

Planification et analyse d'expériences industrielles

Expériences sur ordinateur
Expériences pour codes numériques

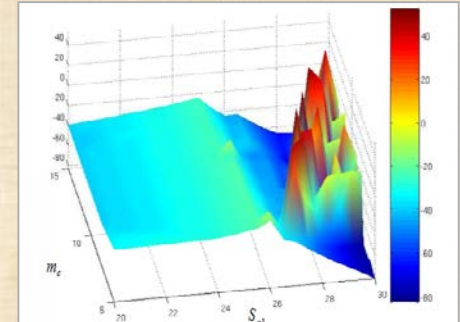
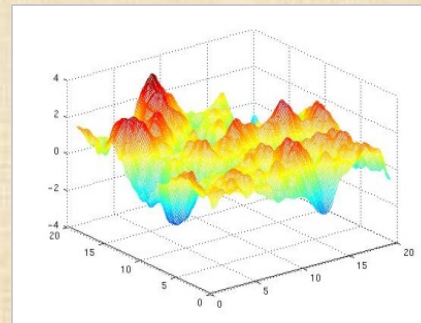
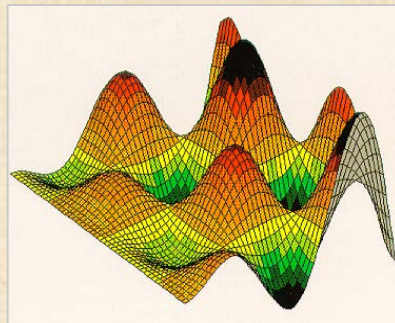
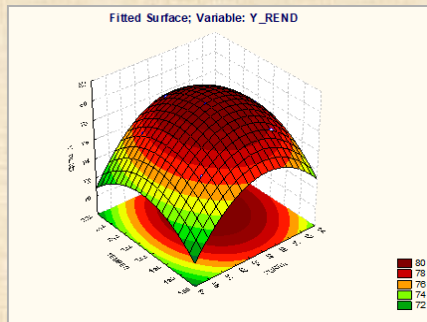
DACE : **D**esign and **A**nalysis **C**omputer **E**xperiments

Bernard CLÉMENT, PhD

Génistat Conseils Inc.

Professeur titulaire

École Polytechnique de Montréal



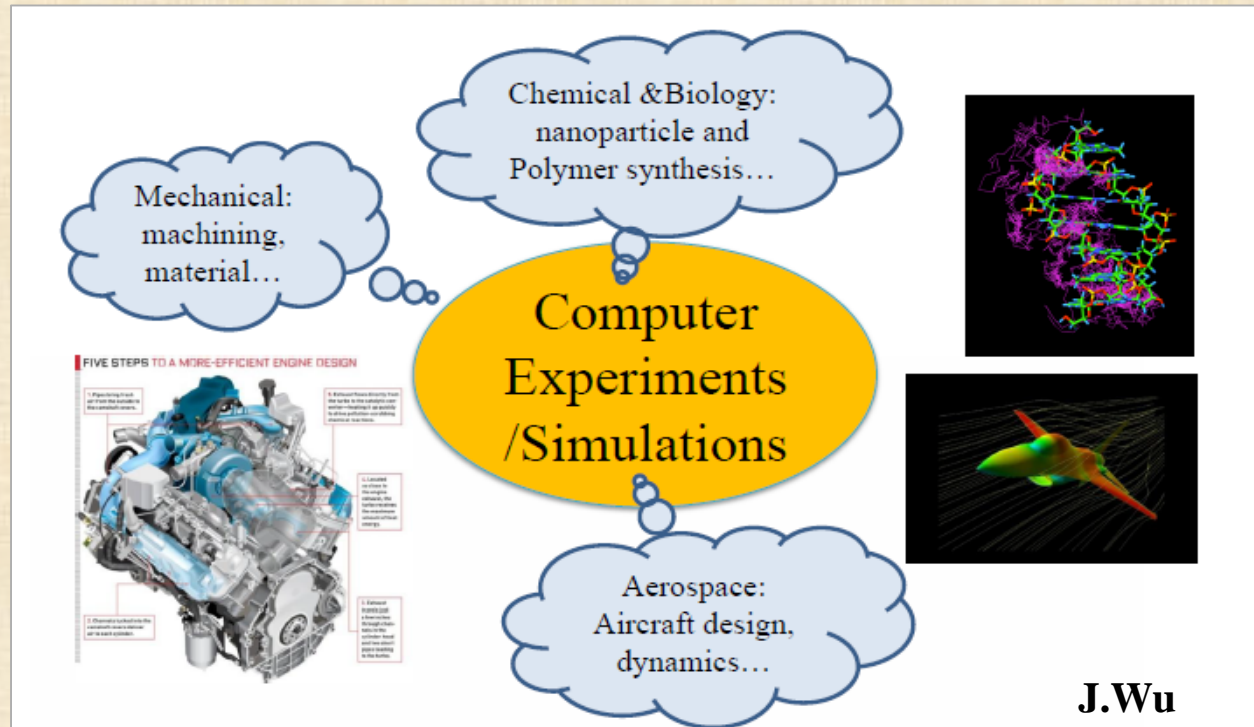
PLAN

- **Survol** 4-14
- **Quoi de neuf?** 15-29
- **Méthodologie**
 - **Electricité de France** 
 - **P&W** 
- **Exemples** 30- 42
- **Références** 43- 45

chapitre 12 – cours MTH8301 – planification et analyse d'expériences



- **Expériences physiques (réelles, laboratoire)**
- **Expériences simulation stochastique**
- **Expériences sur ordinateur**
 - **simulateur – émulateur** pour étudier les relations input/output plutôt que les expériences physiques
 - **développement - 20 dernières années**
 - **applications industrielles - 10 dernières années**
Ford, Renault, EDF, Pratt&Whitney,



J.Wu

Computer Experiments : acteurs industriels - académiques

Sites WEB

France <http://www.gdr-mascotnum.fr>

GdR MASCOT-NUM – www.gdr-mascotnum.fr

Communauté partageant des thèmes de recherche et d'innovation communs

Problématiques apportées par les « grands » acteurs industriels/institutionnels :

- Energie : CEA, IRSN, EDF, IFPEN, TOTAL
- Aéronautique : EADS, ONERA, Dassault
- Territoire/ressources : INRA, IFREMER, CEMAGREF



Principaux académiques : IMT, LJK, EMSE, ECP, SUPELEC, Paris VI, Paris VII

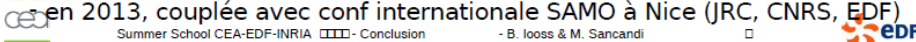
Création (2008) - 4 entreprises, 3 EPIC, 18 labos publics, ~ 230 personnes
Conférences annuelles ~ 90 personnes depuis 2006

Actions réalisées : Conférences, séminaires, formations, benchmarks, site internet wiki, lettres d'informations, édition numéros spéciaux de journaux

Renouvellement 2012 : + Groupe « Logiciels » + « Club industriel »

Conférences :

- en 2012 organisée au TGCC par CEA/DAM : thèmes HPC
- en 2013, couplée avec conf internationale SAMO à Nice (JRC, CNRS, EDF)



entreprises

Michelin <http://www.michelin.fr/>

Dassault TOTAL Renault

EADS Suresnes EDF R&D SOFTIA

ALTRAN Aerospace & Defense

Phimeca Orange Labs NUMTECH

Quelques communautés de R&D à l'international

1. **Grands labos américains** (orientés militaire) : Los Alamos, Sandia, Livermore

Travaux précurseurs dans les 70's – Simulation, physique, ingénierie nucléaire
Logiciel Open Source DAKOTA depuis 95
Gros programmes lancés par la NSF depuis 10 ans

1. Royaume-Uni – Programme « **Managing Uncertainty in Computer Model** » de A. O'Hagan (2006-2010 puis 2010-2012)

Communauté bayésienne - Applications plutôt environnementales
Financements via fonds gouvernementaux

1. **Communauté SAMO** (Sensitivity Analysis of Model Output) portée par le Joint Research Centre (Ispra) de la Commission Européenne

Depuis le début des 90's
Vision très appliquée et opérationnelle, éloignée des grands enjeux de la simulation numérique

Angleterre <http://www.mucom.ac.uk>

An Introduction to Computer Experiments and their Design Problems

Tony O'Hagan
University of Sheffield



États Unis

http://www.stat.osu.edu/~comp_exp/jour.club/

Allemagne

<http://www.optiy.eu>

OptiY® Multidisciplinary Analysis and Optimization

Home Product Demo Applications Download Company

CAD/CAE Design Technology for Reliability and Quality

Based on system specifications, the product or process characteristics can be analyzed and improved just in front of its prototype to satisfy all requirements from development, manufacturing, customer, services etc. Thus, an extremely high cost for product changing during design stage, the field test, manufacturing and usage can be saved. The time from the idea to the market-ready product will be reduced considerable. A high quality and reliability of the product is assured.

Multidisciplinary Design Probabilistic Simulation
Six Sigma Design Sensitivity Study
Robust Design Meta-Modeling
Design Optimization Data-Mining

News
Schlumberger Technology Corporation selects OptiY: Schlumberger is the world's leading supplier of technology, integrated project management and information solutions to customers working in the oil and gas industry worldwide. Employing approximately 105,000 people representing over 140 nationalities and working in approximately 80 countries. More: www.slb.com

Variance-based Sensitivity Analysis validated: TU Darmstadt in cooperation with Fraunhofer-Institute for Structural Durability and System Reliability LBF, German leading institution for applied research, has taken measurements of the variance-based sensitivity analysis on adaptive oil pan. [More](#)

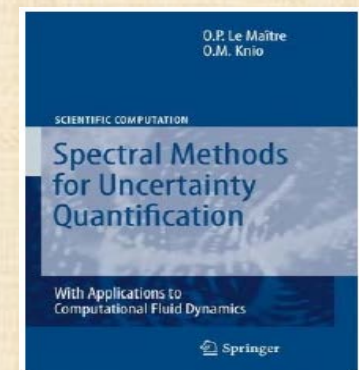
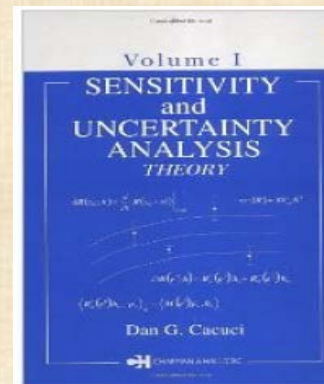
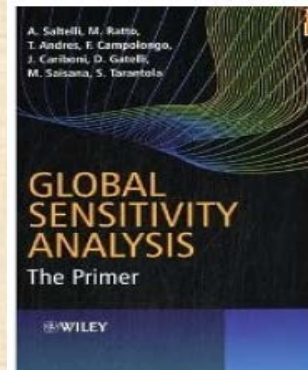
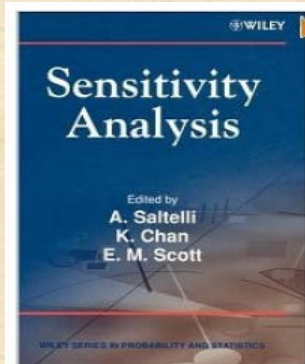
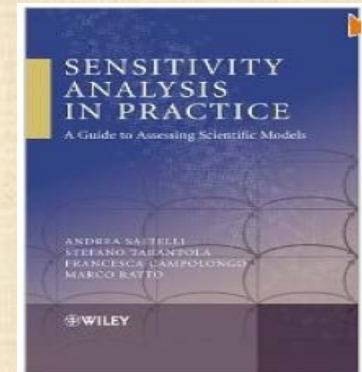
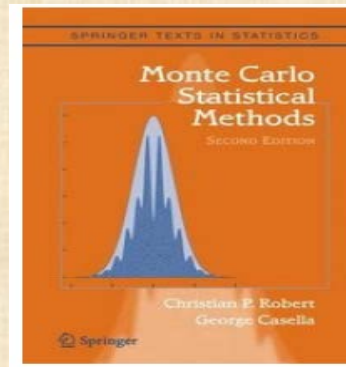
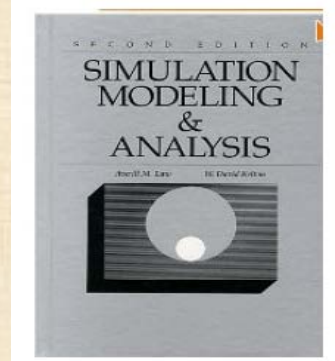
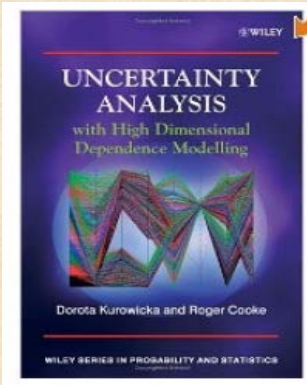
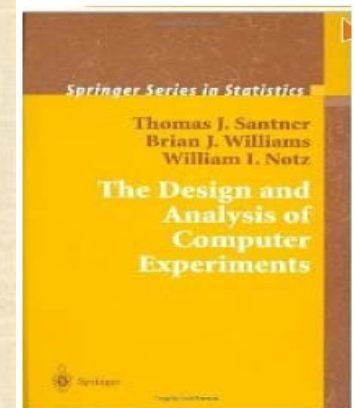
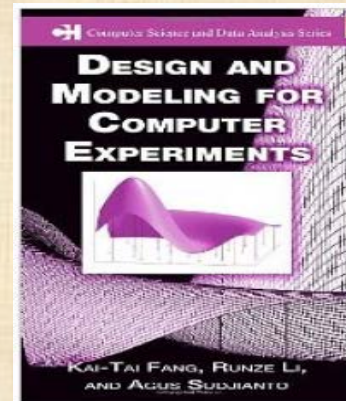
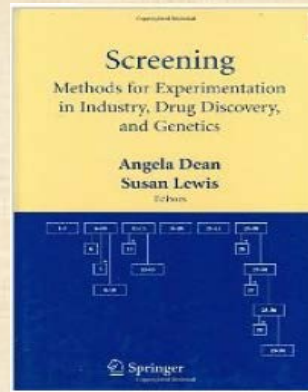
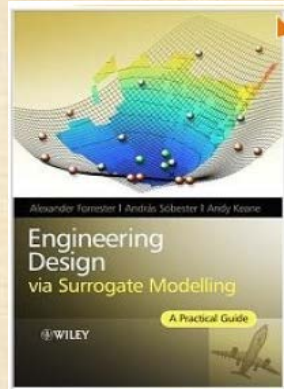
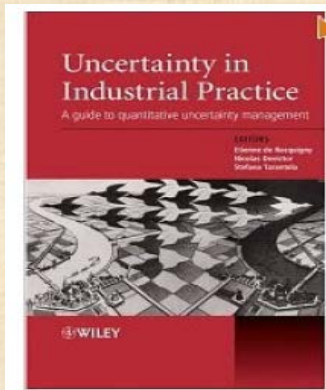
Events
[Webinar](#) 26 April 2012
[ISSAT](#) 26.-28. July 2012 in Boston, USA. OptiY supports the 18th International Conference "Reliability and Quality in Design"

© 2011 OptiY GmbH [Contact](#)

Logiciel *OptiY*

approche intégrée , environnement multidisciplinaire,
interface CAD/CAE, optimisation stochastique,
méta modélisation, conception robuste, ...

livres



APPLICATIONS - LISTE PARTIELLE

- Industrie pétrolière
- **Conception de circuits VLSI**
- Dynamique des fluides CFD
- **Simulation unité de chirurgie**
- Sûreté réacteurs nucléaires
- **Robotique - Biomécanique**
- Réseau de distribution d'eau potable
- **Nanotechnologie**
- Industrie automobile
 - engine block and head joint sealing assembly
 - design caisse véhicule (RENAULT)
 - modèle collision véhicules

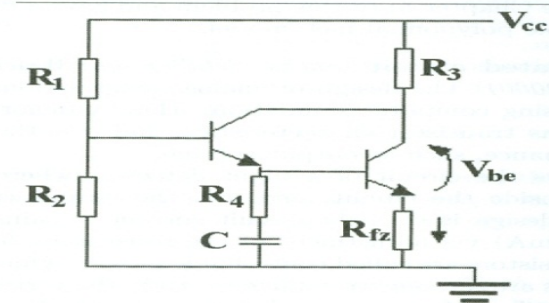


FIGURE 1.8
Night detector.

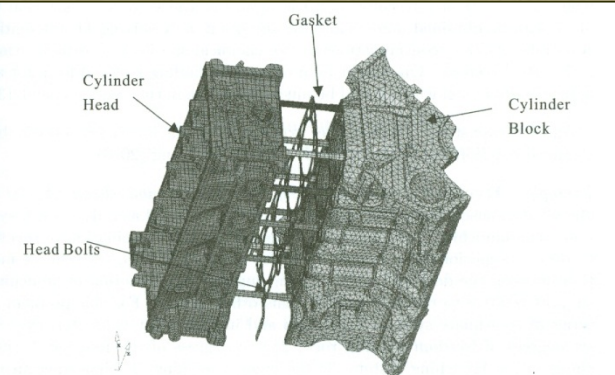
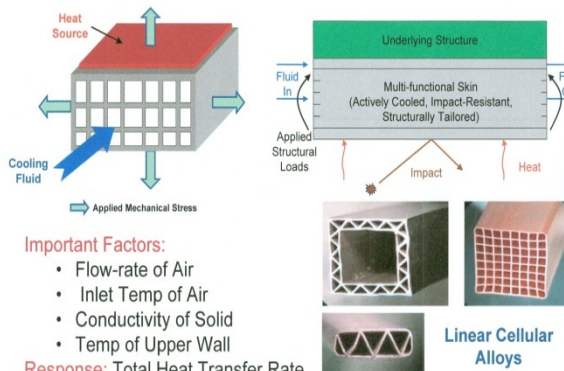


FIGURE 1.7
Finite element model of head and block joint sealing assembly.

