

LES PLÉNIÈRES 2009 DU LCPC

Sciences et techniques
du Génie Civil

JOURNÉES ACOUSTIQUE

BATZ-SUR-MER – 10 et 11 JUIN 2009

La méthode de Calibration sous Incertitudes

Application à la propagation acoustique en milieu ouvert

Olivia LEROY

Benoit GAUVREAU

Fabrice JUNKER (EDF R&D)

Michel BERENGIER

Contexte de l'étude

- Fortes exigences réglementaires et normatives
 - Bruit routier = valeurs seuil
Article 2 de l'arrêté du 5 mai 1995 relatif au bruit des infrastructures routières
 - Bruit industriel : émergences
Article 3 de l'arrêté du 23 janvier 1997 relatif à la limitation des bruits émis dans l'environnement par les installations classées pour la protection de l'environnement
- Dispersion des niveaux sonores à grande distance (source-récepteur) :
 - Paramètres micrométéorologiques
 - Caractéristiques de sol
 - Obstacles
 - Topographie
 - Influence relative de ces différents paramètres combinés

Contexte de l'étude

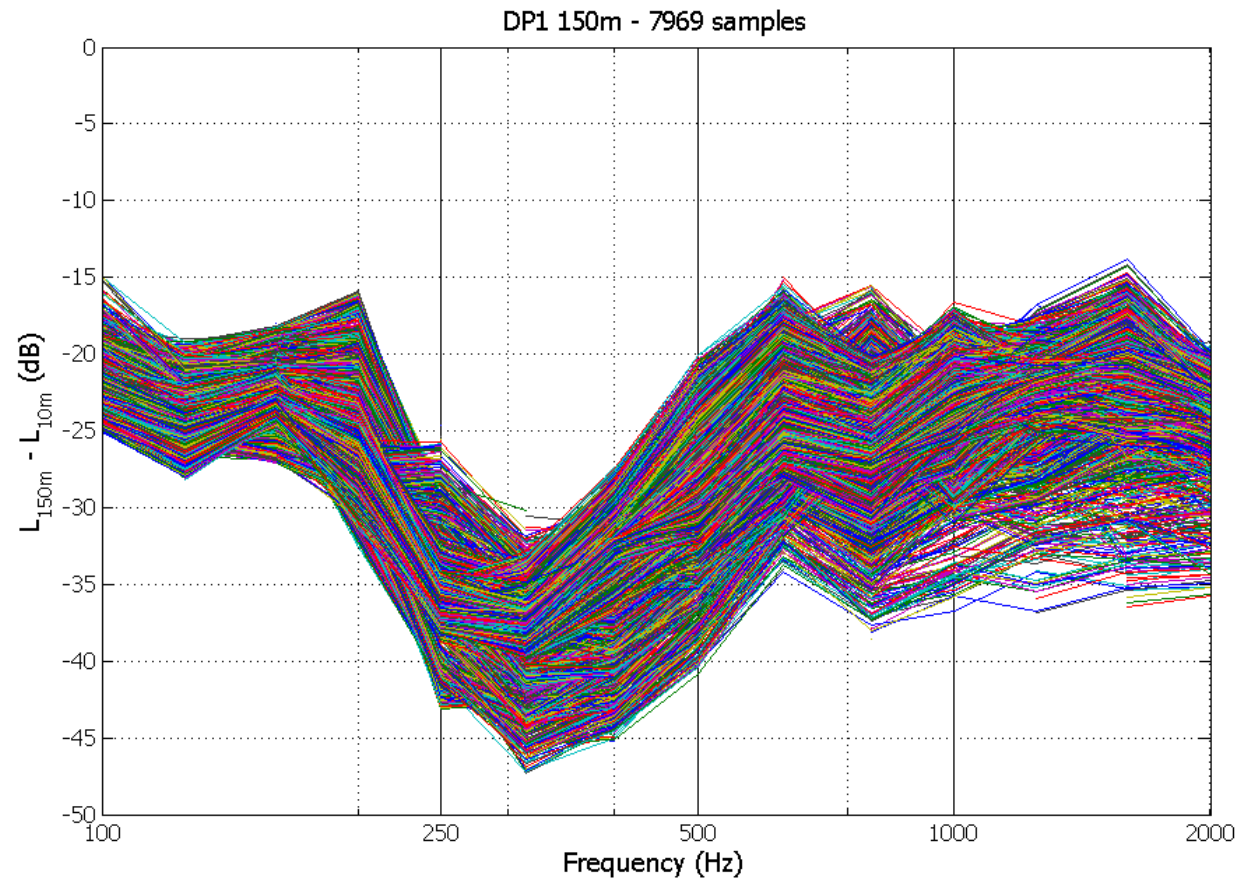


Figure 1: spectres à 150m relatifs à 10m en DP1 – Lannemezan 2005

Contexte de l'étude

- Variabilité physique

- Variabilité temporelle (du court au long terme)
- Variabilité spatiale (de l'échelle locale à l'échelle régionale)

