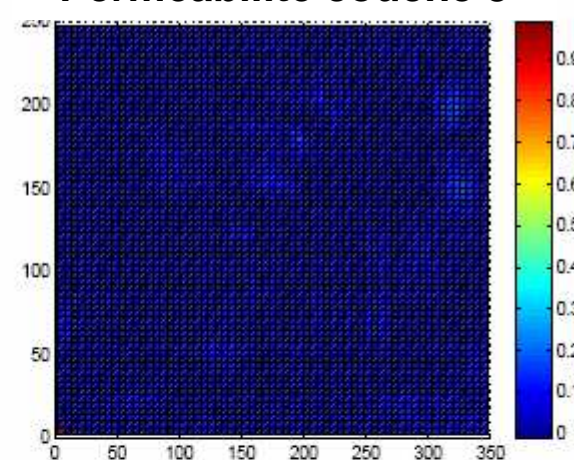
– Perméabilité couche 1



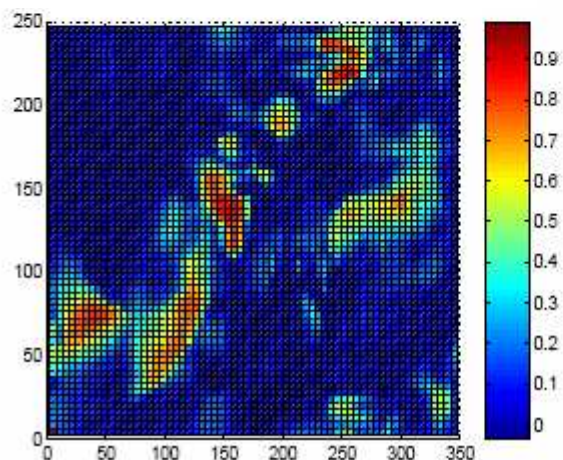
Perméabilité couche 2



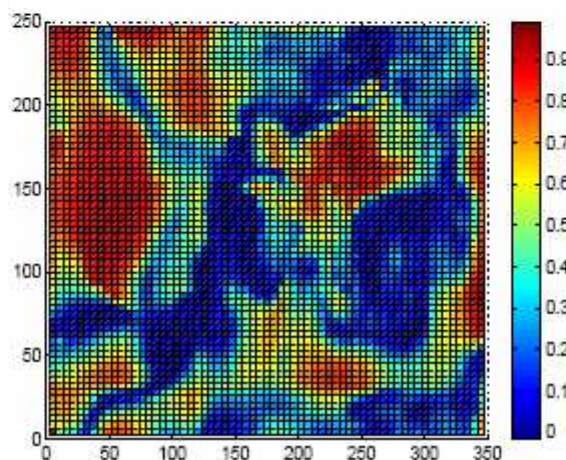
Perméabilité couche 3



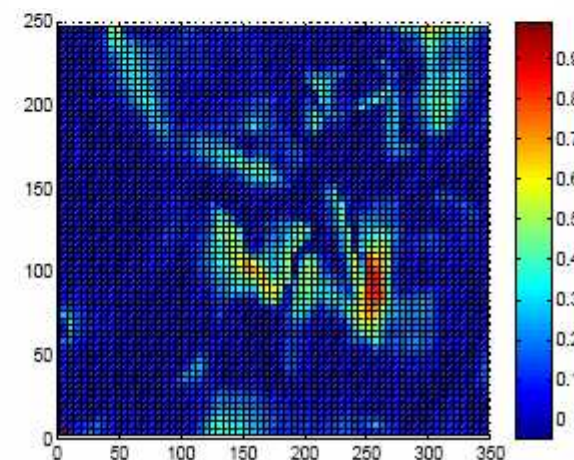
Kd couche 1



Kd couche 2

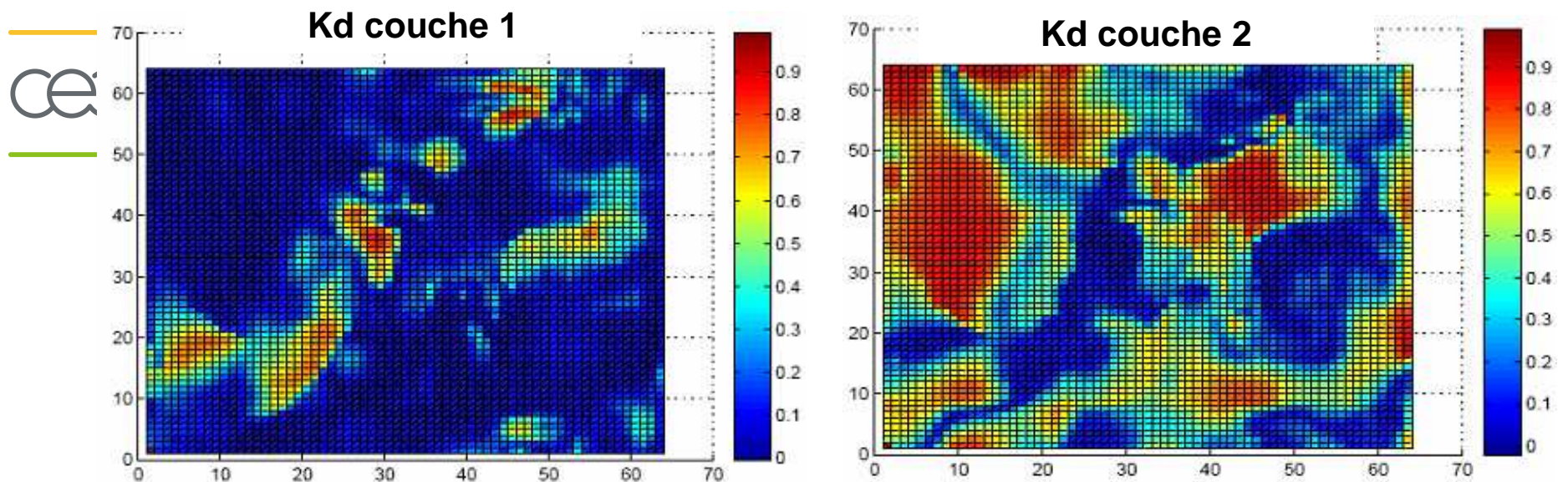


Infiltration forte ( rouge)