Example 1: Designing Cellular Heat Exchangers for an Electronic Cooling Application



Important Factors:

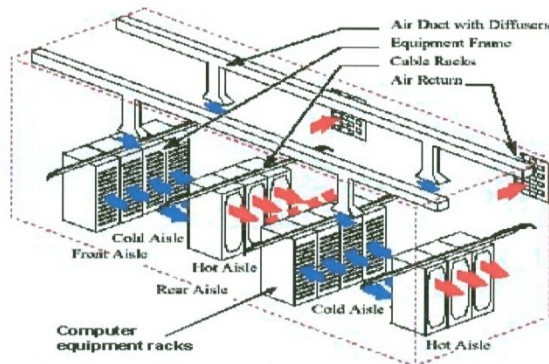
- Flow-rate of Air
- Inlet Temp of Air
- Conductivity of Solid
- Temp of Upper Wall

Response: Total Heat Transfer Rate from Solid to Air

Courtesy of Systems Realization Lab at Georgia Tech

6

Example 2: Modeling Thermal Distribution of a Data Center

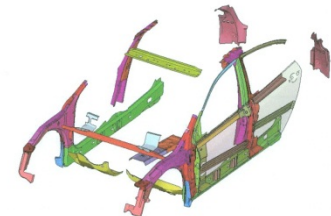


Courtesy of IBM T. J. Watson Research Center

9



Présentation du problème, les X
périmètre, domaine de recherche



- 34 pièces, caisse 82 kg, hayon 10 kg
- 43 paramètres : épaisseurs, matériaux, présence / absence de pièces, position de rabotage, topologies
- 6 prestations de structure = 66 réponses
- Allègement maxi caisse 19%, hayon 30%

Exemple

Calculs thermohydrauliques en sûreté
des réacteurs nucléaires [de Crecy et al. 08]

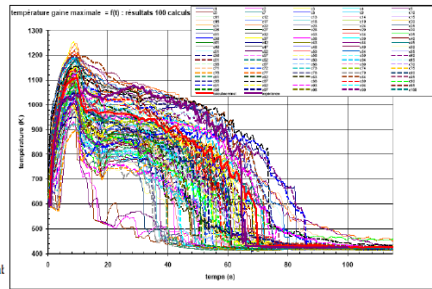
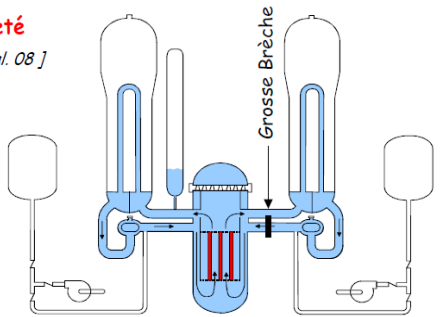
Scénario :
Accident de Perte de Réfrigérant
Primaire due à une Grosse Brèche

Étude CEA :
Simulation avec le logiciel CATHARE
(20 mn / calcul)

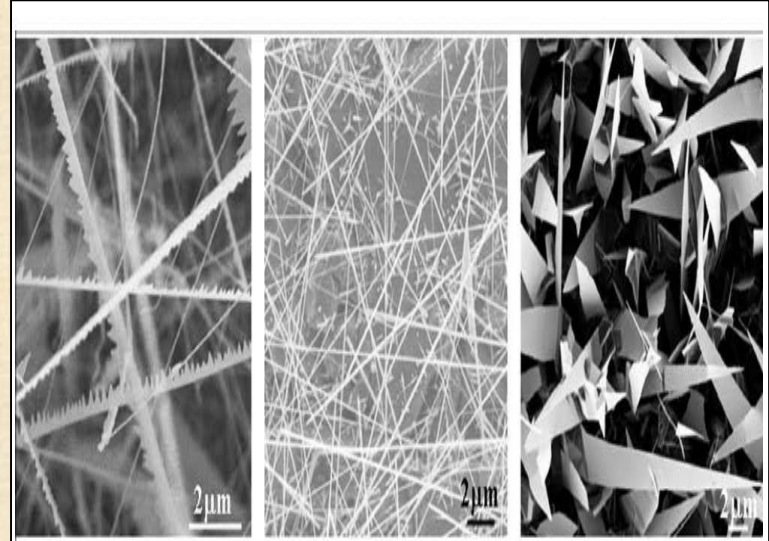
Variables d'entrée (p = 53) :
Coef sur lois, paramètres matériaux,
géométriques, conditions initiales, ...

Variable d'intérêt (sortie) :
température de la gaine

Critère de sûreté :
Non dépassement d'une valeur
critique



B. looss - Journées Nationales de la Fiat

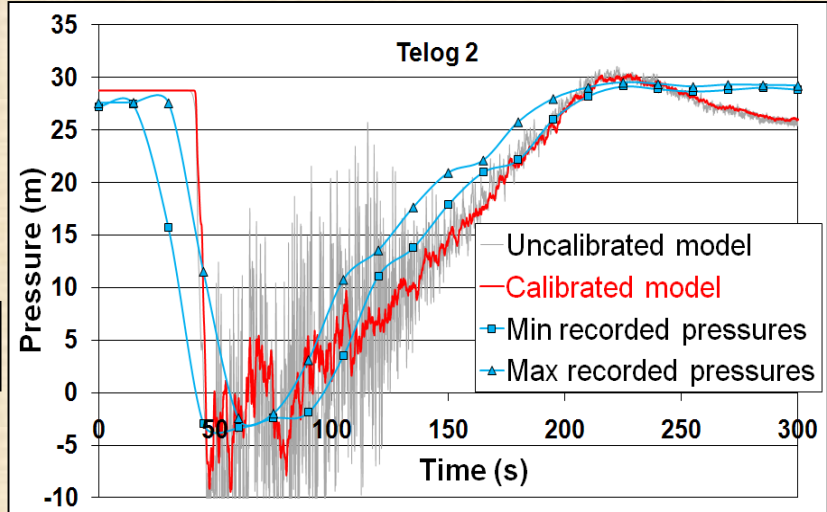
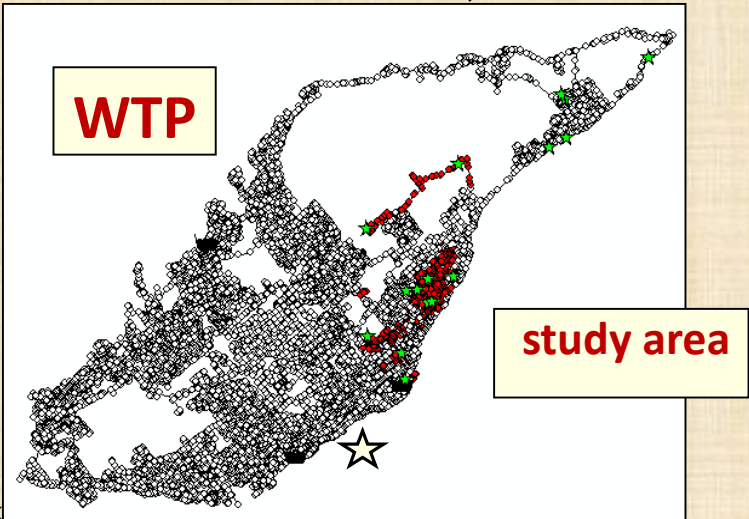


NANOSAWS

NANOWIRES

NANOBELTS

Some Critical Factors Contributing to Intrusion in a Full-Scale Water Distribution System
Gabrielle Ebacher, Marie-Claude Besner, Michèle Prévost, Bernard Clément



Expérimentation : numériques vs physiques

NUMÉRIQUES

- rapide
- peu coûteuse
- prédictions?

PHYSIQUES

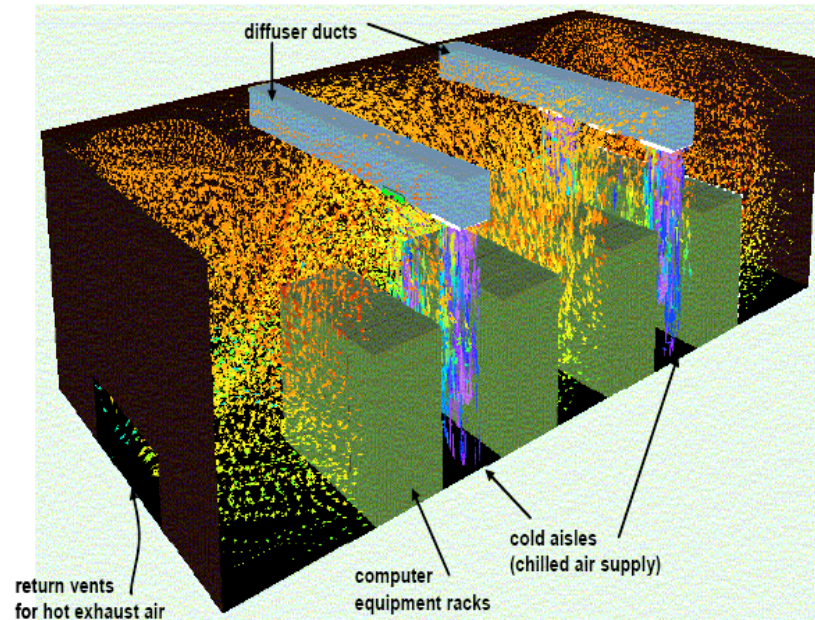
- temps pour construire prototypes
- coût des prototypes
- validité empirique

HE: Physical experiment

- Building a large data center costs **a few million dollars** and takes **several months** to complete.

LE: Computer simulation based on **computational fluid dynamics**, Flotherm

- Price for Flotherm: less than \$2000.
- Each run takes **hours** to complete.
- Result is not as accurate as the physical experiment.



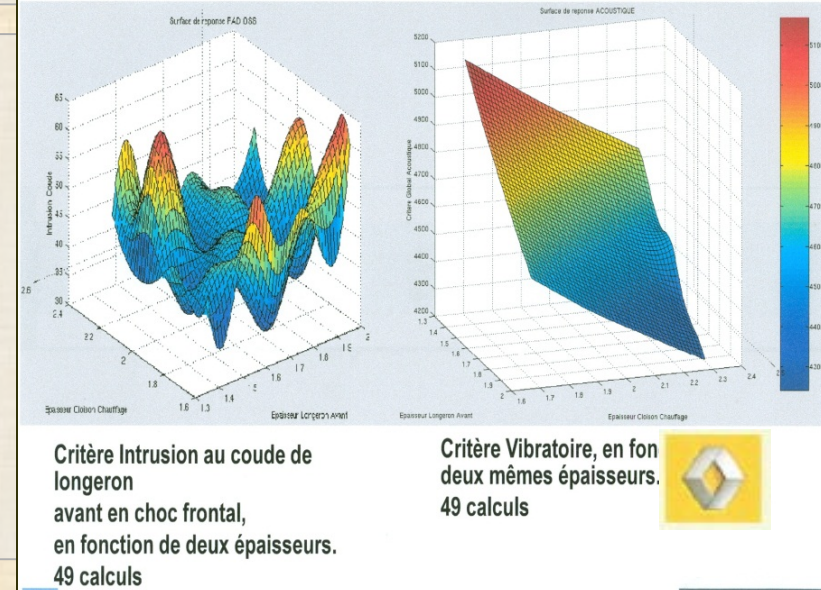
Plans classiques + modèle polynomial encore employés car

- Domaine d'étude expérimental est plus petit que le domaine de variation des variables d'entrée
- Réponse suffisamment régulière
- Analyse de sensibilité plus facile
- Méthode connue des ingénieurs

MAIS nouveaux concepts

- **modèles de prédiction**
 - krigeage gaussien
 - réseaux de neurones
 - splines
 - méthodes bayésiennes
- **plans**: hypercubes latins / uniformes

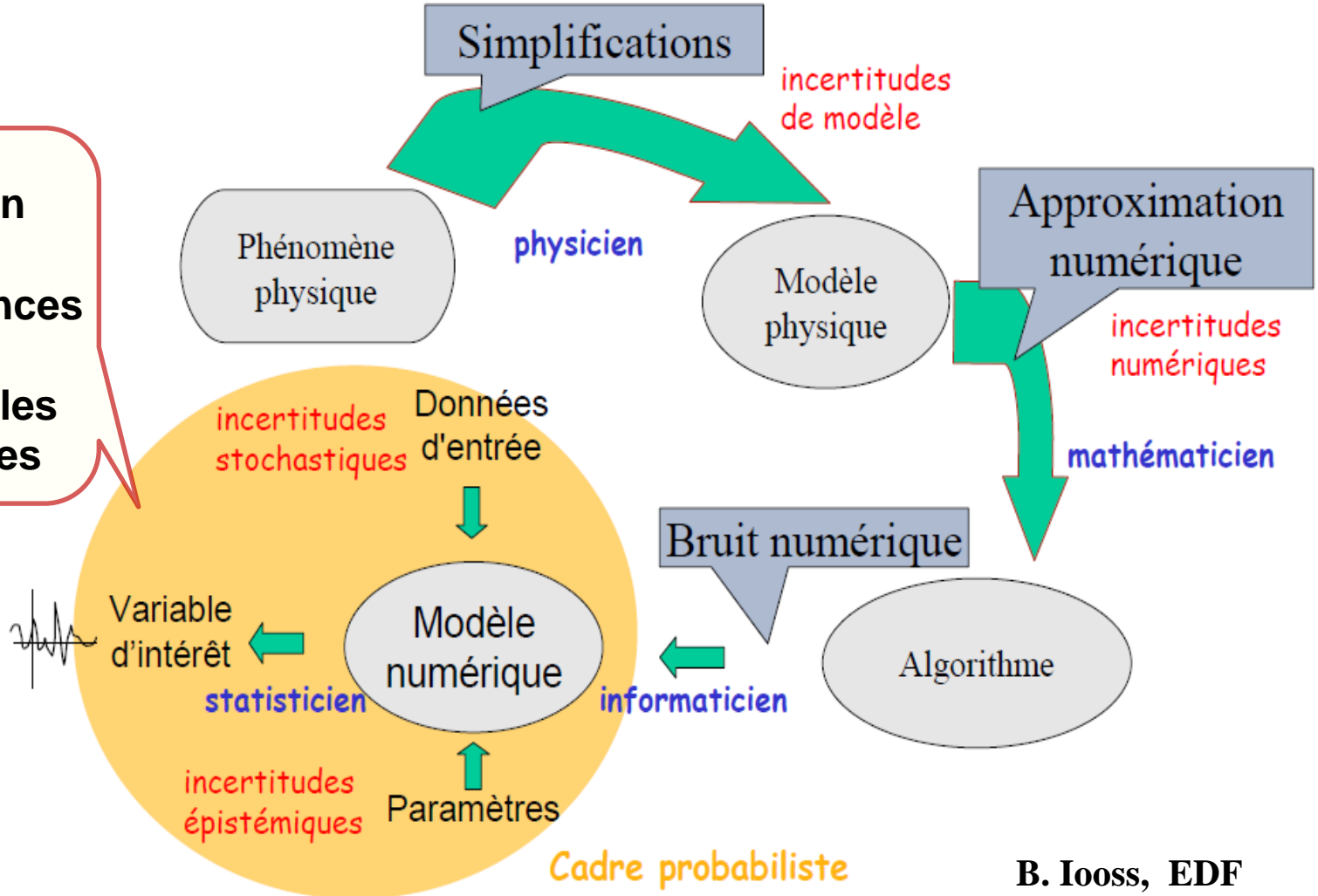
complexité de la relation



L'omniprésence de l'incertitude dans la modélisation

Problème majeur : fiabilité des prédictions

application
des plans
d'expériences
DOE
aux modèles
numériques



B. Iooss, EDF



CONCEPTION ET OPTIMISATION STOCHASTIQUE

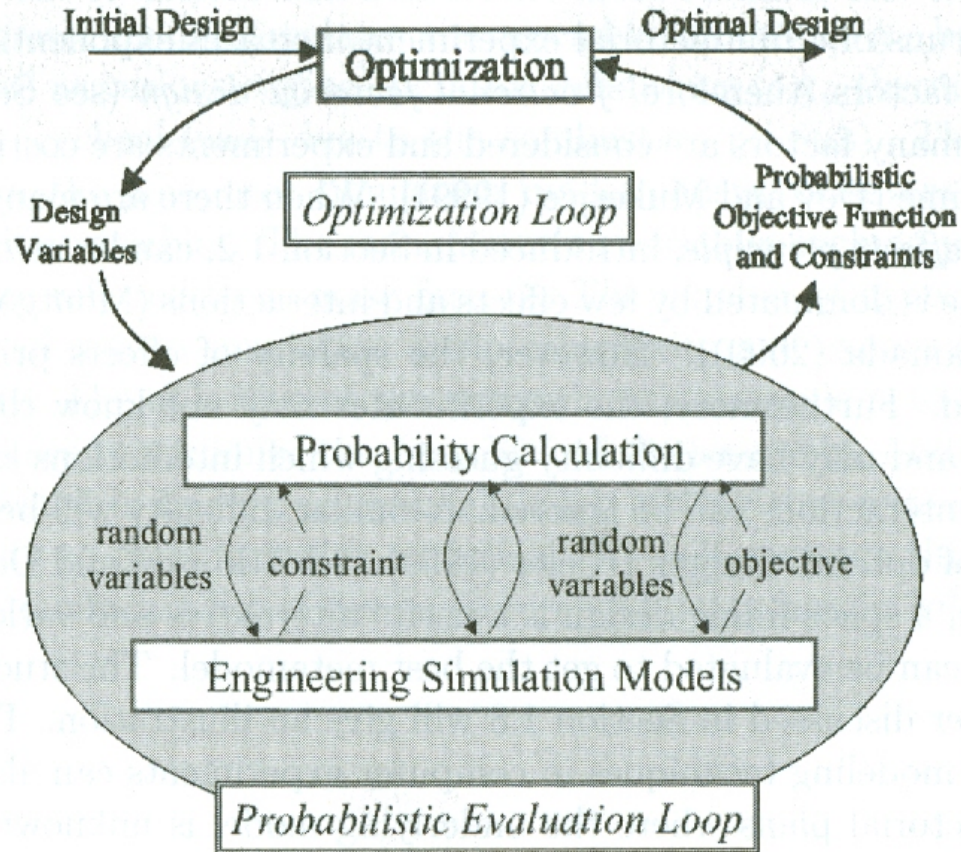


FIGURE 1.6

Double loop procedure in probabilistic design, adapted from Li and Sudjianto (2005).