- Incertitude sur les données/paramètres

- Erreurs de mesures (dérives de capteurs)
- Conditions de mesures (différences inter-opérateurs, répétabilité, reproductibilité)

- Incertitude de modélisation

- Hypothèses physiques (valeurs forfaitaires d'impédance de sol)
- Simplification géométrique (topographie complexe représentée par un plan moyen)
- Champs complets en 3D rarement utilisés
- Approximations et résolution numériques
- La plupart des modèles sont déterministes : une unique valeur résultante sans statistique jointe

Objectifs de l'étude

- Objectifs principaux

- Identification des paramètres de plus forte influence
- Quantification de la dispersion globale
- Modélisation de la variabilité spatio-temporelle

- Outils à disposition

- Des données expérimentales en cours d'acquisition et/ou déjà disponibles: Lannemezan 2005, SLT et campagne micrométéorologique de 2007 (LCPC)
- Des résultats de calcul (modèle de propagation d'ingénierie et de laboratoire)

- Solutions?

- Application d'un processus de quantification d'incertitudes: la méthode de **Calibration sous Incertitudes**

E. de Rocquigny, S. Cambier. *Inverse probabilistic modeling of the sources of uncertainty : a nonparametric simulated likelihood method with application to an industrial turbine vibration.* assessment submitted to Inverse Problems in Science and Engineering, 2008.

La méthode Calibration sous Incertitudes

• Précurseurs

- Méthodes de Calibration sous Incertitudes développées par la communauté statistique Bayésienne
 - Utilisation de méthodes de régression classiques
 - Mais prise en compte d'un terme d'erreur noté u incluant incertitudes épistémique et stochastique

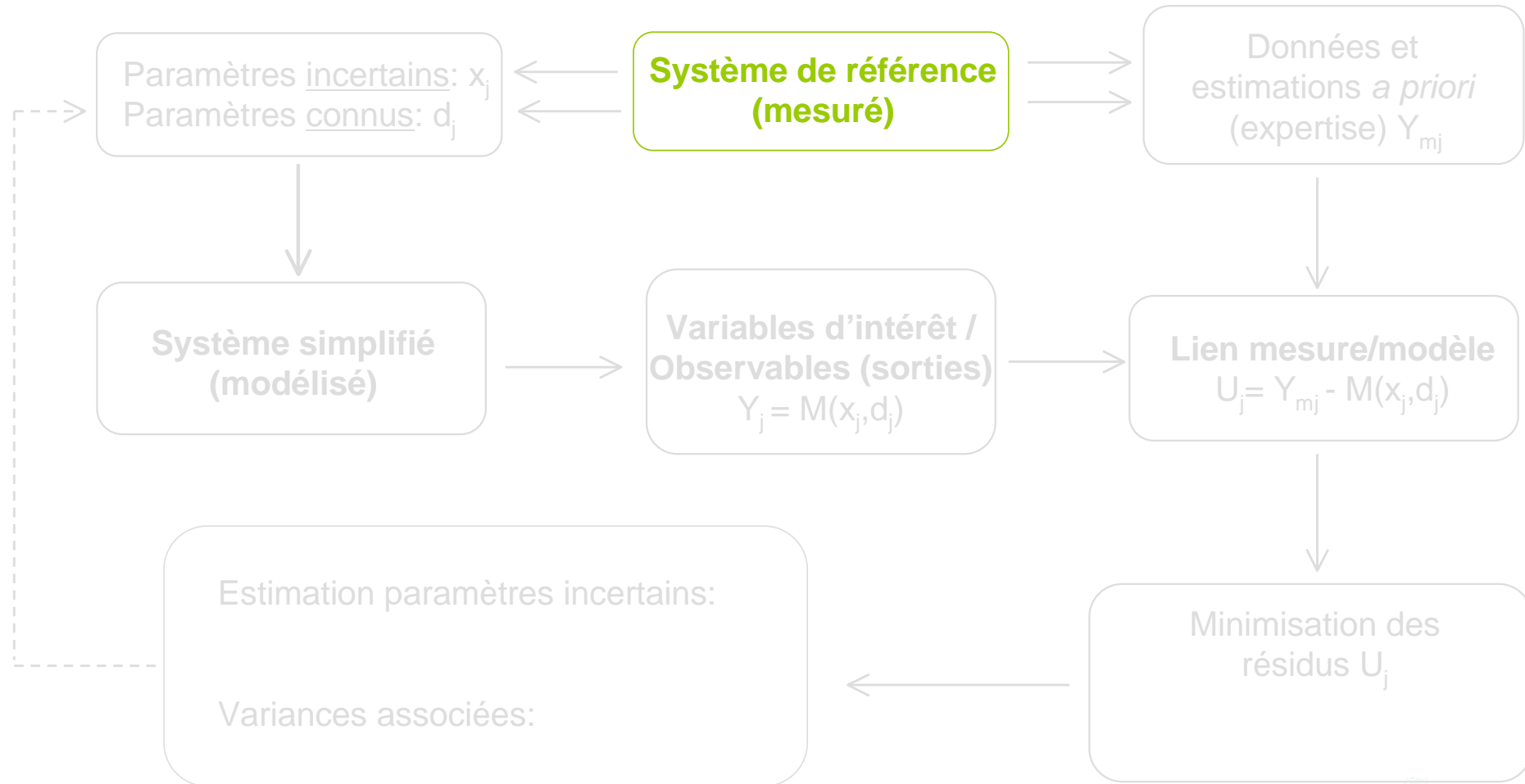
- But de ces méthodes :
 - Réduire l'incertitude sur les paramètres
 - Améliorer le contenu prédictif