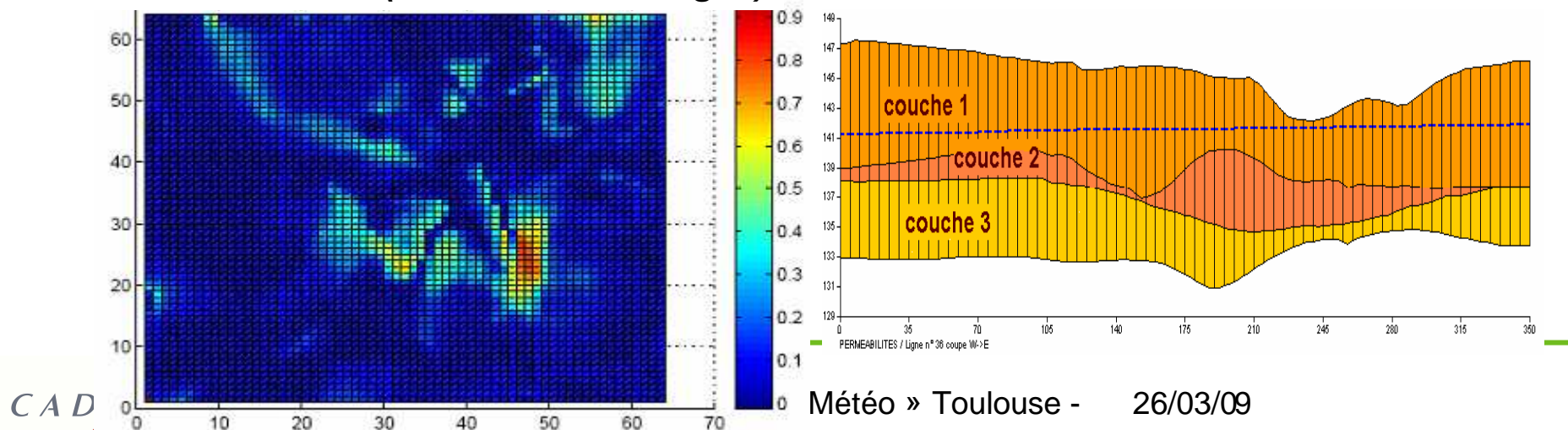


# Cas 2 - Sortie spatiale – Résultats de l'analyse de sensibilité (2/3)

## ● Cartes d'indices de Sobol pour les entrées kd1, kd2 et i3



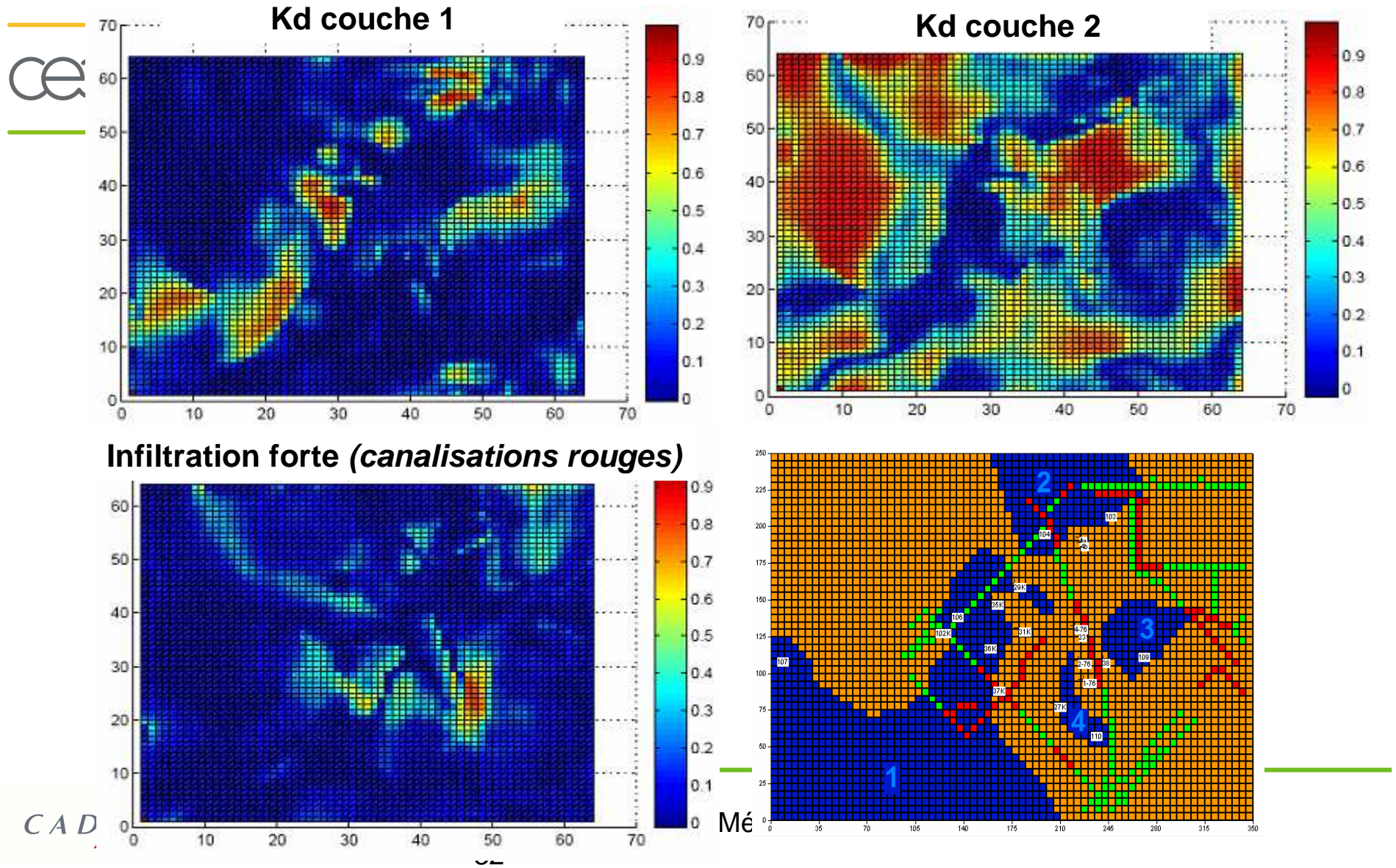
### Infiltration forte (*canalisations rouges*)



CAD

## Cas 2 - Sortie spatiale – Résultats de l'analyse de sensibilité (3/3)

### ● Cartes d'indices de Sobol pour les entrées kd1, kd2 et i3





# Conclusions principales de l'étude du site de Kurchatov

---

1. Les prédictions de la contamination au bord du modèle ne dépassent pas le seuil réglementaire (jusqu'en 2010)



2. Les coefficients de partage sont les paramètres les plus influents et interagissent peu avec les autres paramètres

*Réduction de leur incertitudes → réduction de l'incertitude de prédiction*

3. L'influence de la forme de la 2<sup>ème</sup> couche est forte, dans [Iooss et al. 09] on l'étudie en faisant varier la forme par simulation géostatistique

→ Analyse de sensibilité avec champs aléatoires en entrée

4. Certaines mesures sont en dehors de la plage de variation de calculs.

Grâce au métamodèle, on a pu montrer que ça n'est pas du à une mauvaise modélisation des incertitudes des entrées.

→ *revenir sur la modélisation hydrogéologique*

→ *et/ou prendre en compte l'incertitude sur la carte initiale des concentrations*

# Plan

---



1. Analyse de sensibilité (qualitative) d'un code de calcul combustible
2. Analyse de sensibilité (quantitative) d'un modèle hydrogéologique
- 3. Analyse d'incertitudes (estimation de quantile) d'un code de thermohydraulique**
4. Conclusions

# Le scénario BEMUSE

Benchmark OCDE/NEA : **Analyses d'incertitudes et de sensibilité sur les calculs thermohydrauliques de sûreté des réacteurs nucléaires**

[ de Crecy et al. 08 ]