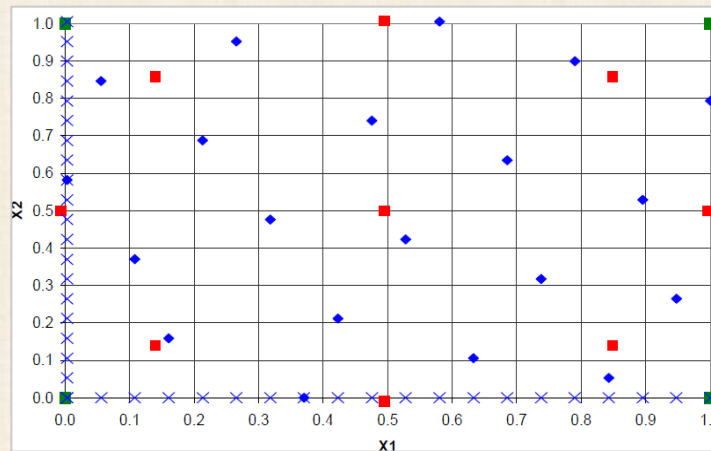


particularités des expériences numériques

- **Déterministes (code):** entrées (X) identiques sorties (Y) identiques
concept de répétition ne s'applique pas – pas d'erreur aléatoire
- **Pas de randomisation:** conditions contrôlées
- **Blocage:** si certaines variables d'entrées discrètes prennent en compte différents scénarios (contextes)
- **Plans classiques:** - faible nombre (2 à 5) de niveaux testés
- points situés à la frontière du domaine / centre

↓
2^{k-p} factoriel

CCD central composite



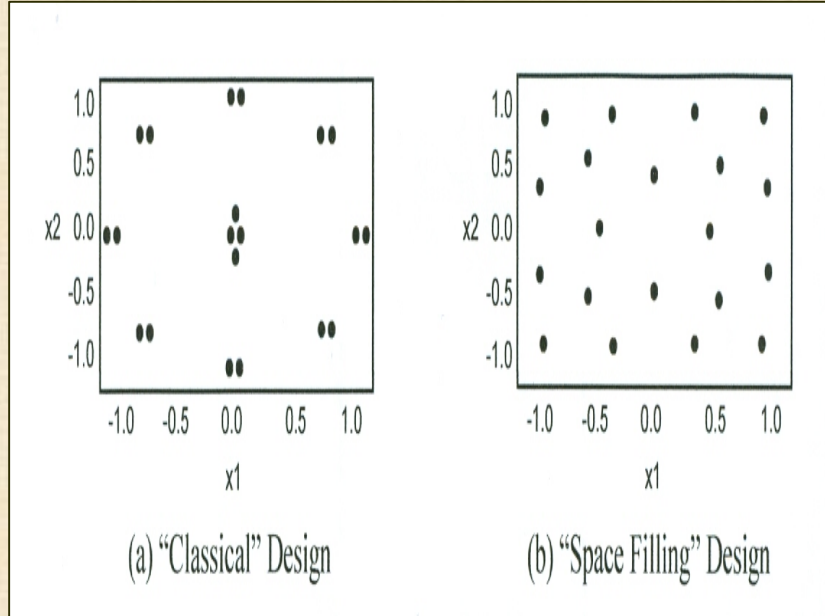
**nouveaux types
de plans plus
appropriés:**

**LHS : Latin
Hypercube Space**

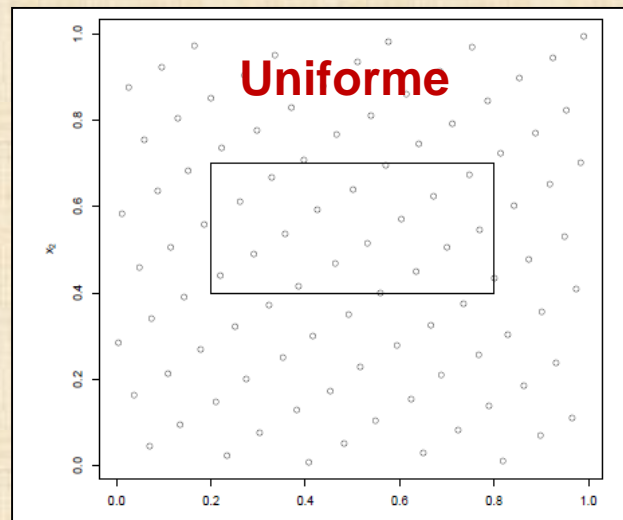
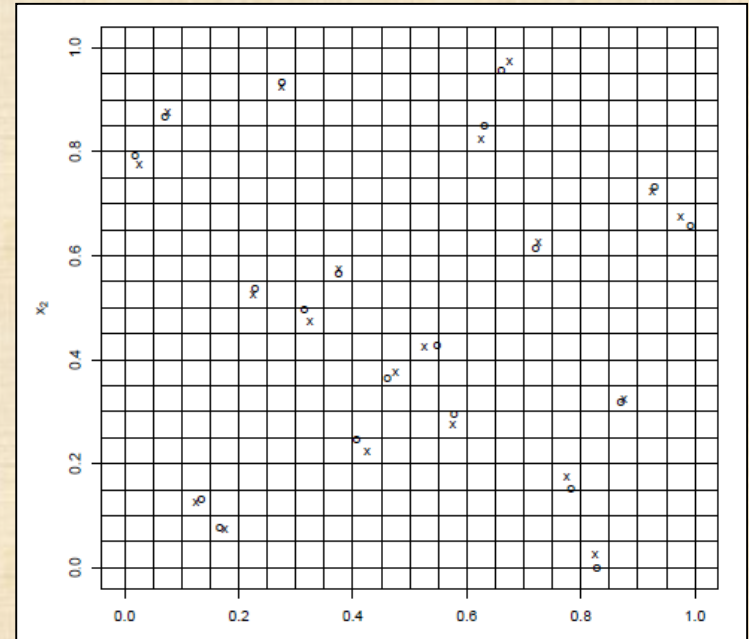
- **Modèle polynomial:** $Y = \beta_0 + \sum \beta_i x_i + \sum \beta_{ij} x_i x_j + \sum \beta_i x_i^2 + \varepsilon \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$
pas le plus approprié ... complexité des fonctions mathématiques
... terme d'erreur ε : à revoir



Classique VS Space filling



Latin Hypercube design

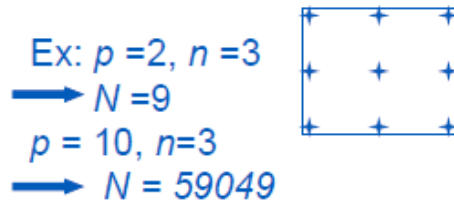


Exploration « optimale » d'un domaine hypercubique

Placer des points dans le domaine des entrées $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^p$ dans le but de « maximiser » la quantité d'information sur la sortie du modèle $Y = G(\mathbf{X})$

La précision (et donc le coût) de l'exploration dépend de p
(contrairement à la prop. d'incert.)

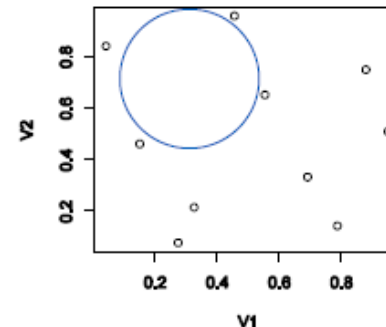
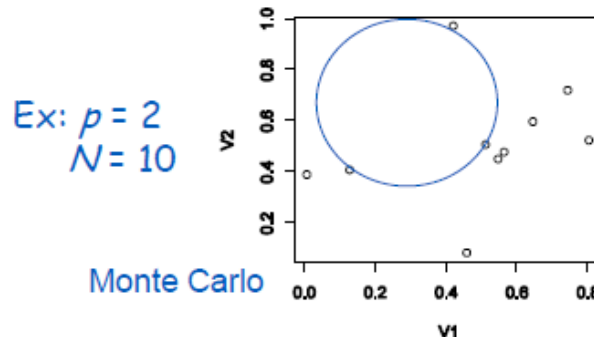
Grille régulière à n niveaux $\rightarrow N = n^p$ simulations



\rightarrow fléau de la dimension

Pour minimiser N , on a besoin d'échantillons assurant une bonne couverture de l'espace des entrées

Un échantillon purement aléatoire (Monte Carlo) ne le permet pas

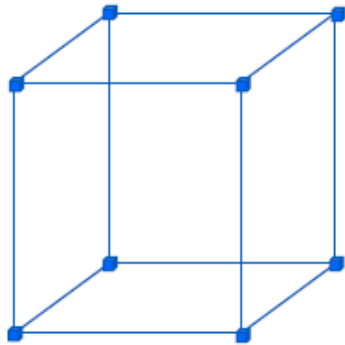


Plan optimisé

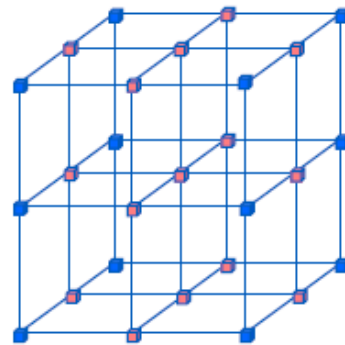


Quelques plans d'expériences « classiques »

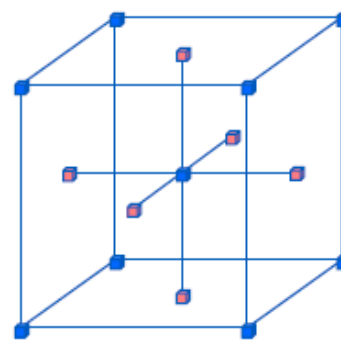
FACTORIEL 2^P



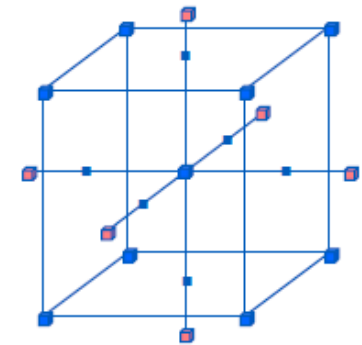
FACTORIEL 3^P



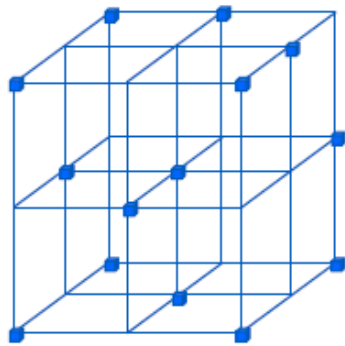
COMPOSITE FCC



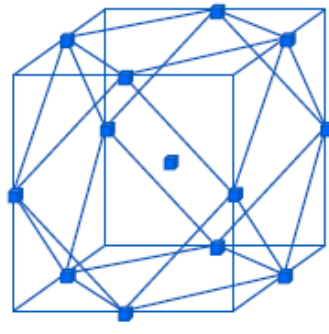
COMPOSITE CCD



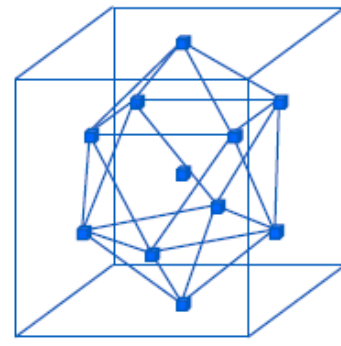
Recueil de plans standard (tabulés)



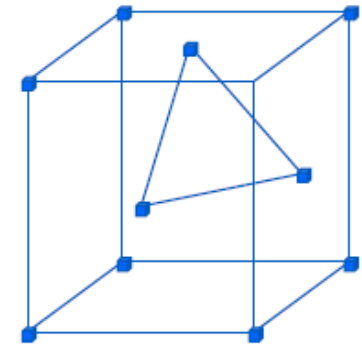
HOKE D6



BOX-BEHNKEN



HYBRID



RECHTSHAFFNER

[Corre, 2005]



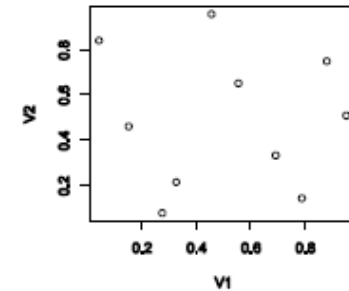
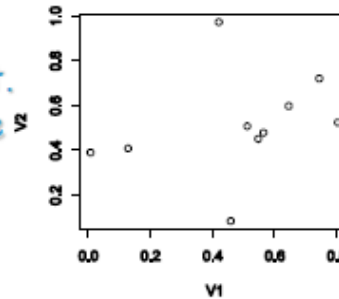
Comment échantillonner un espace de grande dimension ?

Warning: un échantillon aléatoire pur remplit mal l'espace (surtout si p est élevé)

1. Plans « space filling » sont de bons candidats pour bien remplir l'espace

Ex: $p = 2, N = 10$

Echant.
Monte
Carlo



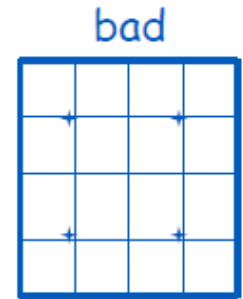
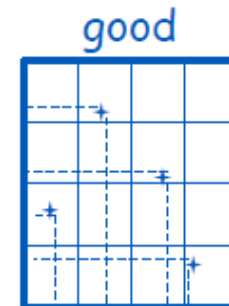
Space
Filling
Design

Ces plans sont basés :

- soit sur un critère de distances entre les points du plan : minimax, maximin, ...
- soit sur un critère de répartition uniforme des points (discrédance)

2. Propriété de *projections uniformes sur les marges* obtenue via un plan **Hypercube Latin (LHS)** chaque entrée est bien échantillonnée.