M.C. Kennedy, A. O'Hagan. *Bayesian calibration of computer models*. J. R. Stat. Soc., 63:425-464, 2001.

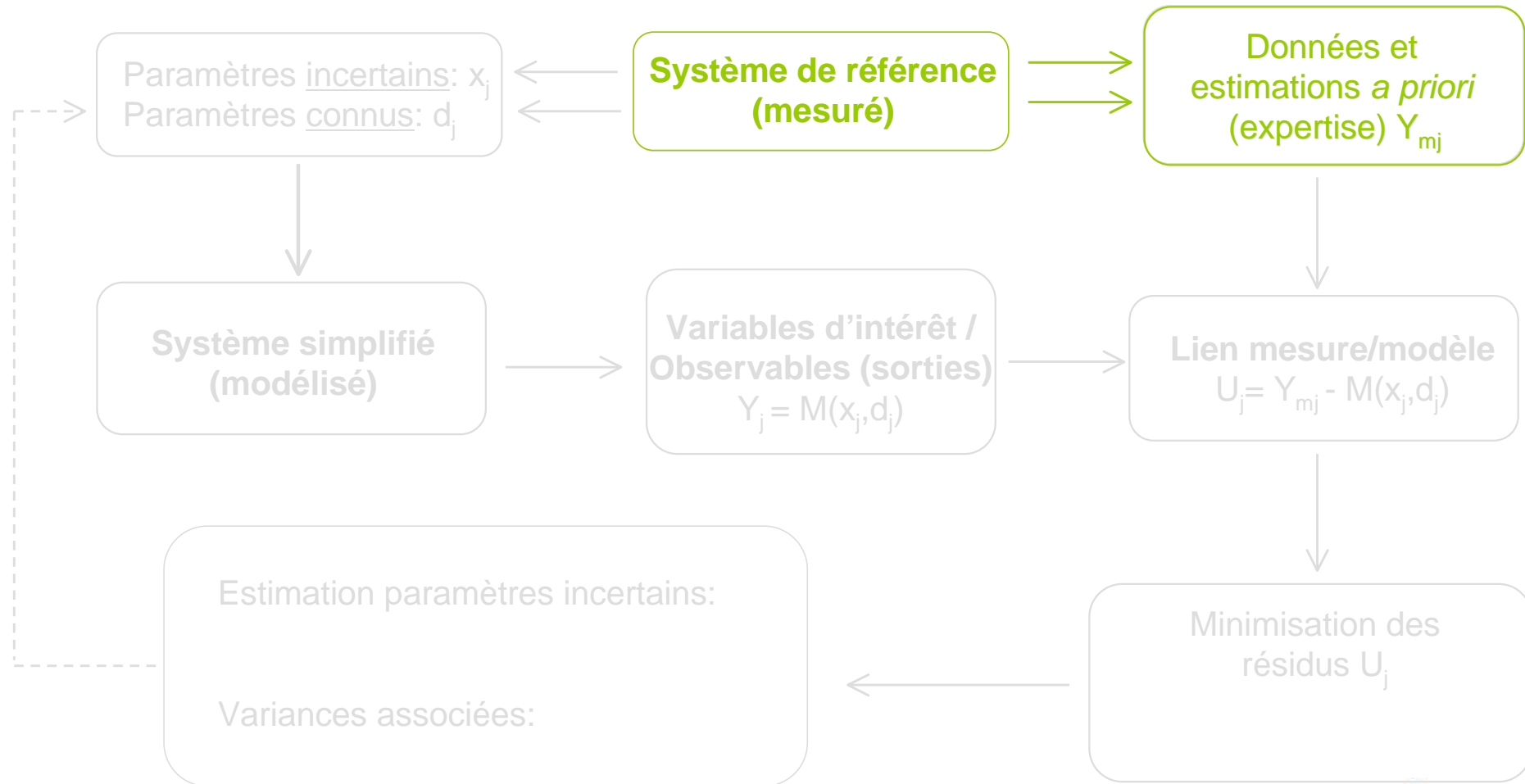
• Grandes étapes d'un processus d'évaluation d'incertitude