## Scénario :

Accident de Perte de Réfrigérant Primaire due à une Grosse Brèche

## Variable d'intérêt (sortie) :

température de la gaine

## Critère de sûreté :

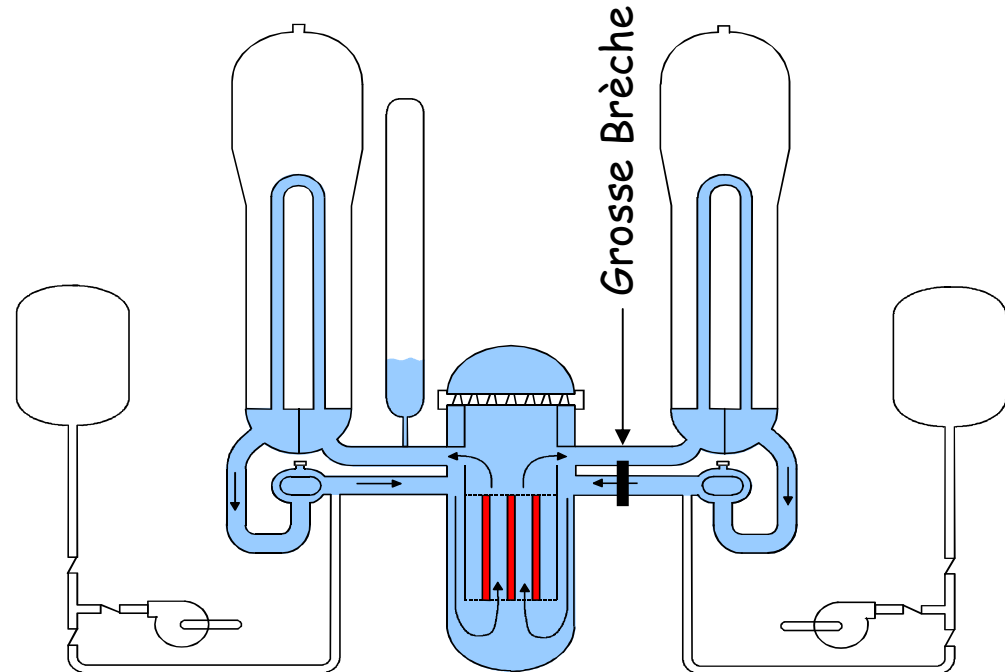
Non dépassement d'une valeur critique

## Variables d'entrée (53) :

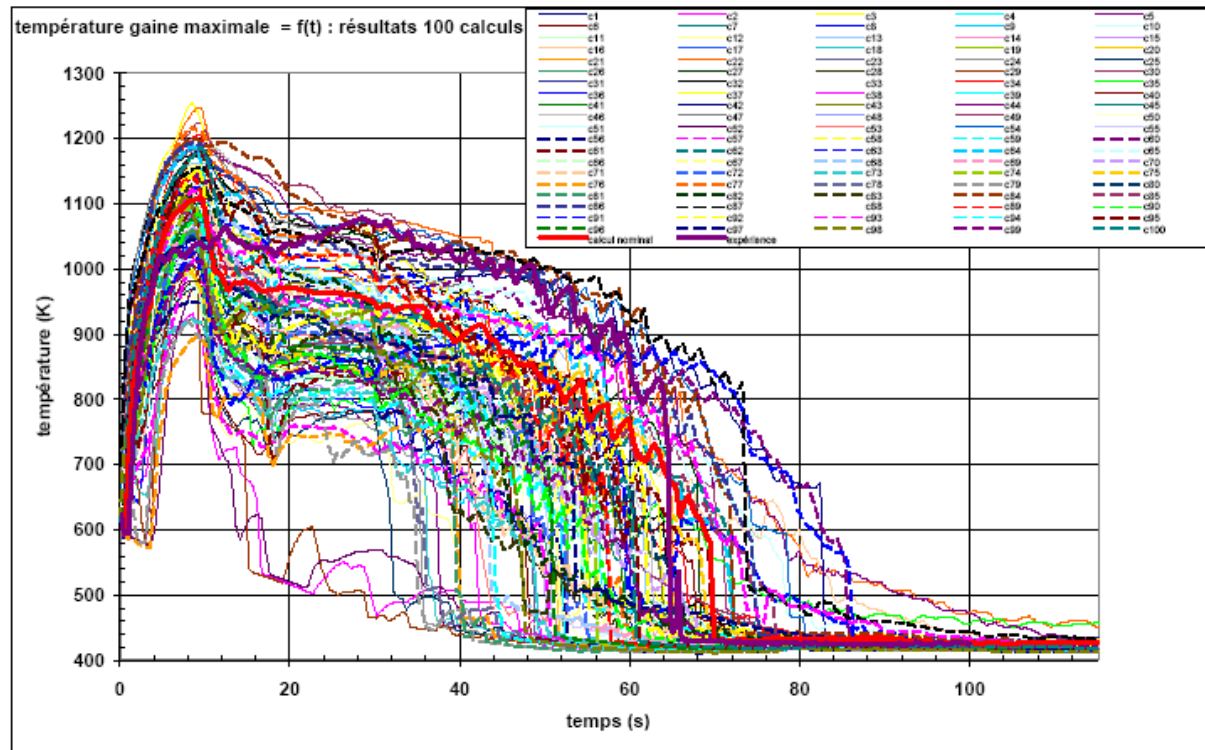
Paramètres matériaux, géométriques, conditions initiales, ...

## Étude CEA :

Simulation avec le logiciel CATHARE  
(20 mn / calcul)



# Simulation de régimes accidentels



Évolution de la température maximale de la gaine du combustible (100 calculs)

Calculs supports à une analyse de sûreté : vérifier que le calcul de ce scénario respecte certains critères, par ex :  $T_{\text{gaine\_max}} < 1204^{\circ}\text{C}$

Dans notre étude : obtention du quantile à 95% de  $T_{\text{gaine\_max}}$  (sortie scalaire)

## Estimation de quantiles de code

Déterminer  $\hat{y}_{\alpha,n}$  estimateur de  $y_\alpha$  /  $P(Y < y_\alpha) = \alpha$  à partir de  $(Y_1, \dots, Y_n)$

$Y = f(\mathbf{X})$  est la réponse d'un code où  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_p)$  est aléatoire.