Ex : $p = 2, N = 4$



3. Plans LHS optimisés pour avoir les propriétés 1 et 2



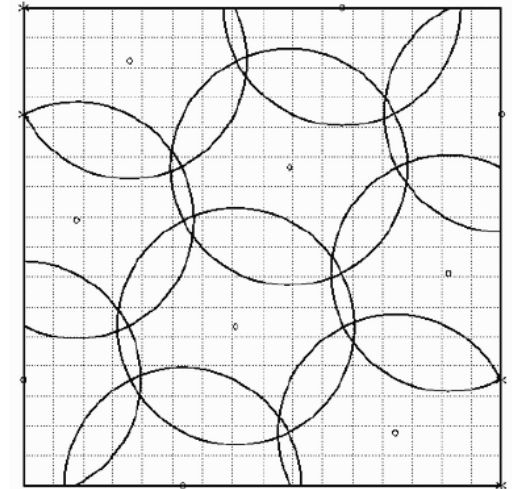
NOUVEAUX DESIGNS EXPÉRIMENTAUX

Plans minimax

▶ $p = 1$; $X_i = (2i-1)/(2N)$; $\phi_{mM} = 1 / 2N$

▶ $p > 1$: recouvrement de sphères

ℓ^2 -Minimax LHD of 10 points
Design 1, $\rho = 2.236067977500$

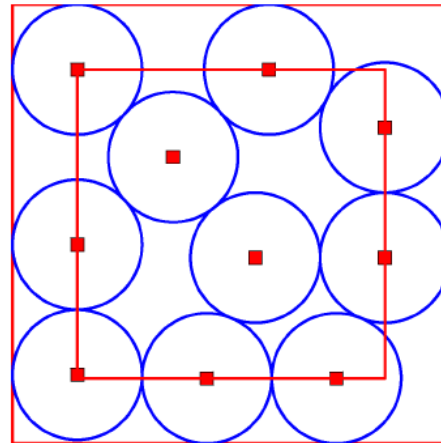
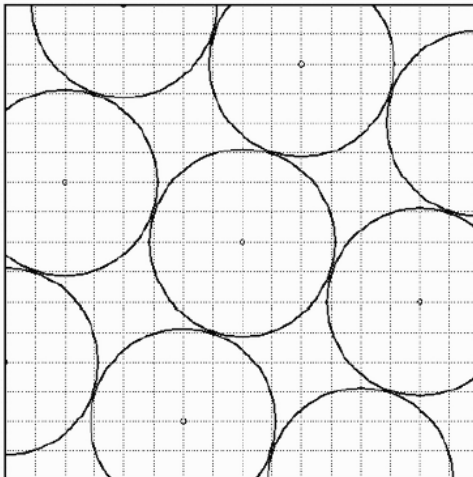


Plans maximin

▶ $p = 1$; $X_i = (i-1)/(N-1)$; $\phi_{mM} = 1 / (N-1)$

▶ $p > 1$: empilage de sphères

ℓ^2 -LHD of 9 points
 $d = 0.395284707521$ and $D^2 = 10$



Les Hypercubes Latins (LHS)

[McKay et al. 1979]

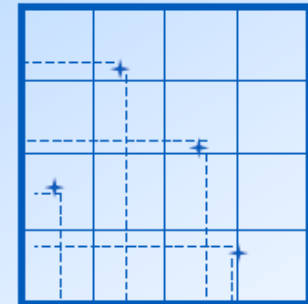
Souvent, seules quelques variables sont influentes



Propriété : Projections uniforme sur les marginales

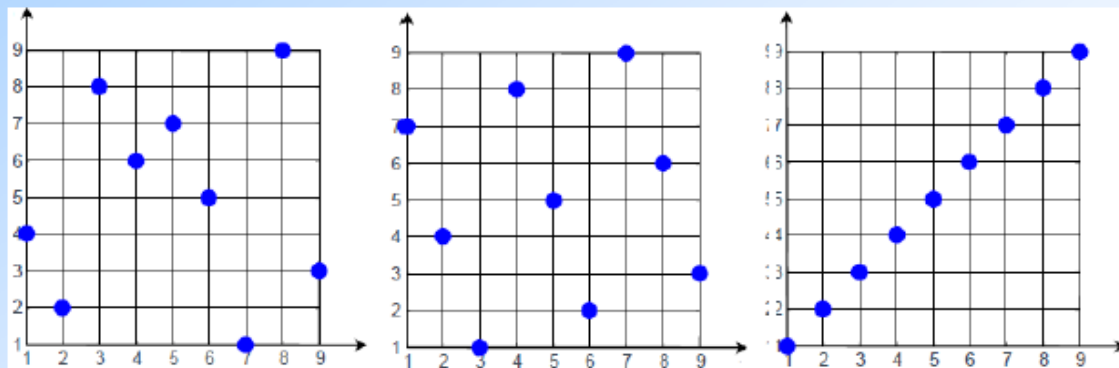
Principe : p variables, N points $\Rightarrow LHS(p, N)$

- On divise chaque dimension en N intervalles
- Tirage aléatoire d'un point dans chaque strate :



Exemple : $p=2, N=4$

Chacun des niveaux est pris une fois et une seule par chaque facteur
 \Rightarrow chacune des colonnes du plan est donc une permutation de $\{ 1, 2, \dots, N \}$



Choix du LHS par optimisation de différents critères

- Remplissage
- Indépendance
- Uniformité



Deux notions pour l'analyse de sensibilité

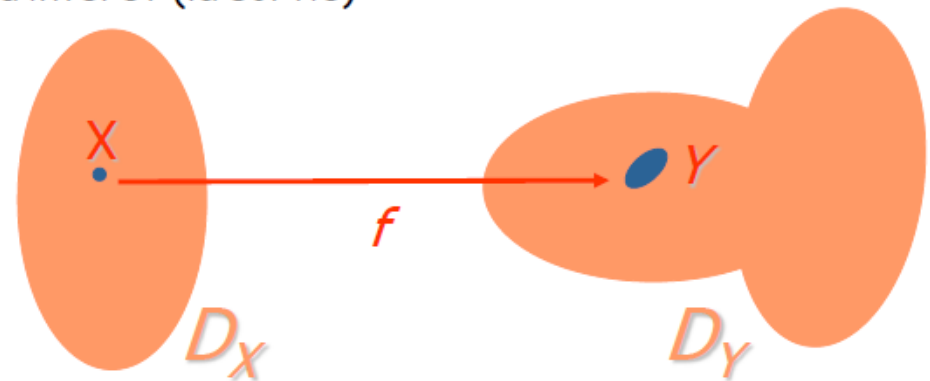
◆ **sensibilité**, par exemple $\partial Y / \partial X_i$

Donne une idée de la manière dont peut répondre la réponse en fonction de **variations potentielles** des facteurs

◆ « **contribution** » = **sensibilité** x **importance**, par exemple $\frac{\partial Y}{\partial X_i} \sigma(X_i)$

Permet de déterminer le **poids** d'une variable d'entrée (ou groupe de variables) sur l'incertitude de la variable d'intérêt (la sortie)

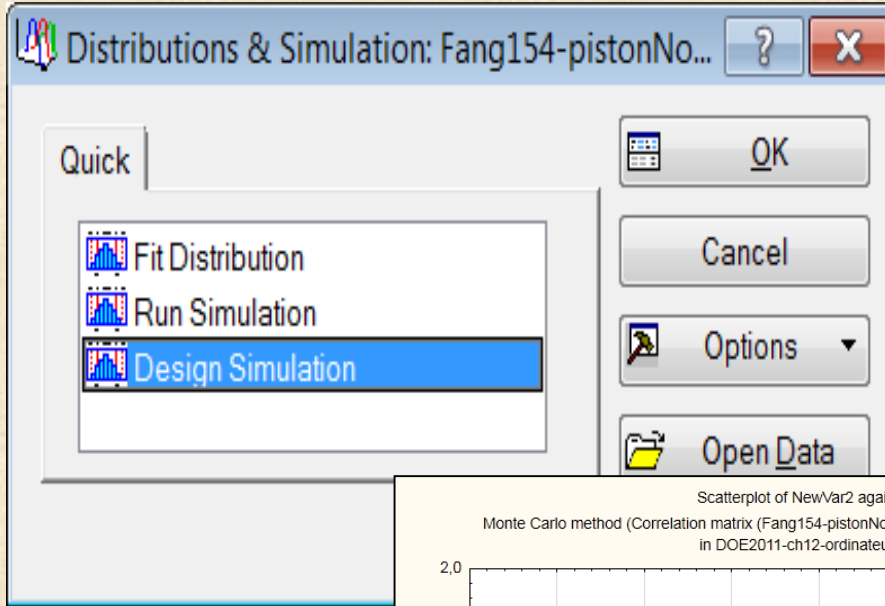
Distinction
local vs. global



C'est l'impact vis-à-vis de la quantité d'intérêt qui est étudié :

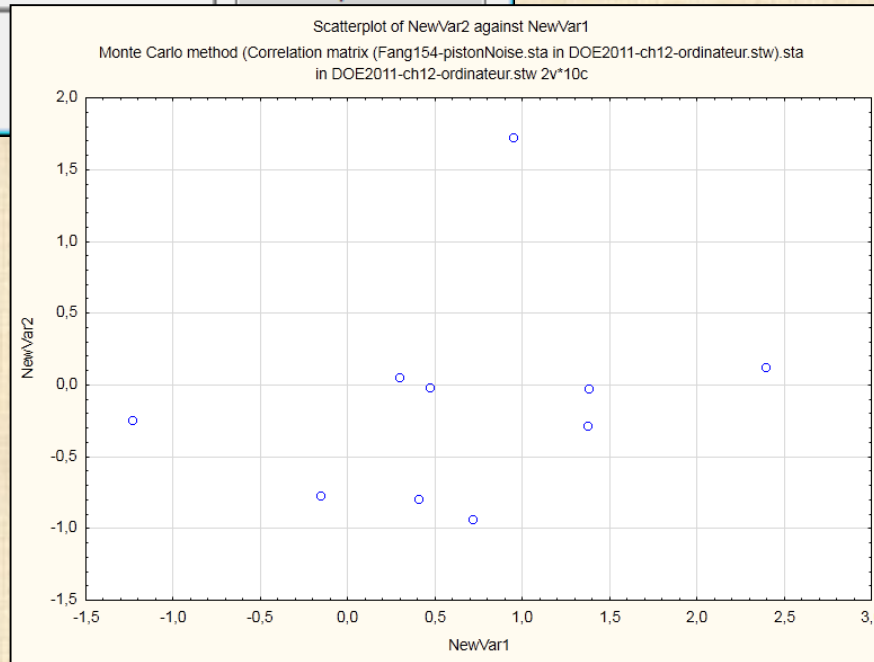
- *variabilité globale (variance, entropie, ...)*
- *quantile, probabilité de dépassement, ...*

Disponibilité avec STATISTICA



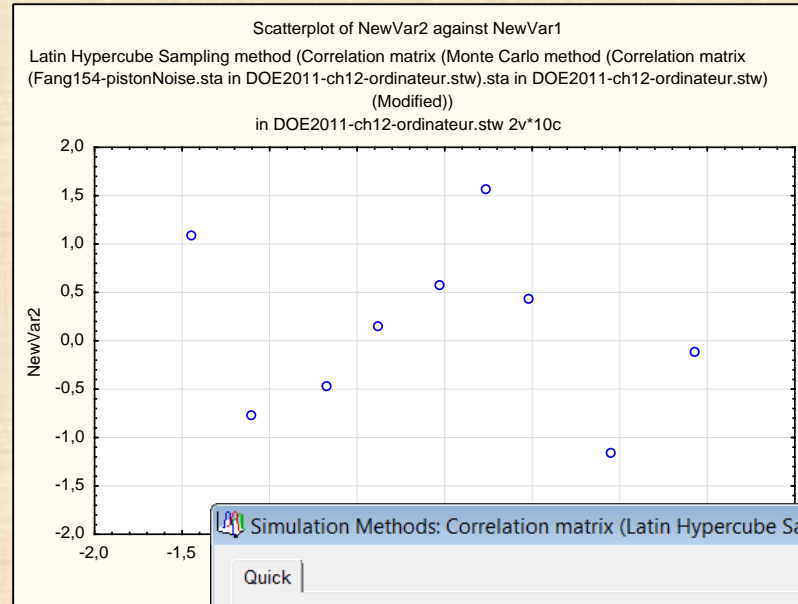
Design 1:
Données
générées
Monte Carlo

	NewVar1	NewVar2
1	0,40	-0,79
2	-0,15	-0,77
3	-1,23	-0,24
4	0,95	1,73
5	2,39	0,13
6	0,47	-0,02
7	1,38	-0,02
8	1,38	-0,28
9	0,71	-0,93
10	0,29	0,06

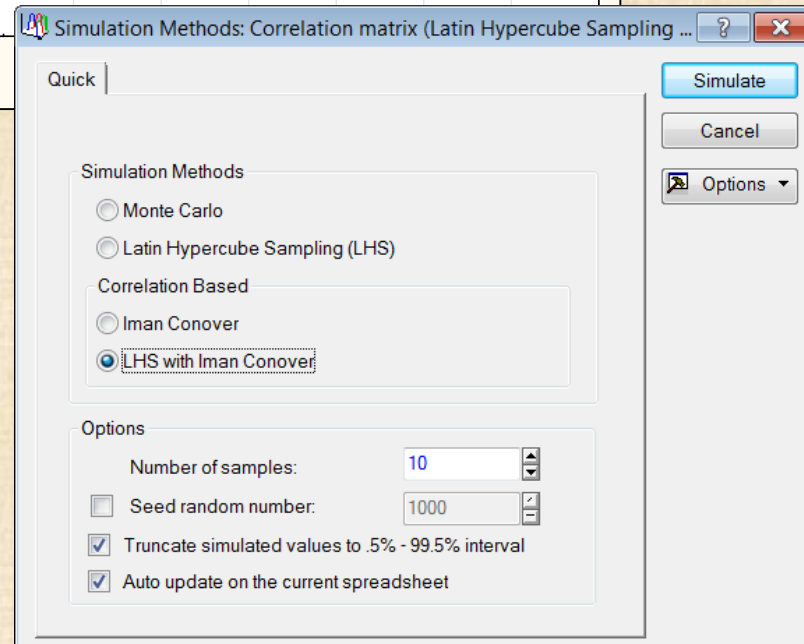


Design 2: données générées plan Latin

	NewVar1	NewVar2
1	0,23	1,58
2	0,52	-1,80
3	-1,45	1,10
4	1,43	-0,11
5	-0,68	-0,45
6	0,48	0,44
7	0,95	-1,15
8	-0,04	0,58
9	-1,11	-0,76
10	-0,39	0,16

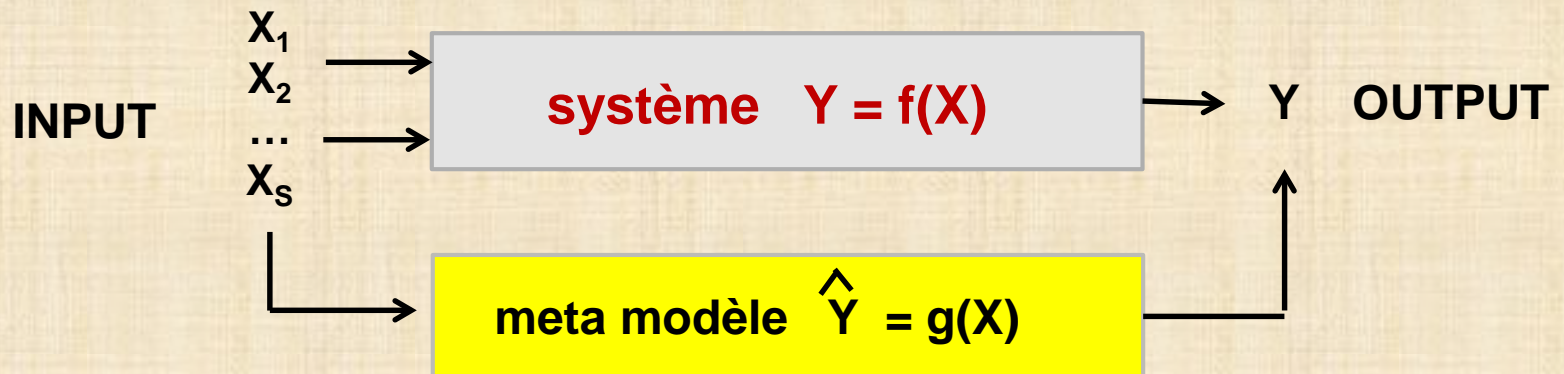


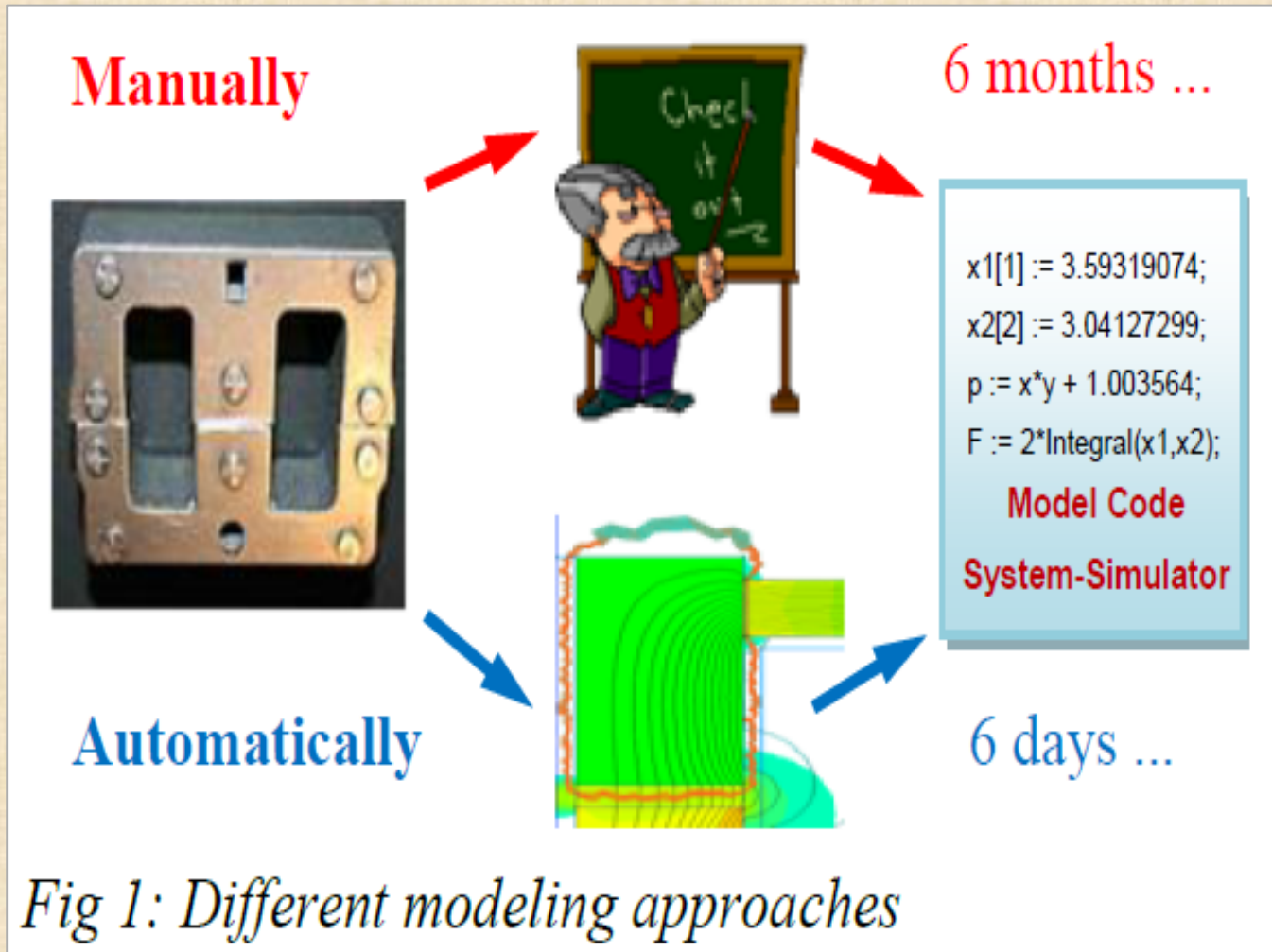
On peut aussi générer avec une structure de corrélation entre les variables