1. Spécifier les données ou le système
2. Calibrer le système
3. Quantifier les quantités d'intérêt
4. Valider le choix du système
5. Hiérarchiser les contributions des paramètres d'entrée incertains

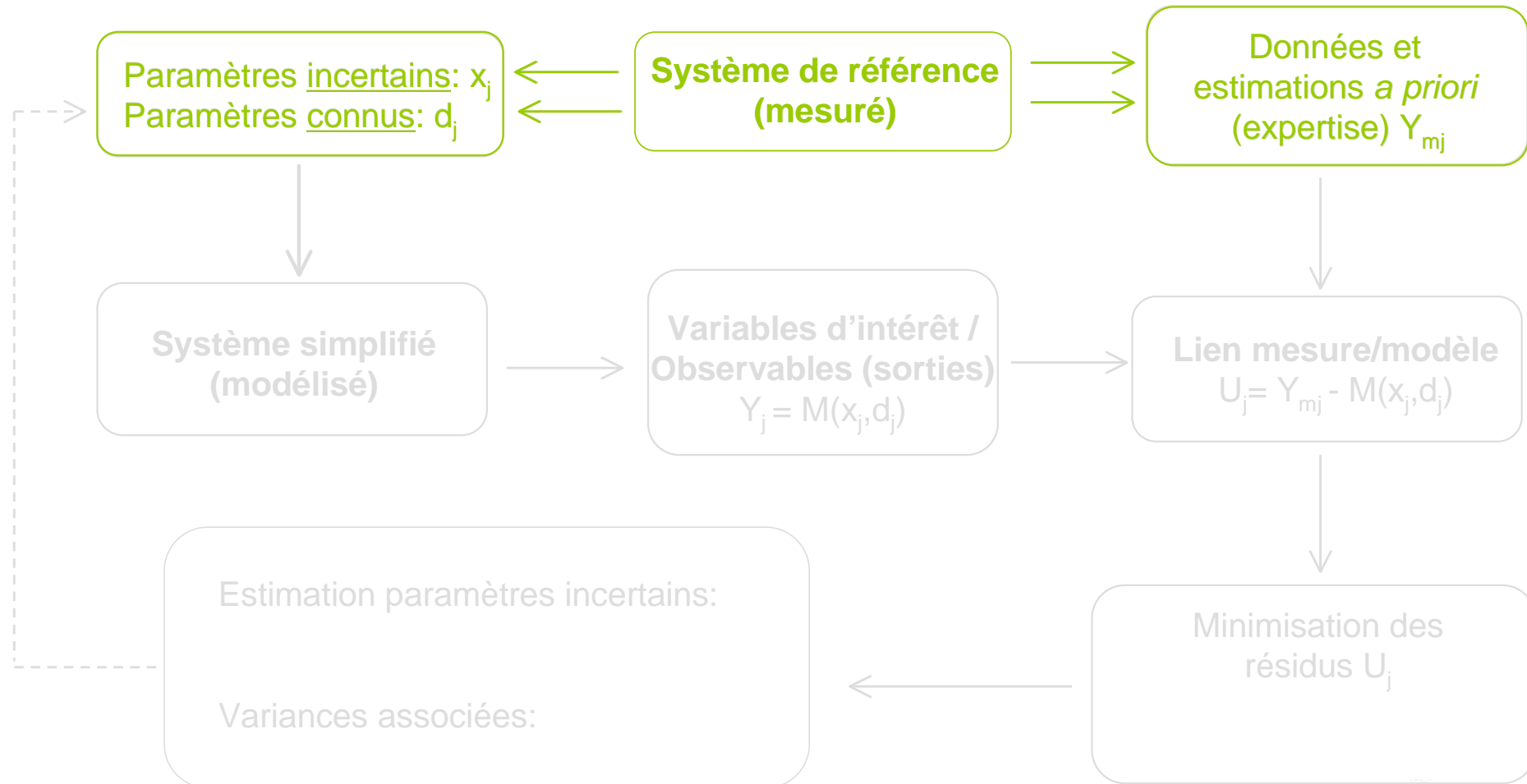
Principe général