- **Estimateur empirique**  $\hat{y}_{EE}(\alpha) = y_{(\lceil \alpha n \rceil)}$  :  $\sqrt{n}[\hat{Y}_{EE}(\alpha) - y_\alpha] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathcal{N}\left(0, \frac{\alpha(1-\alpha)}{p^2(y_\alpha)}\right)$   
avec  $p$  (densité de  $Y$ ) dérivable en  $y_\alpha$  [Bahadur 66]

Estimateur de dispersion élevée, ex :  $Y \sim \mathcal{N}(0,1)$  : coef. var.  $(\hat{y}_{0.95,200}) \sim 9\%$

- **Estimateur par variable de contrôle**  $\hat{y}_{CV}(\alpha)$ , échantillon  $((Y_1, Z_1), \dots, (Y_n, Z_n))$   
Hypothèse : on dispose d'un métamodèle  $Z = f_r(\mathbf{X})$  du code, de faible coût.

*Remarque* :  $z_\alpha$  n'est pas forcément un bon estimateur de  $y_\alpha$

Résultat [Hesterberg & Nelson 98] :  $\sqrt{n}[\hat{Y}_{CV}(\alpha) - y_\alpha] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathcal{N}\left(0, \frac{\alpha(1-\alpha)}{p^2(y_\alpha)}(1 - \rho_I^2)\right)$

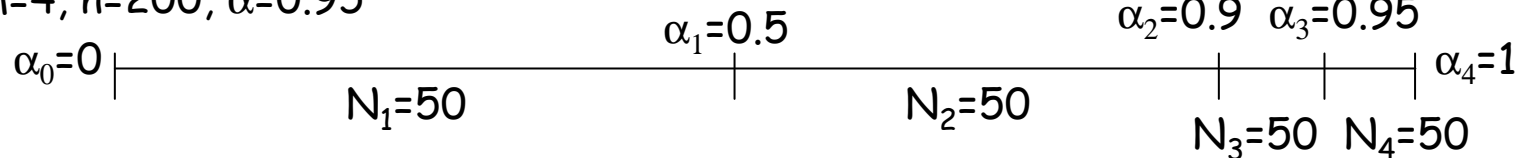
où  $\rho_I$  est le coef. de corrélation entre  $1_{Y \leq y_\alpha}$  et  $1_{Z \leq z_\alpha}$  :  $\rho_I = \frac{P(Y \leq y_\alpha, Z \leq z_\alpha) - \alpha^2}{\alpha - \alpha^2}$

# Tirage MC par stratification contrôlée [Cannamela et al. 09]

Idée : utilisation intensive du métamodèle  $Y = f_r(\mathbf{X})$  pour trouver des échantillons de  $\mathbf{X}$  dans des zones intéressantes, puis calculer  $f(\mathbf{X})$  :

- Diviser le domaine de variation de  $Y$  en  $m$  strates  $(I_j)_{j=1,\dots,m}$  de taille  $N_j$
- Contrôler les réalisations de  $\mathbf{X} / Z = f_r(\mathbf{X}) \in I_j$  :
  - On génère  $(\mathbf{X}_i^{(j)})_{i=1\dots N_j} / Z_i^{(j)} = f_r(\mathbf{X}_i^{(j)}) \in I_j = ]z_{\alpha_{j-1}}, z_{\alpha_j}]$
  - On calcule  $Y_i^{(j)} = f(\mathbf{X}_i^{(j)})$  pour  $i=1,\dots,N_j$  ;

Exemple :  $m=4, n=200, \alpha=0.95$



L'estimateur par stratification contrôlée vaut :

$$\hat{Y}_{SC}(\alpha) = \inf\{y / \hat{F}(y) > \alpha\} \text{ avec } \hat{F}(y) = \sum_{j=1}^m \hat{p}_j(y) (\alpha_j - \alpha_{j-1}) \text{ et } \hat{p}_j(y) = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} 1_{Y_i^{(j)} \leq y}$$