D É F I S

- L'industrie utilise des codes de calcul lourds pour simuler phénomènes complexes
- **Volume important des calculs : éléments finis / équations dérivées partielles**
- Plusieurs phénomènes décrits par des disciplines différentes interviennent de manière couplée (**optimisation multidisciplinaire**)
- **Méthodes de propagation d'incertitudes (type Monte Carlo) et d'optimisation demandent beaucoup de simulations**
- Trouver un moyen de **simplifier le code de calcul**: développer un modèle du modèle ou meta modèle





The-Quan Phan et all (2011)



Krigeage – réseau de neurones - splines – méthodes bayésiennes**Krigeage**

- Interpolation technique
- Originates from geo-statistics
- Heavily used in the analysis of simulation and computer experiments for deterministic output
- Can fit complex functions

Approximate deterministic function $y(\mathbf{x})$ with

$$Y(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})\beta + Z(\mathbf{x})$$

where $Z(\mathbf{x})$ is a random field with correlation function

$$R(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \exp \left(- \sum_{l=1}^s \theta_l (x_1^l - x_2^l)^2 \right)$$

$R()$ is the central part of the interpolator



Krigeage – réseau de neurones - splines – méthodes bayésiennes**Krigeage**

$$\hat{\beta} = (\mathbf{F}^T \hat{\mathbf{R}}(\theta)^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \hat{\mathbf{R}}(\theta)^{-1} \mathbf{y}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-p} (\mathbf{y} - \mathbf{F} \hat{\beta})^T \hat{\mathbf{R}}(\theta)^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{F} \hat{\beta})$$

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \left[(n-p) \log \hat{\sigma}^2 + \log(|\mathbf{R}(\theta)|) \right]$$

prédiction

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x})^T \hat{\beta} + \mathbf{r}(\mathbf{x})^T \hat{\mathbf{R}}(\theta)^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{F} \hat{\beta})$$

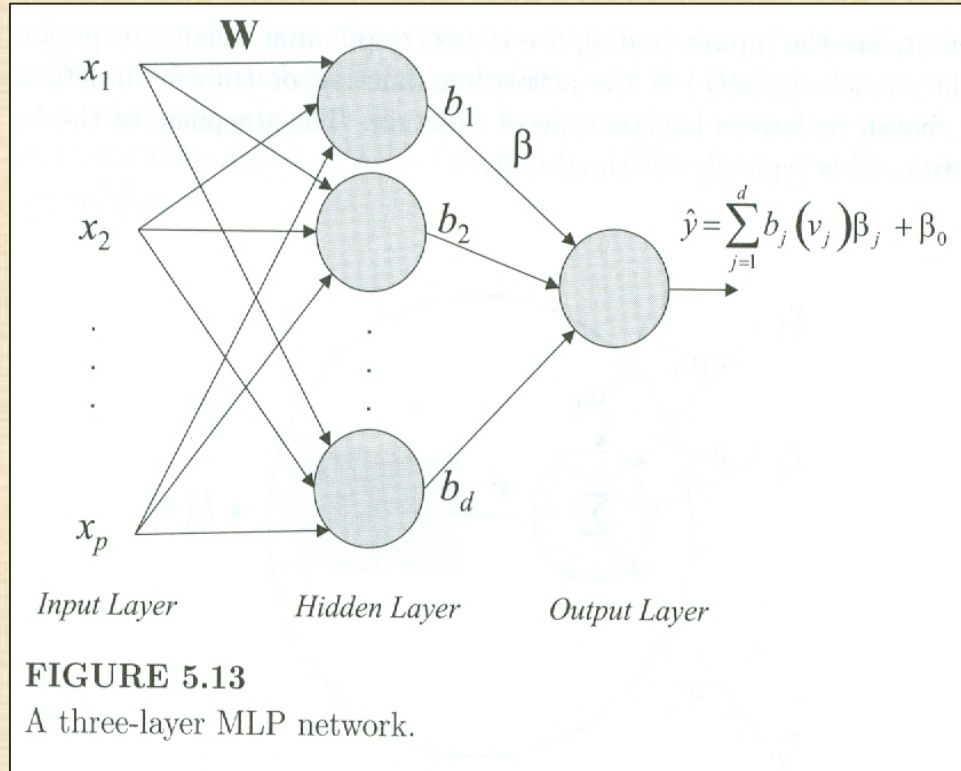
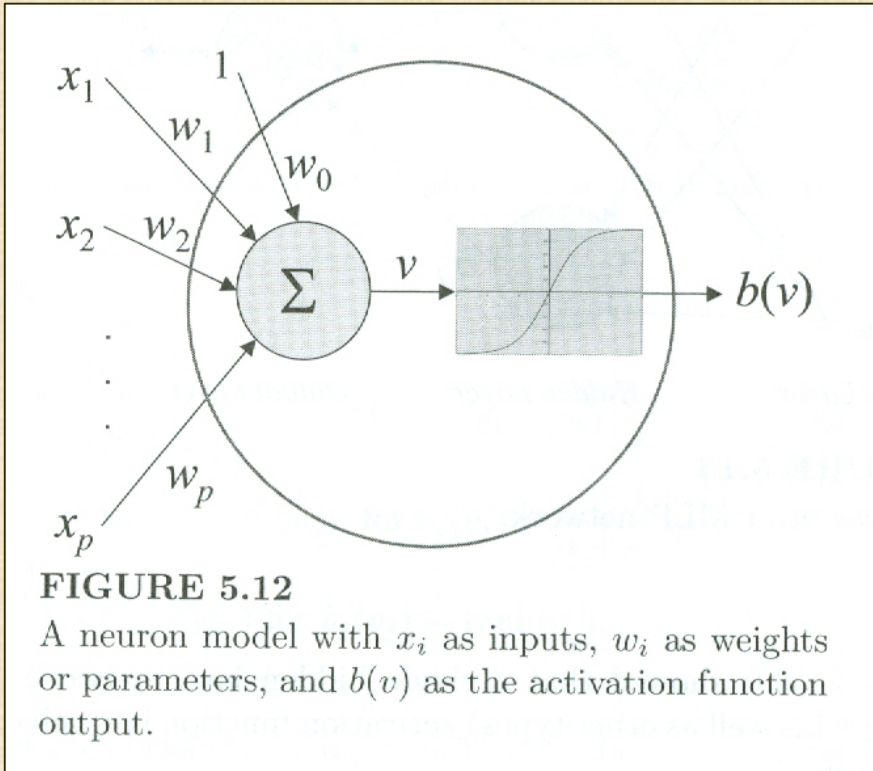
MSE erreur quadratique moyenne

$$MSE(\hat{y}(\mathbf{x})) = \sigma^2 [1 - \mathbf{Q}^T (\mathbf{F}^T \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{Q} - \mathbf{r}(\mathbf{x})^T \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x})]$$

$$\mathbf{Q} = \mathbf{F}^T \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\mathbf{x})$$



Réseau de neurones



Plus d'information sur le site de Bernard Clément

<http://www.groupees.polymtl.ca/mth6301/mth6302/DataMining-ReseauxNeurones.pdf>



MÉTHODES DE MODÉLISATION

Recommandations

Polynômes si la fonction f a un «beau» comportement

Splines régression splines – on veut que la fonction passe par tous les points observés

Polynômes de chaos

Krigeage si la fonction f est hautement non linéaire & passe par tous les points observés

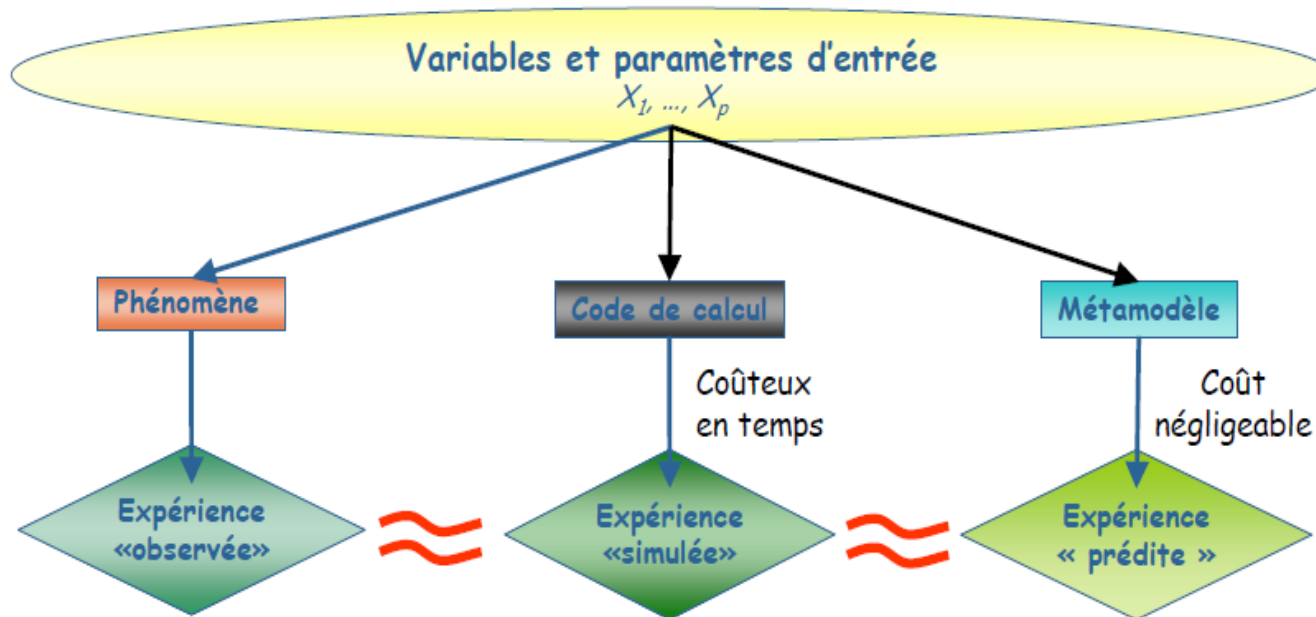
Réseau de neurones

si la fonction f dépend de nombreux facteurs

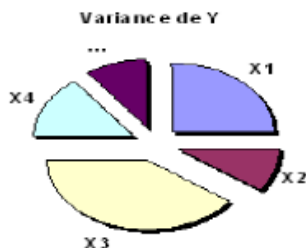


MÉTAMODÈLES

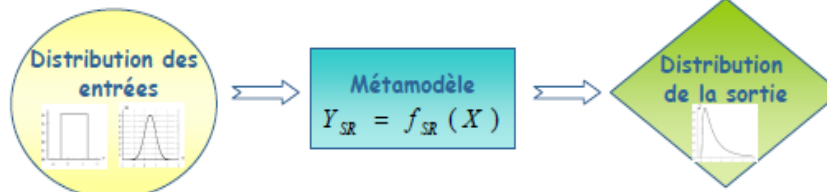
Un outil multifonctionnel : le métamodèle



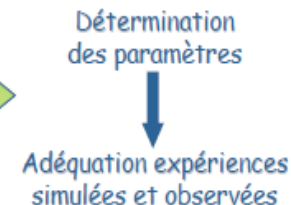
■ Analyse de sensibilité



■ Propagation d'incertitudes



■ Calibration



Exemples : polynômes, splines, réseaux de neurones, chaos polynomial, ...

MÉTAMODÈLES

Métamodèle : une méthodologie générique

1. Détermination du domaine de variation des paramètres influents
2. Choix d'un type de métamodèle
3. Choix d'un type de plan d'expériences numériques
4. Évaluation du code pour le plan d'expériences choisi
5. Construction du métamodèle à partir des expériences simulées
6. Validation du métamodèle
7. Exploitation du métamodèle

Les étapes 2 et 3 sont guidées par le problème traité (*analyse d'incertitudes, calcul de sensibilité, outil de prédiction, évaluation d'événements rares, optimisation, ...*)

A l'issue de l'étape 6, on peut revenir à l'étape 3 (plan adaptatif)

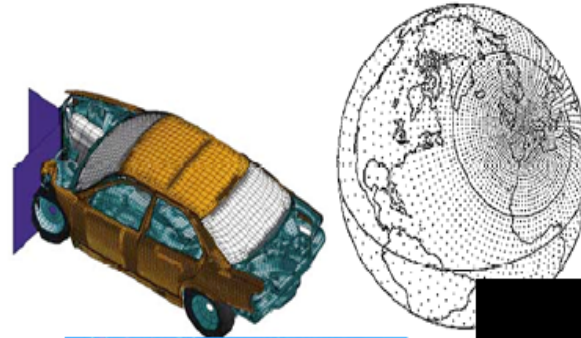
Nota Bene : l'un des intérêts importants du métamodèle est de donner la possibilité d'étudier l'impact du choix de la distribution des entrées

ENJEUX

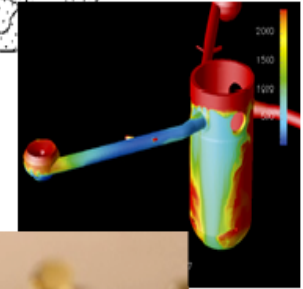
Quelques enjeux de la prise en compte des incertitudes

• 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



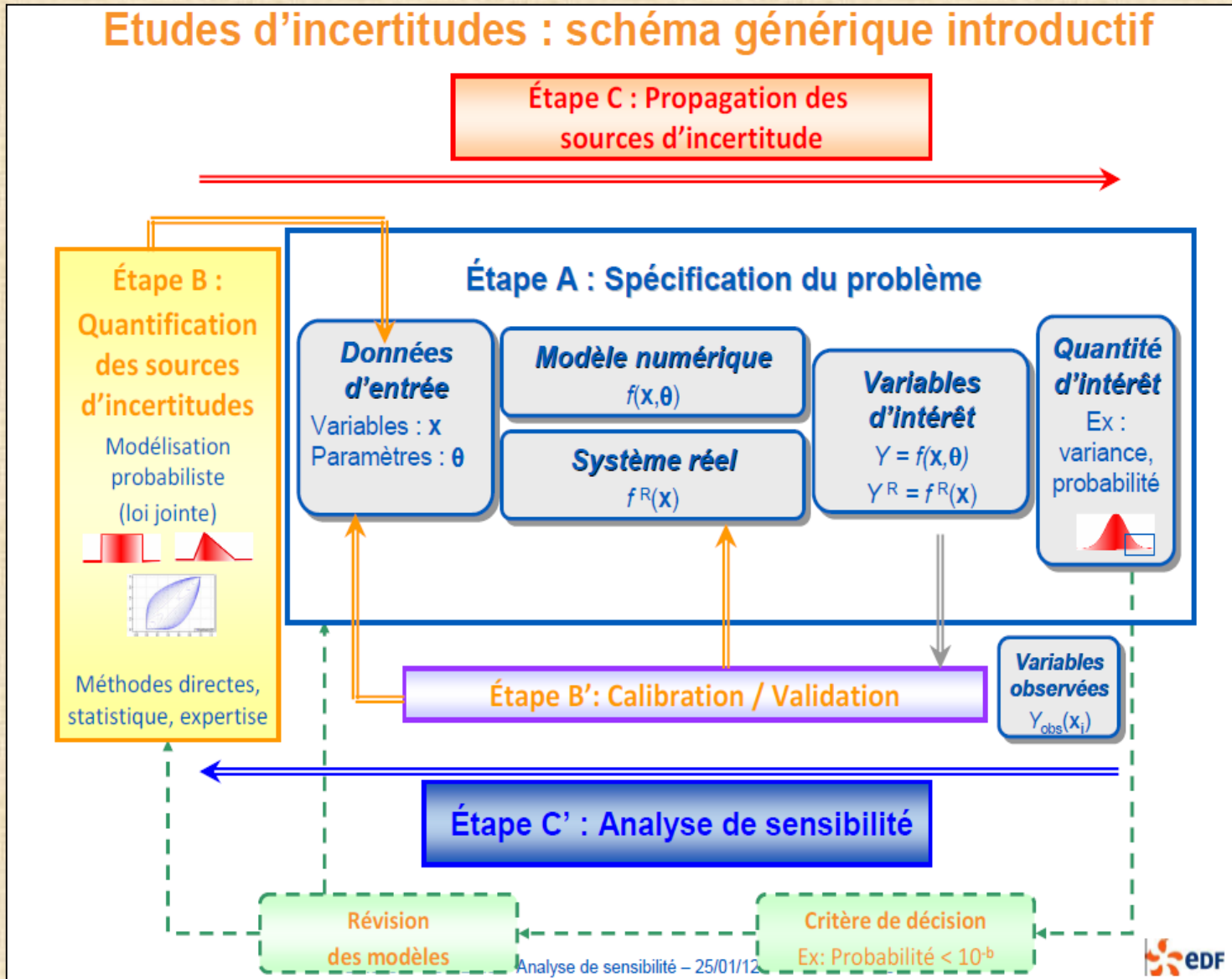
• Utilisation :