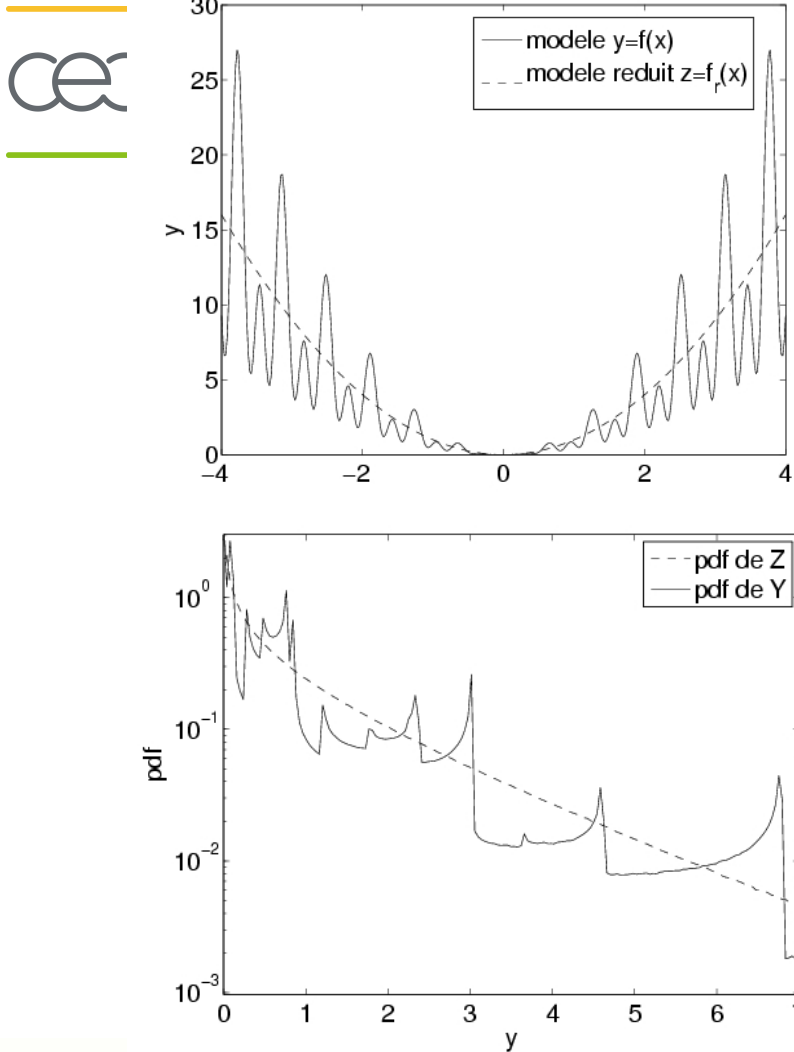
**Théorème** [Cannamela et al. 09].

$$\sqrt{n}[\hat{Y}_{SC}(\alpha) - y_\alpha] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathcal{N}\left(0, \sum_{j=1}^m \frac{(\alpha_j - \alpha_{j-1})^2}{N_j/n} [p_j(y_\alpha) - p_j(y_\alpha)^2] / p^2(y_\alpha)\right)$$

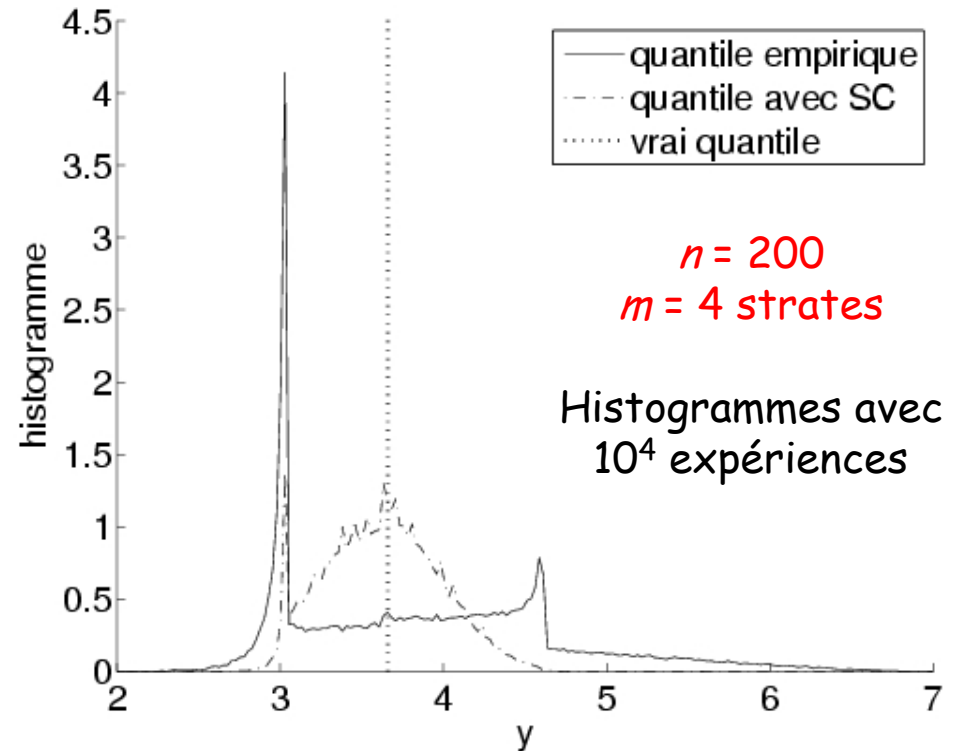
# Exemple « jouet » à 1 paramètre

$$Y = f(X) = 0.95X^2 [1 + 0.5\cos(10X) + 0.5\cos(20X)] \quad X \sim \mathcal{N}(0,1) ; \alpha = 0.95$$