- Étude de sûreté : calculer un **risque** de défaillance
- Étude de conception : optimiser les performances d'un système



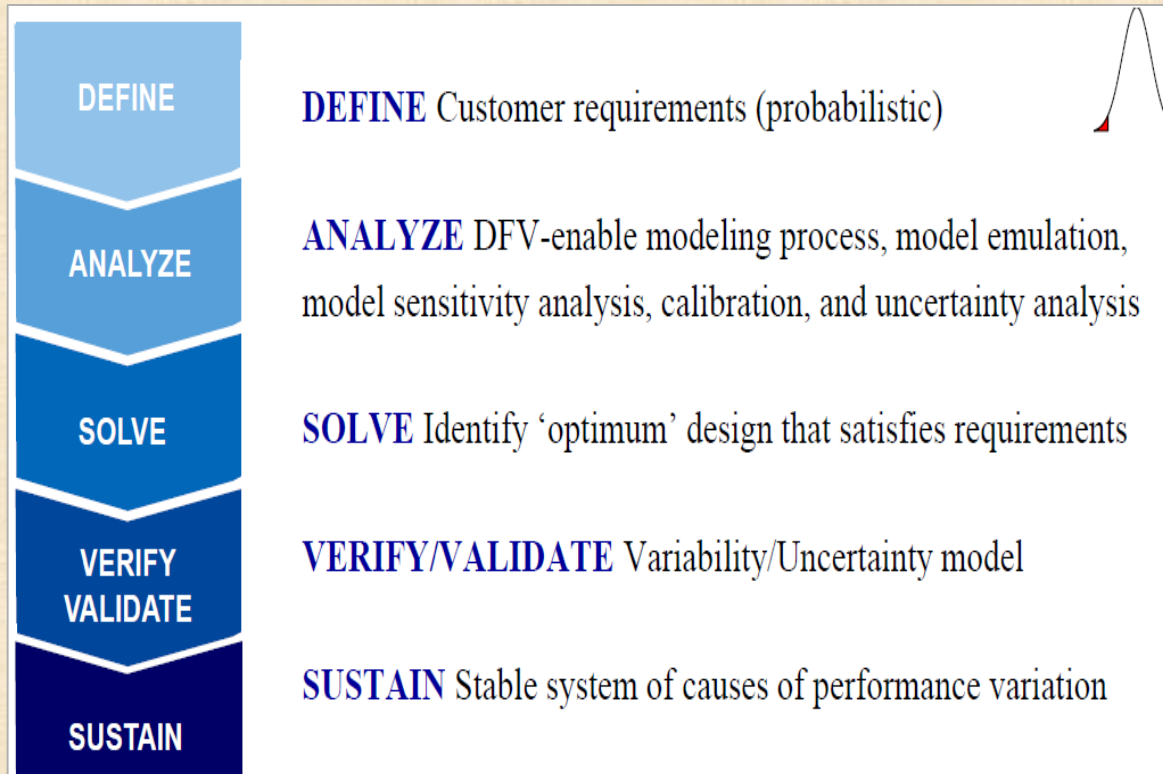
ÉTAPES de l'étude des incertitudes

Etudes d'incertitudes : schéma générique introductif



Strategy

- ☑ Identify Key Processes
- ☑ Define elements of a DFV-enabled modeling process
- ☑ Provide Resources under Strategic Initiative



Uncertainty in Engineering A Bayesian Approach engineering.larc.nasa.gov/.../S6A_-Reinman Reinman, Rev Date 5/1/2011. Slide 1 of 22. Design For Variation. NASA Statistical Engineering Symposium. Williamsburg, VA 5/5/2011.



Méthodologie PRATT&WHITNEY

Engineering Model

Design Space Filling Experiment Over Model Input Space

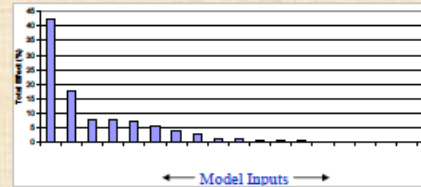
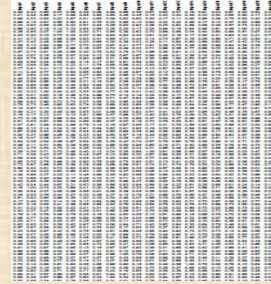
Run Experiment Through Engineering Model

Develop Model Emulator, Sensitivity Analysis

Refine Distributions of Important Model Inputs

Perform Bayesian Model Calibration

Run Real World Uncertainty Analysis

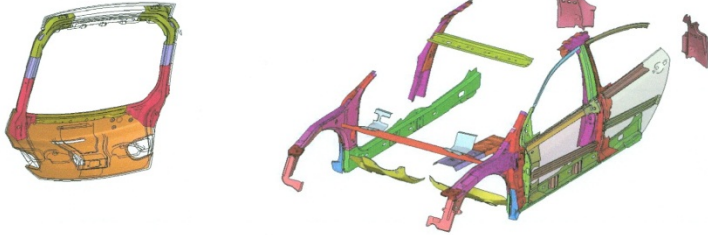


Bayesian Model Calibration





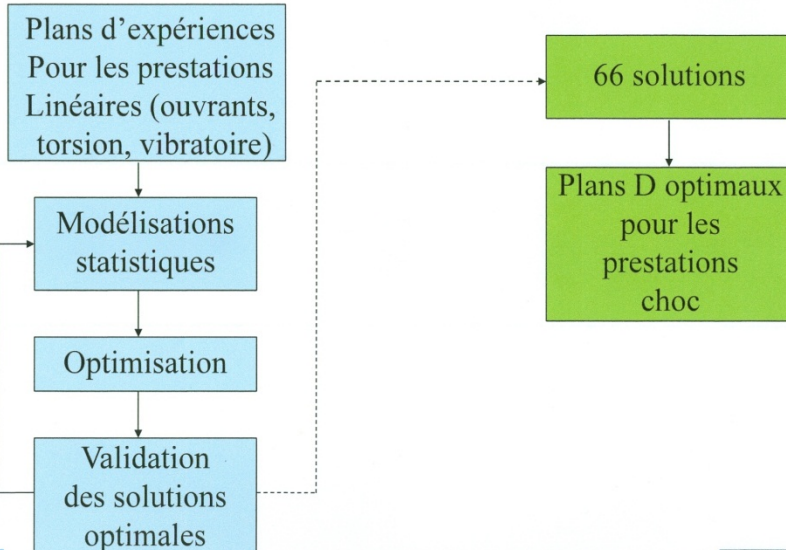
Présentation du problème, les X
périmètre, domaine de recherche



- 34 pièces, caisse 82 kg, hayon 10 kg
- 43 paramètres : épaisseurs, matériaux, présence / absence de pièces, position de rabouillage, topologies
- 6 prestations de structure = 66 réponses
- Allègement maxi caisse 19%, hayon 30%



Méthode utilisée



EXEMPLE 1: conception caisse véhicule



Plans d'expériences numérique

Y=F(X,U)

Y = sorties = prestations = réponses

X = variables = paramètres

U = conditions d'environnement, fixées dans l'étude

M = la masse = g(X)

F est une simulation très coûteuse, de type éléments finis
F est une fonction NON aléatoire



Réponses et facteurs

Prestation	Réponses	Facteurs	CPU
Hayon	4	4	2 minutes
Portes avant et arrière	4 + 4	11 + 7	5 minutes
Torsion de caisse	1	7	10 minutes
Vibratoire	15	19	20 minutes
Choc latéral (2 cas)	14 + 14	12 + 13	10 heures
Choc frontal	10	25	11 heures
TOTAL	66	43 (il existe des facteurs communs)	

Kai-Tai Fang, Li Runze, Angus Sudjianto, Design and Modeling For Computer Experiments, Chapman & Hall (2006) page 35

Flux d'eau à travers un trou (borehole) de sonde d'une nappe d'eau supérieure (aquifère) vers une nappe inférieure. Les deux nappes sont séparées par un roc imperméable. Le modèle du taux du flux d'eau peut être prédit par une équation basée sur la loi de Bernoulli en régime permanent et à température constante (isotherme).

Y : taux du flux d'eau (m³ / an) Y dépend de 8 variables

- 1 Rb: rayon du trou (m) (0,05 à 0,15)
- 2 Ri: rayon d'influence (m² / an) (100 à 50 000)
- 3 Ts: transmissivité de la nappe supérieure (m² / an) (63 070 à 115 600)
- 4 Ti: transmissivité de la nappe inférieure (63,1 à 116) 5 Hs: potentiel nappe supérieure (m) (900 à 1110)
- 5 Hi: potentiel nappe inférieure (m) (700 à 820)
- 6 L: longueur du trou (m) (1120 à 1680)
- 7 K: conductivité hydraulique du trou (m / yr) (9855 à 12045)

Variables intermédiaires

$$A = 2 \cdot \pi \cdot T_s \cdot (H_s - H_i) \quad B = \log(R_i/R_b) \quad C = 2 \cdot L \cdot T_s / (B \cdot R_b \cdot R_b \cdot K)$$

Y est fonction des 8 variables $Y = A / (B \cdot (1 + C + (T_s/T_i)))$

Données - plan uniforme proposé par
W.M. Ho et Z. Q. Xu (2000), J. Chinese Stat. Assoc. pp. 395-410



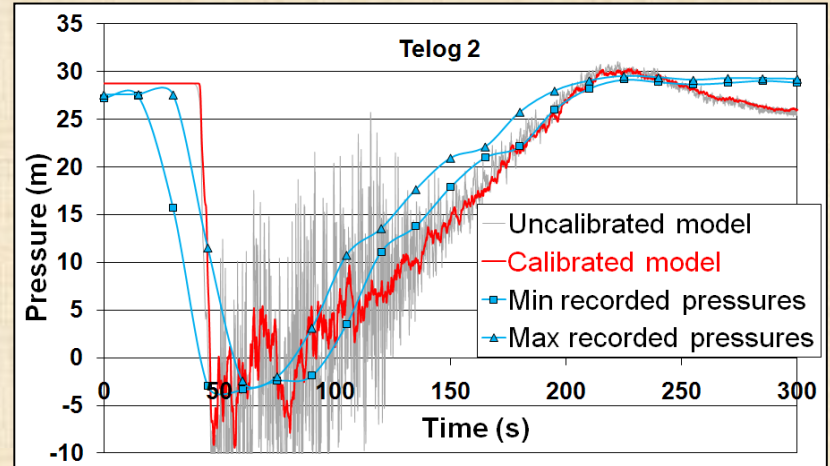
EXEMPLE 2: Hydrologie

no	Rb	Ri	Ts	Ti	Hs	Hi	L	K	Y
1	0,0500	33366,67	63070	116,00	1110,00	768,57	1200	11732,14	26,18
2	0,0500	100,00	80580	80,73	1092,00	802,86	1600	10167,86	14,42
3	0,0567	100,00	98090	80,73	1058,86	717,14	1680	11106,43	22,79
4	0,0567	33366,67	98090	98,37	1110,00	734,29	1280	10480,71	31,02
5	0,0633	100,00	115600	80,73	1075,71	751,43	1600	11106,43	28,30
6	0,0633	16733,33	80580	80,73	1058,57	785,71	1680	12045,00	24,57
7	0,0700	33366,67	63070	98,37	1092,86	768,57	1200	11732,14	48,65
8	0,0700	16733,33	115600	116,00	990,00	700,00	1360	10793,57	35,36
9	0,0767	100,00	115600	80,73	1075,71	751,43	1520	10793,57	42,48
10	0,0767	16733,33	80580	80,73	1075,71	802,86	1120	9855,00	44,20
11	0,0833	50000,00	98090	63,10	1041,43	717,14	1600	10793,57	47,45
12	0,0833	50000,00	115600	63,10	1007,14	768,57	1440	11419,29	41,00
13	0,0900	16733,33	63070	116,00	1075,71	751,43	1120	11419,29	83,77
14	0,0900	33366,67	115600	116,00	1007,14	717,14	1360	11106,43	60,05
15	0,0967	50000,00	80580	63,10	1024,29	820,00	1360	9855,00	43,18
16	0,0967	16733,33	80580	98,37	1058,57	700,00	1120	10480,71	98,04
17	0,1033	50000,00	80580	63,10	1024,29	700,00	1520	10480,71	74,39
18	0,1033	16733,33	80580	98,37	1058,57	820,00	1120	10167,86	72,18
19	0,1100	50000,00	98090	63,10	1024,29	717,14	1520	10793,57	82,18
20	0,1100	100,00	63070	98,37	1041,43	802,86	1600	12045,00	68,06
21	0,1167	33366,67	63070	116,00	990,00	785,71	1280	12045,00	81,68
22	0,1167	100,00	98090	98,37	1092,86	802,86	1680	9855,00	72,58
23	0,1233	16733,33	115600	80,73	1092,86	734,29	1200	11419,29	161,26
24	0,1233	16733,33	63070	63,10	1041,43	785,71	1680	12045,00	86,68
25	0,1300	33366,67	80580	116,00	1110,00	768,57	1280	11732,14	164,78
26	0,1300	100,00	98090	98,37	1110,00	820,00	1280	10167,86	121,76
27	0,1367	50000,00	98090	63,10	1007,14	820,00	1440	10167,86	76,55
28	0,1367	33366,67	98090	116,00	1024,29	700,00	1200	10480,71	164,84
29	0,1433	50000,00	63070	116,00	990,00	785,71	1440	9855,00	89,50
30	0,1433	50000,00	115600	63,10	1007,14	734,29	1440	11732,14	141,02
31	0,1500	33366,67	63070	98,37	990,00	751,43	1360	11419,29	139,94
32	0,1500	100,00	115600	80,73	1041,43	734,29	1520	11106,43	157,59

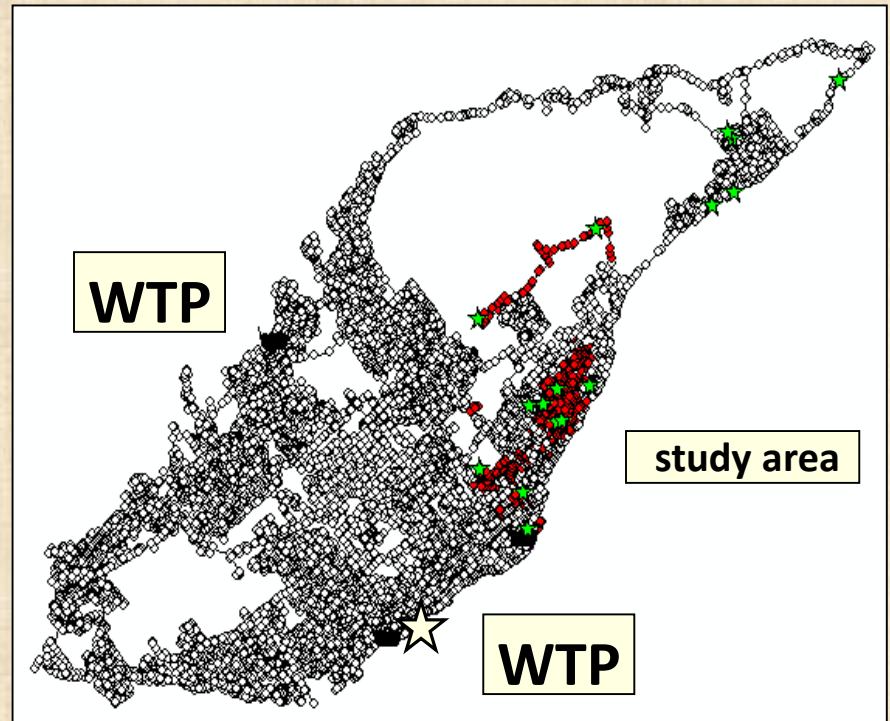
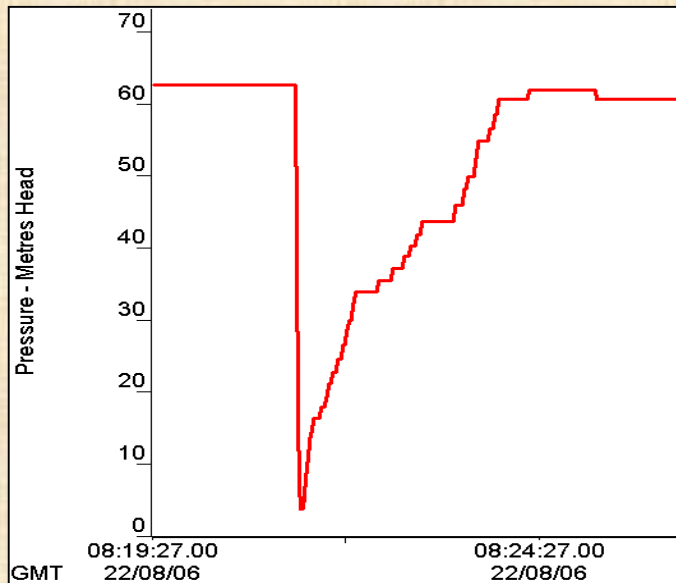