$$Z = f_r(X) = X^2$$



$$R^2 = 0.69 ; \rho = 0.85 ; \rho_I = 0.52$$



$\alpha$ -quantile de  $Y$ : 3.66  
 $\alpha$ -quantile de  $Z$ : 3.84

# Application à BEMUSE *[Cannamela et al. 09]*



Solution  
dangereuse

Méthode d'estimation	$R^2$	$\rho_I$	quantile $z_\alpha$	écart-type
Empirique ( $n = 1000$ ) sur code			<b>928</b>	<b>6</b>
Empirique ( $n = 200$ ) sur code			926	12
Empirique ( $n = 10^6$ ) sur métamodèle linéaire ( $n = 30$ )	10%	54%	932	$\sim 0$
Empirique ( $n = 10^6$ ) sur métamodèle PG ( $n = 100$ )	66%	37%	912	$\sim 0$
<b>SC (<math>n = 200</math>) sur métamodèle linéaire (<math>n_1 = 30</math>)</b>	<b>10%</b>	<b>54%</b>	<b>928</b>	<b>7</b>
SC ( $n = 100$ ) sur métamodèle PG ( $n_1 = 100$ )	66%	37%	917	9

## Conclusions :

Méthode adaptée aux problèmes industriels (« cheap & coarse metamodels »)  
 $\rho_I$  est un bon critère pour préjuger de la qualité de cette méthode

## Perspectives :

**Maximiser  $\rho_I$  en construisant un métamodèle autour du quantile.**  
 Par ex., construction séquentielle d'un métamodèle PG *[Oakley 04]*



# Plan

---

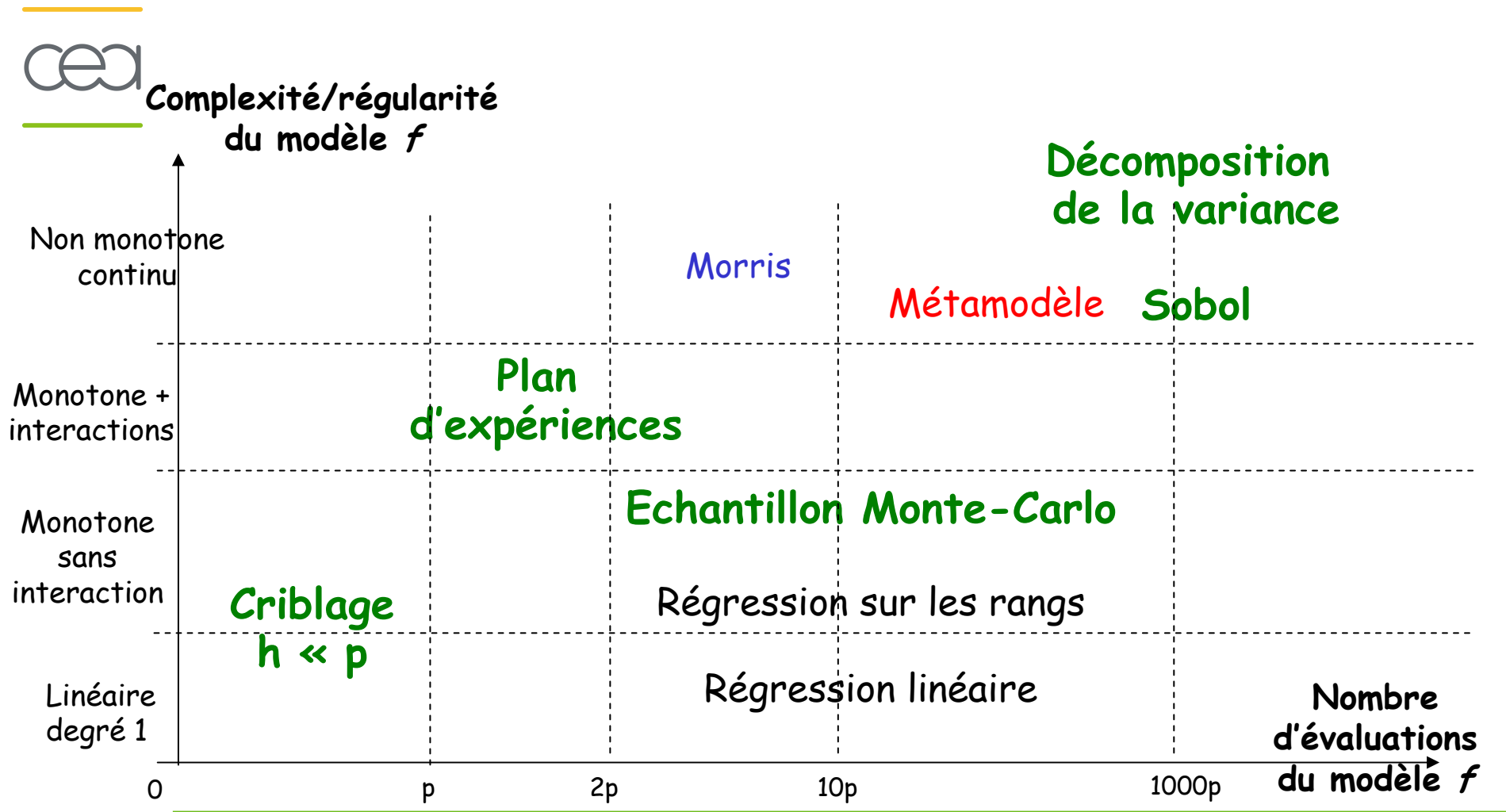


1. Analyse de sensibilité (qualitative) d'un code de calcul combustible
2. Analyse de sensibilité (quantitative) d'un modèle hydrogéologique
3. Analyse d'incertitudes (estimation de quantile) d'un code de thermohydraulique