EXEMPLE 3: intrusion réseau distribution eau potable

Some Critical Factors Contributing to Intrusion in a Full-Scale Water Distribution System
Gabrielle Ebacher, Marie-Claude Besner, Michèle Prévost, Bernard Clément



Downsurge recorded at WTP:
Pressure drop from 90 to 6 psi



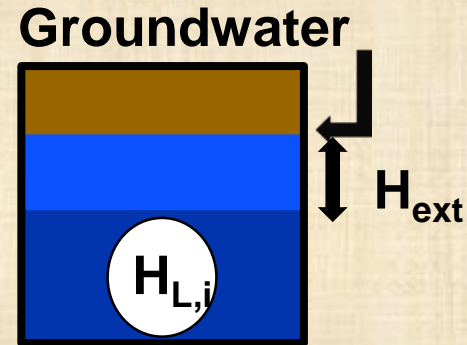


Estimation of intrusion volumes

Orifice equation:
$$Q_i = C_D A \sqrt{2g \left(H_{\text{ext}} - H_{L,i} \right)}$$

LEAKAGE ORIFICES:

$$L_c = C_D A \sqrt{2g} = L_c = \frac{\text{Leakage rate} * \text{Total network demand}}{\sum_{\text{All nodes}} \sqrt{\text{Steady-state pressure}}}$$



SUBMERGED AIR-VACUUM VALVES:



- $C_D = 0.62$
- $A = f(\text{Outlet orifice diameter})$:
 - AWWA rule of thumb: 25 mm outlet orifice diameter per 300 mm of pipe diameter
 - 17 AVVs modeled as one-way feed tanks

EXEMPLE 3: intrusion réseau distribution eau potable

Premier plan :
factoriel complet 3^4
81 essais

Factor	Low	Center	High
HextLO	0.00	1.50	3.00
HextAVVs	0.01	1.50	3.00
LR	0.05	0.23	0.40
MFdAVVs	0.50	1.25	2.00

Nouveau plan : Space-filling

- Utile pour modélisation de système déterministes
- Meilleure performance avec des fonctions non linéaires
- Minimise le nombre d'essais

Deuxième plan :
Latin Hypercube Sample

40 essais
 $= 10 * 4$
 $= 10 \times \text{nombre de facteurs}$

Maximin Latin Hypercube Sample (LHS)

- Stratified random sampling
- Compromise between spread of points
(sphere packing)
and uniform spacing (uniform design)
- Covers the entire range of each input variable
Maximin: maximize the minimum distance
between any pair of design points
- Low discrepancy: high uniformity



EXEMPLE 3: intrusion réseau distribution eau potable

Deuxième plan : Latin Hypercube Sample

40 essais
= $10 * 4$
= $10 \times f$

Règle empirique

$10 \times f$

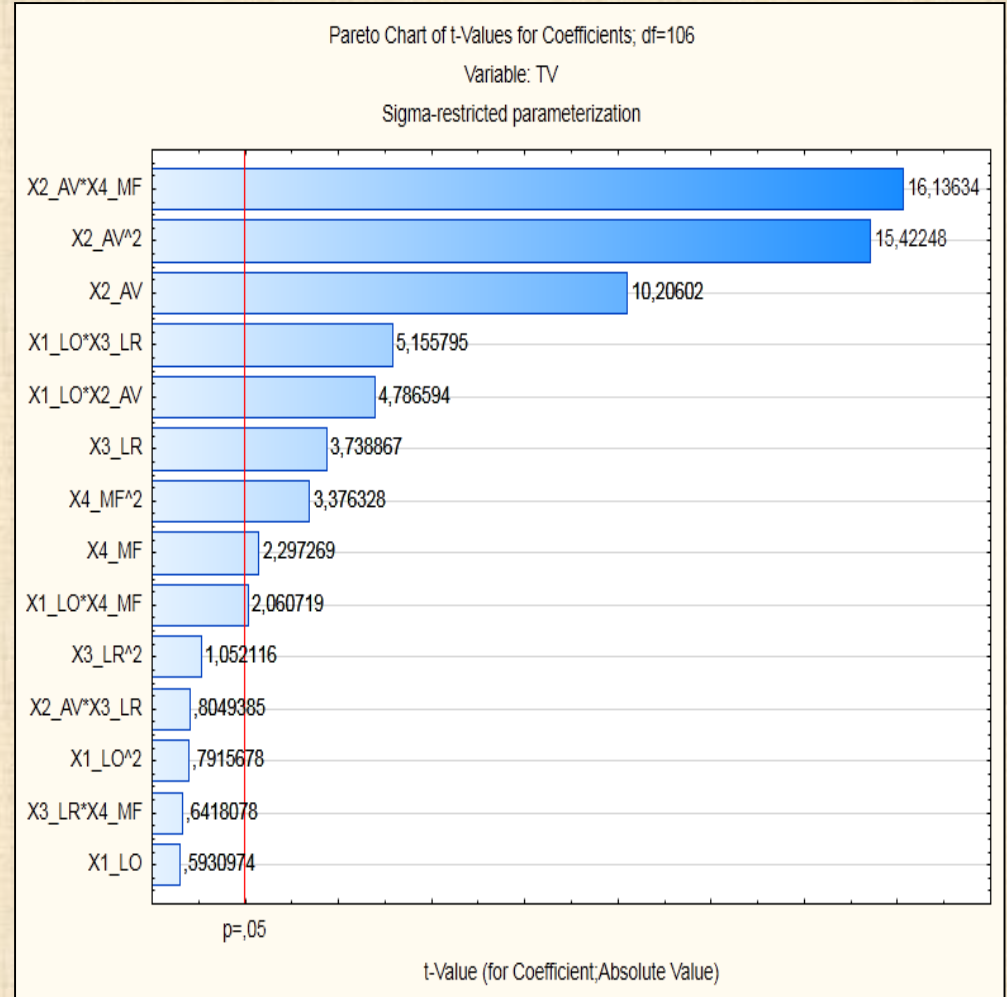
f = nombre de facteurs

design	run	X1_LO	X2_AV	X3_LR	X4_MF	TV
LHD	1	2,46	0,24	0,18	1,46	69,527
LHD	2	0,62	1,39	0,11	1,23	51,058
LHD	3	0,23	2,62	0,16	1,58	213,708
LHD	4	1,00	0,39	0,33	2,12	82,812
LHD	5	0,69	1,70	0,05	2,15	66,378
LHD	6	0,85	2,69	0,06	1,12	132,847
LHD	7	2,08	0,55	0,31	1,08	95,241
LHD	8	1,31	0,32	0,07	1,38	20,082
LHD	9	1,85	0,01	0,21	2,04	66,825
LHD	10	1,23	2,85	0,14	2,08	272,046
LHD	11	0,31	1,31	0,32	1,73	89,080
LHD	12	2,77	1,47	0,25	1,31	106,707
LHD	13	1,77	1,08	0,26	2,46	84,906
LHD	14	1,08	0,47	0,10	2,31	27,132
LHD	15	1,46	2,39	0,34	1,35	176,472
LHD	16	0,00	2,00	0,19	2,19	132,369
LHD	17	0,77	2,92	0,28	1,85	302,105
LHD	18	2,23	0,78	0,08	1,88	32,612
LHD	19	0,38	0,85	0,23	2,50	59,375
LHD	20	2,69	2,46	0,36	1,69	210,249
LHD	21	1,15	0,62	0,22	1,42	65,030
LHD	22	1,69	2,08	0,18	1,04	97,077
LHD	23	0,15	0,70	0,15	1,81	40,897
LHD	24	2,38	1,24	0,09	1,19	47,036
LHD	25	2,54	1,01	0,27	1,92	98,864
LHD	26	1,38	1,77	0,24	1,77	106,005
LHD	27	3,00	0,93	0,17	2,38	69,960
LHD	28	1,54	1,93	0,09	1,62	80,037
LHD	29	2,62	2,77	0,29	1,00	199,538
LHD	30	0,92	1,16	0,36	1,15	102,086
LHD	31	2,92	1,62	0,38	2,42	167,602
LHD	32	2,31	0,16	0,40	1,96	130,739
LHD	33	0,08	2,31	0,30	1,27	160,673
LHD	34	2,85	2,23	0,13	1,65	121,696
LHD	35	0,46	2,16	0,37	2,27	186,503
LHD	36	0,54	0,09	0,35	1,50	74,407
LHD	37	1,62	1,54	0,39	2,00	133,005
LHD	38	2,15	2,54	0,27	2,23	226,011
LHD	39	2,00	1,85	0,12	2,35	87,643
LHD	40	1,92	3,00	0,20	1,54	182,750



**EXEMPLE 3: intrusion réseau Distribution eau potable
modélisation par polynôme**

	TV Param.	TV Std.Err	TV t	TV p
Intercept	-12,086	16,2877	-0,7420	0,459726
X1_LO	4,435	7,4770	0,5931	0,554379
X1_LO^2	1,428	1,8038	0,7916	0,430380
X2_AV	-77,845	7,6274	-10,2060	0,000000
X2_AV^2	28,153	1,8254	15,4225	0,000000
X3_LR	269,146	71,9861	3,7389	0,000300
X3_LR^2	-139,881	132,9517	-1,0521	0,295139
X4_MF	38,852	16,9121	2,2973	0,023568
X4_MF^2	-18,562	5,4976	-3,3763	0,001028
X1_LO*X2_AV	-6,715	1,4029	-4,7866	0,000006
X1_LO*X3_LR	61,609	11,9494	5,1558	0,000001
X2_AV*X3_LR	-9,633	11,9669	-0,8049	0,422657
X1_LO*X4_MF	-5,330	2,5866	-2,0607	0,041778
X2_AV*X4_MF	43,306	2,6838	16,1363	0,000000
X3_LR*X4_MF	-14,417	22,4635	-0,6418	0,522383



EXEMPLE 4: Engine Block and Head Sealing Assembly

Kai-Tai Fang, Li Runze, Angus Sudjianto
Design and Modeling For Computer
Experiments
Chapman & Hall (2006) page 136

Computer model simulation engine cylinder head and block joint sealing including the assembly process and engine conditions of thermal and cylinder pressure cyclical loads due to combustion process.

The simulation setup is complex and require excessive requirements.

Optimization of the design head gasket for sealing with 8 factors in 27 runs.

Y : gap lift objective : minimiser

- x1: gasket thickness
- x2: number of contour zones
- x3: zone-to-zone transition
- x4: bead profile
- x5: coining depth
- x6: deck face surface flatness
- x7: lead/deflection variation
- x8: head bolt force variation

no	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	Y					
1	2	2	3	2	2	1	2	3	1,53					
2	3	3	3	2	3	1	3	1	2,21					
3	1	1	2	3	2	1	3	3	1,69					
4	3	1	2	1	2	2	3	1	1,92					
5	1	1	2	2	3	1	1	2	1,42					
6	1	3	2	3	3	3	2	2	5,33					
7	1	3	1	2	1	2	3	3	2,00					
8	2	3	2	1	1	1	1	1	2,13					
9	3	2	1	3	3	2	1	2	1,77					
10	2	1	1	2	1	3	1	3	1,89					
11	1	3	3	1	3	2	1	3	2,17					
12	3	2	2	3	1	2	1	3	2,00					
13	3	3	1	3	2	1	2	3	1,66					
14	2	1	1	3	3	2	3	1	2,54					
15	1	2	1	1	3	1	2	1	1,64					
16	3	1	3	2	3	3	2	3	2,14					
17	1	2	3	1	1	3	3	2	4,20					
18	3	2	2	2	1	3	2	1	1,69					
19	1	2	1	2	2	3	1	1	3,74					
20	2	2	2	1	3	3	3	3	2,07					
21	2	3	3	3	2	3	1	1	1,87					
22	2	Modélisation par polynômes					2	2	1,19					
23	3						3	2	1,70					
24	2						3	2	1,29					
25	2						2	2	1,82					
26	1						2	1	3,43					
27	3						1	3	1	2	2	1	2	1,91



Kai-Tai Fang, Li Runze, Angus Sudjianto
Design And Modeling For Computer Experiments
Chapman & Hall (2006) page 154

référence originale
Hoffman, R. M. et all (2003)
Robust Piston Design and Optimized Using Piston
Secondary Motion Analysis Society of
Automotive Engineers, SAE Paper 2003-01-0148

Power cylinder system modeld using the multi-body
dynamics code ADAMS/Flex including
a finite element model

Y : piston slap (unwanted engine noise)
objectif : minimiser

x1: clearance between the piston and the cylinder liner

x2: location of Peak Pressure

x3: Skirt length

x4: Skirt profile

x5: Skirt ovality

x6: Pin offset

no	x1	x2	x3	x4	x5	x6	Y
1	71	16,8	21,0	2	1	0,98	56,75
2	15	15,6	21,8	1	2	1,30	57,65
3	29	14,4	25,0	2	1	1,14	53,97
4	85	14,4	21,8	2	3	0,66	58,77
5	29	12,0	21,0	3	2	0,82	56,34
6	57	12,0	23,4	1	3	0,98	56,85
7	85	13,2	24,2	3	2	1,30	56,68
8	71	18,0	25,0	1	2	0,82	58,45
9	43	16,8	22,6	3	3	1,14	55,50
10	15	16,8	24,2	2	3	0,50	52,77
11	43	13,2	22,6	1	1	0,50	57,36
12	57	15,6	23,4	3	1	0,66	59,64

Modélisation par Krigage



Modélisation par Krigeage

probabilistic design optimization study.

In this example, we consider the following Gaussian Kriging model:

$$y(\mathbf{x}_i) = \mu + z(\mathbf{x}_i),$$

where $z(\mathbf{x})$ is a Gaussian process with zero mean, variance σ^2 , and correlation function between \mathbf{x}_i and \mathbf{x}_j :

$$r(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp \left\{ - \sum_{k=1}^s \theta_k |x_{ik} - x_{jk}|^2 \right\}.$$

TABLE 5.8

Penalized Maximum Likelihood Estimate

Parameter	MLE	SCAD	L_1	L_2
$\hat{\lambda}$		0.1100	0.1300	0.0600
$\hat{\mu}$	56.7275	56.2596	56.5177	56.5321
$\hat{\sigma}^2$	3.4844	4.1170	3.6321	3.4854
$\hat{\theta}_1$	0.1397	0.8233E-3	0.1670E-2	0.3776E-2
$\hat{\theta}_2$	1.6300	0.18570E-6	0.1418E-3	0.2433E-1
$\hat{\theta}_3$	2.4451	0.4269E-1	0.5779	0.2909
$\hat{\theta}_4$	4.0914	0.5614E-6	0.2022E-3	0.3264E-1
$\hat{\theta}_5$	4.0914	0.3027E-5	0.1501	0.9798E-1
$\hat{\theta}_6$	12.2253	4.6269	0.1481E-1	0.2590
MSE	2.9953	2.1942	4.3067	3.1087
MAR	1.3375	1.0588	1.4638	1.3114

EXAMPLE 5: piston slap noise

Denote by $\hat{\mathbf{b}} = R^{-1}(\hat{\boldsymbol{\theta}})(\mathbf{y} - \mathbf{1}_n \hat{\mu})$ the best linear unbiased predictor for the response variable at input variable \mathbf{x} ,

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \hat{\mu} + \mathbf{r}(\mathbf{x})\hat{\mathbf{b}},$$

where $\mathbf{r}(\mathbf{x})$ was defined in Section 5.4.1.

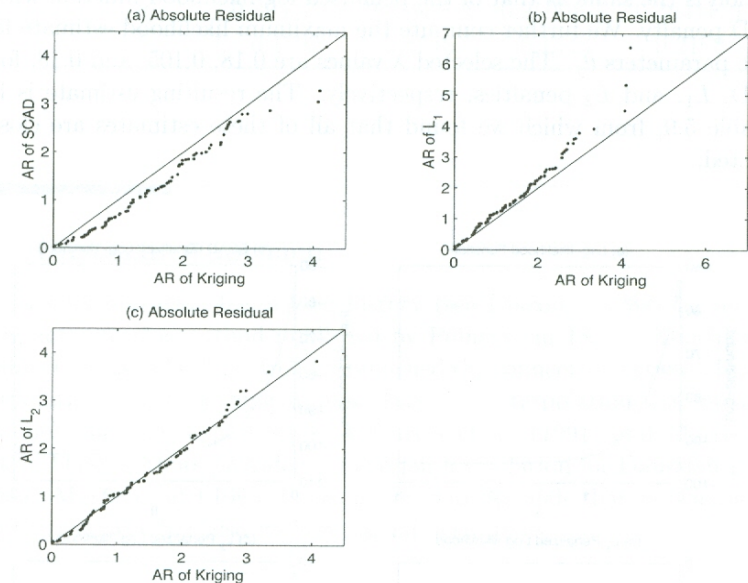


FIGURE 5.8

Plots of absolute residuals.

EXEMPLE 6: Exhaust Manifold Sealing

Ensemble d'entraînement

Kai-Tai Fang, Li Runze, Angus Sudjianto, Design and Modeling For Computer Experiments

Chapman & Hall (2006) page 172

Exhaust Manifold Sealing Exhaust manifold engine

Components endure harsh and rapid thermal cycling conditions ranging from sub-zero to 1000 deg. C Computer-aided engineering tools to predict design performance.

Reference originale

Hazime, R. M. et all. (2003) Transient non-linear fea and tmf life estimates of cas exhaust manifolds
SAE 2003-01-0918

Y: response related to leaks objectif : minimiser
5 facteurs dont le nom n'est pas divulgué

no	x1	x2	x3	x4	x5	Y
1	0,00	0,38	0,13	0,63	0,06	14,30
2	0,75	1,00	0,63	0,16	0,44	11,08
3	0,81	0,06	0,06	0,31	0,63	14,36
4	0,13	0,19	0,31	0,25	0,69	10,01
5	0,38	0,56	0,75	0,19	1,00	11,19
6	0,94	0,25	0,56	0,00	0,25	2,70
7	0,69	0,69	0,19	0,88	0,88	19,55
8	0,44	0,88	0,00	0,44	0,19	19,68
9	0,25	0,31	0,88	1,00	0,50	9,65
10	0,56	0,13	1,00	0,56	0,81	9,63
11	0,31	0,50	0,81	0,13	0,13	7,94
12	0,06	0,75	0,44	0,50	0,75	16,98
13	0,63	0,44	0,25	0,81	0,00	19,51
14	0,88	0,81	0,69	0,75	0,31	22,88
15	0,19	0,94	0,94	0,69	0,38	18,01
16	0,50	0,00	0,38	0,94	0,56	10,20
17	1,00	0,63	0,50	0,38	0,94	17,68

Ensemble de test

18	0,00	0,26	0,47	0,21	0,42	8,61
19	0,63	0,42	0,05	0,26	0,11	15,48
20	0,84	0,63	0,53	0,42	0,00	20,72
.
37	00	14,76

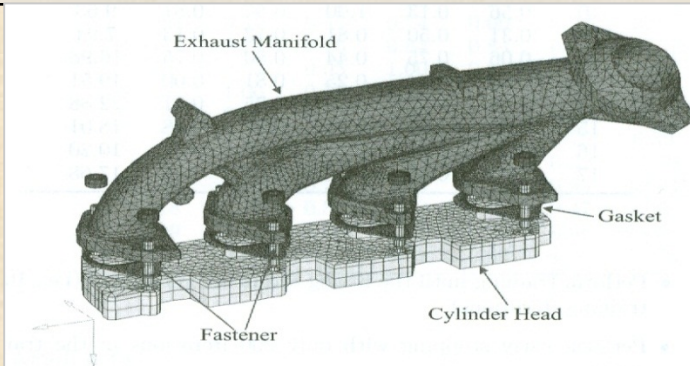


FIGURE 5.14
Exhaust manifold finite element model.

**Modélisation
par
réseau de neurones**

EXEMPLE 6: Exhaust Manifold

modélisation par réseau de neurones

Kai-Tai Fang, Li Runze, ANgus Sudjianto, Design and Modeling For Computer Experiments Chapman & Hall (2006) page 172

Exhaust Manifold Sealing Exhaust manifold engine Components endure harsh and rapid thermal cycling conditions ranging from sub-zero to 1000 deg. C Computer-aided engineering tools ro predict design performance.

Reference originale

Hazime, R. M. et al. (2003) Transient non-linear fea and tmf life estimates of cas exhaust manifolds SAE 2003-01-0918

Y: response related to leaks objectif : minimiser 5 facteurs dont le nom n'est pas divulgué

TABLE 5.13

Performance Comparison in Terms of RMSE (fitting training data and predicting testing data) of Different MLP Networks

Networks	RMSE (fit)	RMSE (pre-diction)
2 unit hidden layer	1.4882	3.1905
15 unit hidden layer with early stopping (200 iterations)	0.0102	2.1853
15 unit hidden layer without early stopping (10000 iterations)	0.0000	2.3258
15 unit hidden layer without early stopping and penalized least square post-training (3 out of 15 hidden units are maintained)	0.9047	2.2575

Ensemble d'entrainement

no	x1	x2	x3	x4	x5	Y
1	0,00	0,38	0,13	0,63	0,06	14,30
2	0,75	1,00	0,63	0,16	0,44	11,08
3	0,81	0,06	0,06	0,31	0,63	14,36
4	0,13	0,19	0,31	0,25	0,69	10,01
5	0,38	0,56	0,75	0,19	1,00	11,19
6	0,94	0,25	0,56	0,00	0,25	2,70
7	0,69	0,69	0,19	0,88	0,88	19,55
8	0,44	0,88	0,00	0,44	0,19	19,68
9	0,25	0,31	0,88	1,00	0,50	9,65
10	0,56	0,13	1,00	0,56	0,81	9,63
11	0,31	0,50	0,81	0,13	0,13	7,94
12	0,06	0,75	0,44	0,50	0,75	16,98
13	0,63	0,44	0,25	0,81	0,00	19,51
14	0,88	0,81	0,69	0,75	0,31	22,88
15	0,19	0,94	0,94	0,69	0,38	18,01
16	0,50	0,00	0,38	0,94	0,56	10,20
17	1,00	0,63	0,50	0,38	0,94	17,68

Ensemble de test

18	0,00	0,26	0,47	0,21	0,42	8,61
19	0,63	0,42	0,05	0,26	0,11	15,48
20	0,84	0,63	0,53	0,42	0,00	20,72
.
37	0,42	0,37	0,58	0,63	1,00	14,76



RÉFÉRENCES : liste partielle

1. **Fang K., Li R., Sudjianto A. (2006).** *Design and Modeling for Computer Experiments* Chapman & Hall/CRC, QA76.9 C65 F36 2005
2. **Santner T., Williams B.J., Notz, W.I. (2003).** *The Design and Analysis of Computer Experiments.* Springer, QA279.S235 2003
3. **Kleijnen J. P. C. (2008).** *Design and Analysis of Simulation Experiments.* Springer, 2008.
4. **Lavaud G., Oppenheim G., Tourbier Y. (2006).** *Optimisation multi objectifs d'une caisse de véhicule.* Planification d'expériences et analyse d'incertitudes pour les gros codes numériques: approches stochastiques. Toulouse, Février 2006.
5. **Jourdan A. (2005).** *Planification d'expériences numériques.* revue MODULAD, pp. 63-73
6. **Wu C. F. J. (2009).** *DOE in High-Tech Age.* <http://www2.isye.gatech.edu/~jeffwu/>
7. **Bertrand looss (2011).** <http://www.gdr-mascotnum.fr/doku.php?id=iooss1>
8. **The-Quan Phan et all (2011)** *Auto-Extraction of Modelica Code From Finite Element Analysis or Measurement Data.* Proceedings of the 8th International Modelica conference, 20-22 marche 2011, Dreden



[Uncertainty in Engineering A Bayesian Approach](http://engineering.larc.nasa.gov/.../S6A_-_Reinman)
engineering.larc.nasa.gov/.../S6A_-_Reinman
 Reinman, Rev Date 5/1/2011. Slide 1 of 22.
 Design For Variation. NASA Statistical Engineering
 Symposium. Williamsburg, VA 5/5/2011.

Bibliography

Websites

1. http://www.mucm.ac.uk/Pages/Resources/Resources_ReadingList.htm. An excellent annotated bibliography
2. http://mucm.group.shef.ac.uk/Pages/Dissemination/Dissemination_Presentations.html, presentations and talks at MUCM
3. <http://www.stat.duke.edu/~fei/samsi/index.html>
4. <http://legacy.samsi.info/programs/2006compmodprogram.shtml>

Source: Grant Reinman, Pratt&Whitney

Uncertainty, Bayesian Statistics

5. Lindley, D.V. (2006). *Understanding Uncertainty*. New York: John Wiley and Sons.
6. O'Hagan, A. (2004). Dicing with the unknown. *Significance*, Volume 1, Issue 3, pages 132–133
7. Bernardo, J. M. (2003). Bayesian Statistics. *Encyclopedia of Life Support Systems (EOLSS). Probability and Statistics*, (R. Viertl, ed). Oxford, UK: UNESCO (www.eolss.net)
8. Lindley, D. V. (2000). The Philosophy of Statistics. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, Vol. 49, No. 3, pp. 293–337
9. Gelman, A., Carlin, J.B., Stern, H.S., and Rubin, D.B. (2004). *Bayesian Data Analysis, Second Edition*. New York: Chapman and Hall.
10. O'Hagan, A., Buck, C. E., Daneshkhah, A., Eiser, J. R., Garthwaite, P. H., Jenkinson, D. J., Oakley, J. E. and Rakow, T. (2006). *Uncertain Judgements: Eliciting Expert Probabilities*. John Wiley and Sons, Chichester.

Bayesian Model Calibration, Methods

11. O'Hagan, A. (2006). Bayesian analysis of computer code outputs: a tutorial. *Reliability Engineering and System Safety* 91, 1290–1300.
12. Kennedy, M. C. and O'Hagan, A. (2001). Bayesian calibration of computer models (with discussion). *J.R. Statist. Soc. B*, 63, 425–464.
13. M. C. Kennedy and A. O'Hagan 2001. Supplementary details on Bayesian calibration of computer models, *Internal report*, University of Sheffield.
14. Bayarri, M. J., Berger, J. O., Paulo, R., Sacks, J., Cafeo, J. A., Cavendish, J., Lin, C. H., and Tu, J. (2007b), A Framework for Validation of Computer Models, *Technometrics*, 49, 138–154.
15. Bayarri, M. J., Berger, J. O., Cafeo, J., Garcia-Donato, G., Liu, F., Palomo, J., Parthasarathy, R. J., Paulo, R., Sacks, J., and Walsh, D. (2007a), Computer Model Validation with Functional Output. *Annals of Statistics*, 35, 1874–1906.
16. Higdon, D., Kennedy, M., Cavendish, J. C., Cafeo, J. A., and Ryne, R. D. (2004), Combining Field Data and Computer Simulation for Calibration and Prediction. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 26, 448–466.
17. Williams, B., Higdon, D., Gattiker, J., Moore, L., McKay, M., and Keller-McNulty, S. (2006), Combining Experimental Data and Computer Simulations, With an Application to Flyer Plate Experiments, *Bayesian Analysis* 1, Number 4, pp. 765–792
18. Higdon, D., Gattiker, J., Williams, B., Rightly, M. (2008), Computer Model Calibration Using High-Dimensional Output, *Journal of the American Statistical Association*, 103, 570–583.

Gaussian Process Emulation, Experimental Design for Emulation

19. Santner, T.J., Williams, B.J. and Notz, W.I. (2003). *The Design and Analysis of Computer Experiments*. New York: Springer-Verlag.
20. Fang, K., Li, R., and Sudjianto, A. (2006). *Design and Modeling for Computer Experiments*. Boca Raton, FL: Chapman and Hall/CRC
21. Forrester, A., Sobester, A., and Keane, A. (2008). *Engineering Design via Surrogate Modelling: A Practical Guide*. New York: Wiley.
22. Rasmussen, C. E. and Williams, C. K. I. (2006), *Gaussian Processes for Machine Learning*, Cambridge, MA: The MIT Press.
23. Bastos, L. and O'Hagan, A. (2009). Diagnostics for Gaussian Process Emulators, *Technometrics* 51, 425-438.
24. Oakley, J.E. and O'Hagan, A. (2004). Probabilistic sensitivity analysis of complex models: a Bayesian approach. *Journal of the Royal Statistical Society B* 66, 751-769.
25. Gramacy, R. B., and Lee, H. K. H. (2008). Bayesian Treed Gaussian Process Models With an Application to Computer Modeling, *Journal of the American Statistical Association*, 103, 1119–1130.
26. Sacks, J., Schiller, S. B., and Welch, W. J. (1989a), Designs for Computer Experiments, *Technometrics*, 31, 41–47.
27. Welch, W. J., Buck, R. J., Sacks, J., Wynn, H. P., Mitchell, T. J., and Morris, M.D. (1992), Screening, Predicting, and Computer Experiments, *Technometrics*, 34, 15–25.
28. Tang, B. (1993), Orthogonal Array-Based Latin Hypercubes, *Journal of the American Statistical Association*, 88, 1392–1397.
29. Fang, K. T., Lin, D. K. J., Winker, P., and Zhang, Y. (2000), Uniform Design: Theory and Application, *Technometrics*, 42, 237–248.
30. Johnson, M. E., Moore, L. M., and Ylvisaker, D. (1990), Minimax and Maximin Distance Designs, *Journal of Statistical Planning and Inference*, 26, 131–148.
31. Loepky, J., Sacks, J., Welch, W. (2009). Choosing the Sample Size of a Computer Experiment: A Practical Guide, *Technometrics*. November 1, 2009, 51(4): 366-376

Computational Methods (Modular Bayes, MCMC)

32. Liu, F., Bayarri, M., and Berger, J. (2009). Modularization in Bayesian Analysis, with Emphasis on Analysis of Computer Models, *Bayesian Statistics* 4, Number 1, pp. 119-150.
33. Metropolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A., and Teller, E. (1953), Equations of State Calculations by Fast Computing Machines, *Journal of Chemical Physics*, 21, 1087–1091.
34. Gamerman, D. and Lopes, H. (2006). *Markov Chain Monte Carlo*. Boca Raton, FL: Chapman and Hall
35. Gilks W.R., Richardson S. and Spiegelhalter D.J. (1996). *Markov Chain Monte Carlo in Practice*. Chapman & Hall/CRC.
36. Albert, J. (2009). *Bayesian Computation with R*. New York: Springer
37. R: <http://www.r-project.org/>

Applications

38. Kennedy, M.C., Anderson, C.W., Conti, S. and O'Hagan, A. (2006). Case studies in Gaussian process modelling of computer codes. *Reliability Engineering and System Safety* 91, 1301–1309.
39. Aslett, R., Buck, R. J., Duvall, S. G., Sacks, J., and Welch, W. J. (1998), Circuit Optimization via Sequential Computer Experiments: Design of an Output Buffer, *Applied Statistics*, 47, 31–48.
40. Bayarri, M. J., Berger, J. O., Kennedy, M. C., Kottas, A., Paulo, R., Sacks, J., Cafeo, J. A., Lin, C. H., and Tu, J. (2005), Bayesian Validation of a Computer Model for Vehicle Crashworthiness, *Tech. Rep. 163, National Institute of Statistical Sciences*, Research Triangle Park, NC, <http://www.niss.org/technicalreports/tr163.pdf>.
41. Chang, P. B., Williams, B. J., Bhalla, K. S. B., Belknap, T. W., Santner, T. J., Notz, W. I., and Bartel, D. L. (2001), Design and Analysis of Robust Total Joint Replacements: Finite Element Model Experiments With Environmental Variables, *Journal of Biomechanical Engineering*, 123, 239–246.
42. Liu, F., Bayarri, M. J., Berger, J. O., Paulo, R., and Sacks, J. (2008), A Bayesian Analysis of the Thermal Challenge Problem, *Computational Methods and Applications in Mechanical Engineering*, to appear, also available as National Institute of Statistical Sciences Technical Report 166, <http://www.niss.org/technicalreports/tr166.pdf>.
43. Heitmann, K., Higdon, D., Nakhleh, C. and Habib, S. (2006). Cosmic Calibration [L.AUR-06-2320](http://www.niss.org/technicalreports/tr166.pdf)
44. Anderson, B. and Haller, H. (2011). Combining Computational Fluid Dynamics Analysis Data with Experimentally Measured Data, *Quality Engineering* 23, 46-58.

Cours de B. Ioos Univ. Nice 2013

<http://www.gdr-mascotnum.fr/doku.php?id=iooss1#academic>

Credits & Bibliographie

- Morgan Abily (Polytech' Nice-Sophia) pour l'exemple de simulation d'inondations
- Tutoriel « Incertitudes », JdS 2011, A. Pasanisi (EDF R&D)
- De Rocquigny, Devictor & Tarantola (eds), *Uncertainty in industrial practice*, Wiley, 2008
- Lemaire, *Fiabilité des structures*. Lavoisier, 2005
- Fang et al., *Design and modeling for computer experiments*, Chapman & Hall, 2006
- Kleijnen, *The design and analysis of simulation experiments*, Springer, 2008
- Faivre et al., *Analyse de sensibilité et exploration de modèles – Applications aux sciences de la nature et de l'environnement*, Editions Quaé, à paraître
- Saltelli et al., *Sensitivity analysis*, Wiley, 2000
- Travaux de Volkova et al. (2008), Marrel et al. (2011)