## 4. Conclusions

# Classification des méthodes d'analyses de sensibilité

(  $p$  = nombre de variables d'entrée ;  $h$  = nombre de facteurs influents )



# Conclusions

Les travaux présentés ici concernaient les étapes C et C'



L'étape B est bien entendu d'une importance fondamentale

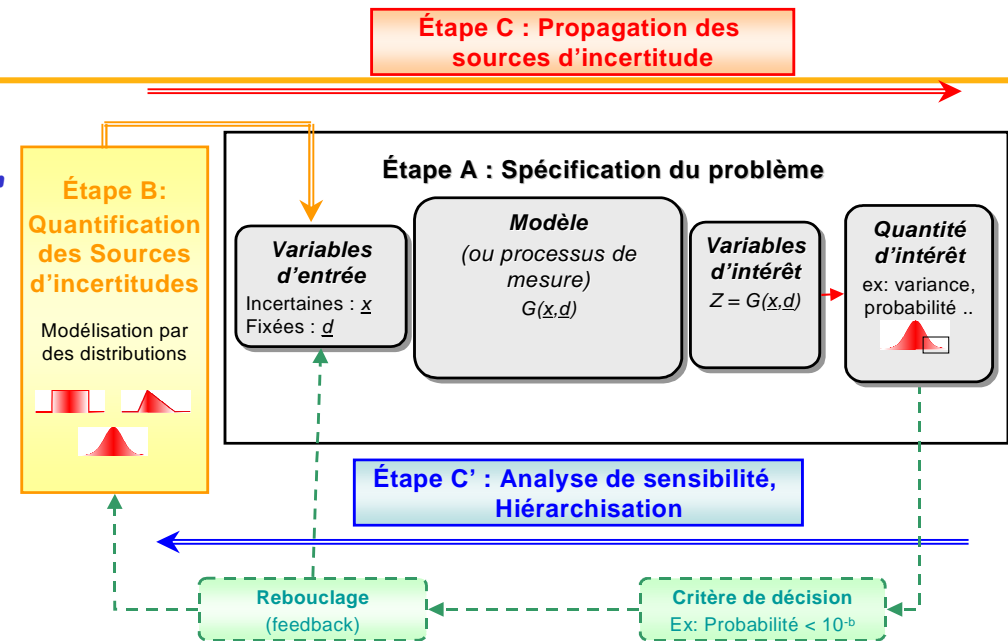
Autre problématique cruciale : les incertitudes de modèles

L'utilisation de métamodèles peut s'avérer très utile pour :

- la calibration/validation de codes,
- la comparaison de codes, l'exploitation de codes multi-niveaux,
- l'optimisation de sorties du code (problématiques de conception).

Quelques initiatives de collaboration récentes :

- GdR CNRS MASCOT-NUM : [www.gdr-mascotnum.fr](http://www.gdr-mascotnum.fr)
- Groupe de Travail « Incertitudes et Industrie » de l'IMdR (formation professionnelle, site internet « Incertitudes » à venir, ...)



## Bibliographie

---



- C. Cannamela, *Apport des méthodes probabilistes dans la simulation du comportement du combustible à particules*, Thèse de l'Université Paris 7, 2007
- C. Cannamela, J. Garnier & B. Iooss, *Annals of Applied Stat.*, 2, 2008
- A. de Crecy et al., *Nuclear Engineering and Design*, 238, 2008
- E. de Rocquigny, N. Devictor & S. Tarantola, *Uncertainty in industrial practice*, Wiley, 2008
- J. Helton, J. Johnson, C. Salaberry & C. Storlie, *Reliab. Eng. System Saf.*, 91, 2006
- B. Iooss, *Contributions au traitement des incertitudes en modélisation numérique*, Mémoire d'HDR, Université Toulouse III, 2009
- B. Iooss, M. Ribatet & A. Marrel, *Global sensitivity analysis for stochastic computer codes*, *Technometric*, soumis, 2009
- A. Marrel, *Mise en œuvre et utilisation du métamodèle processus gaussien pour l'analyse de modèles numériques*, Thèse de l'INSA Toulouse, 2008
- A. Marrel, B. Iooss, F. Van Dorpe & E. Volkova, *Comput. Stat. Data Anal.*, 52, 2008
- A. Marrel, B. Iooss, B. Laurent & O. Roustant, *Reliab. Eng. System Saf.*, 94, 2009
- M. Morris, *Technometrics*, 33, 1991
- A. Saltelli, K. Chan & E.M. Scott, *Sensitivity analysis*, Wiley, 2000
- E. Volkova, B. Iooss & F. Van Dorpe, *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.*, 22, 2008