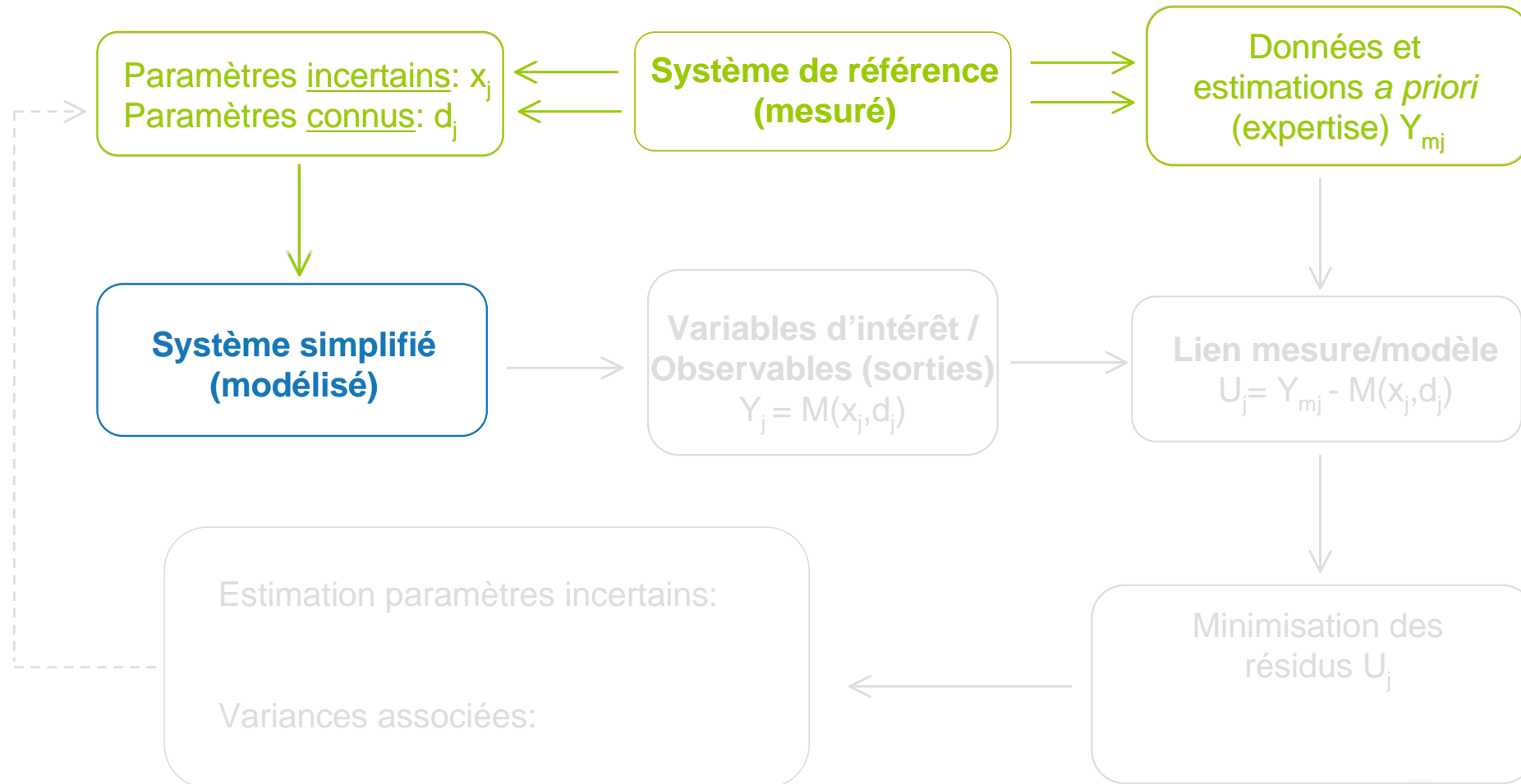
Principe général



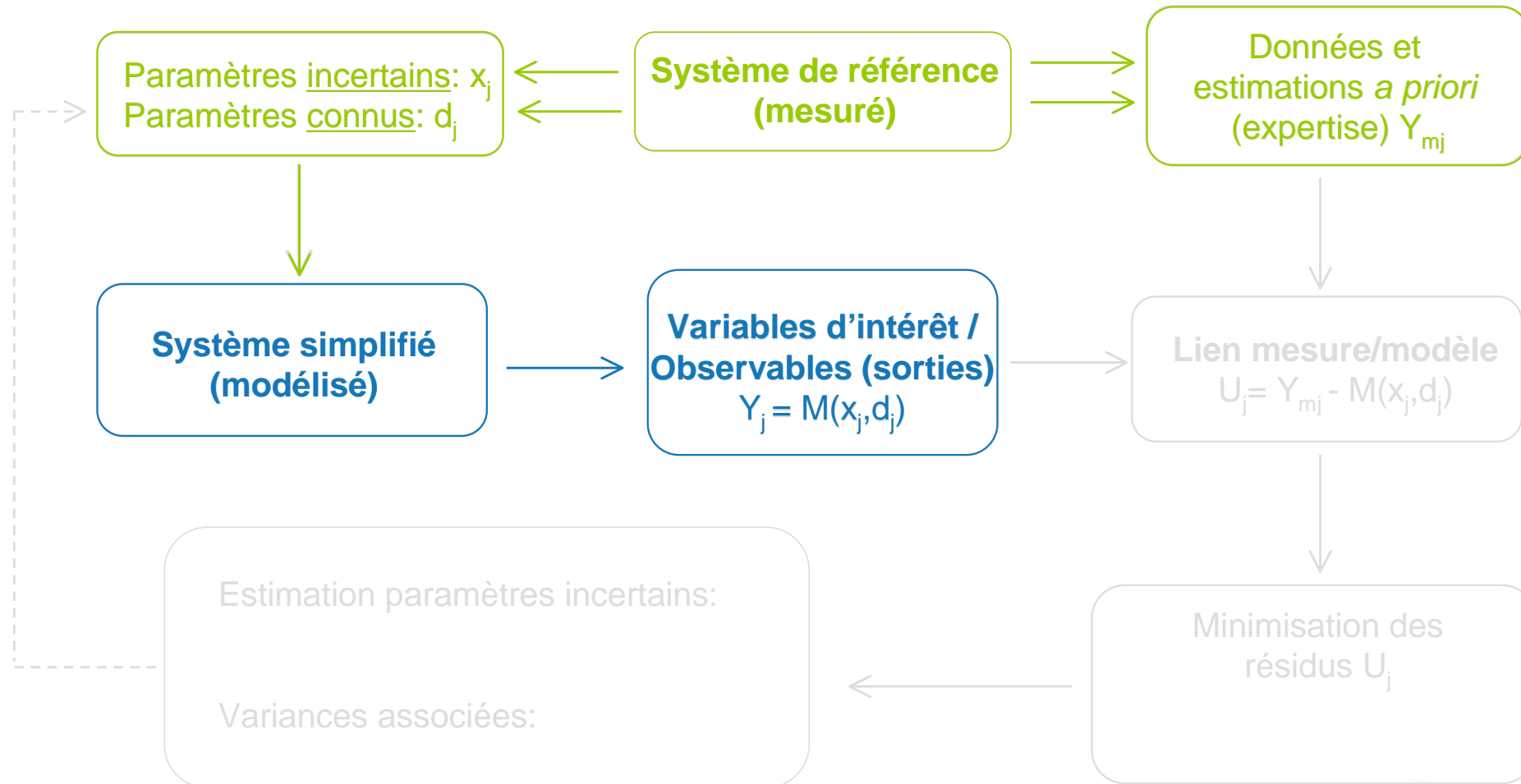
Principe général



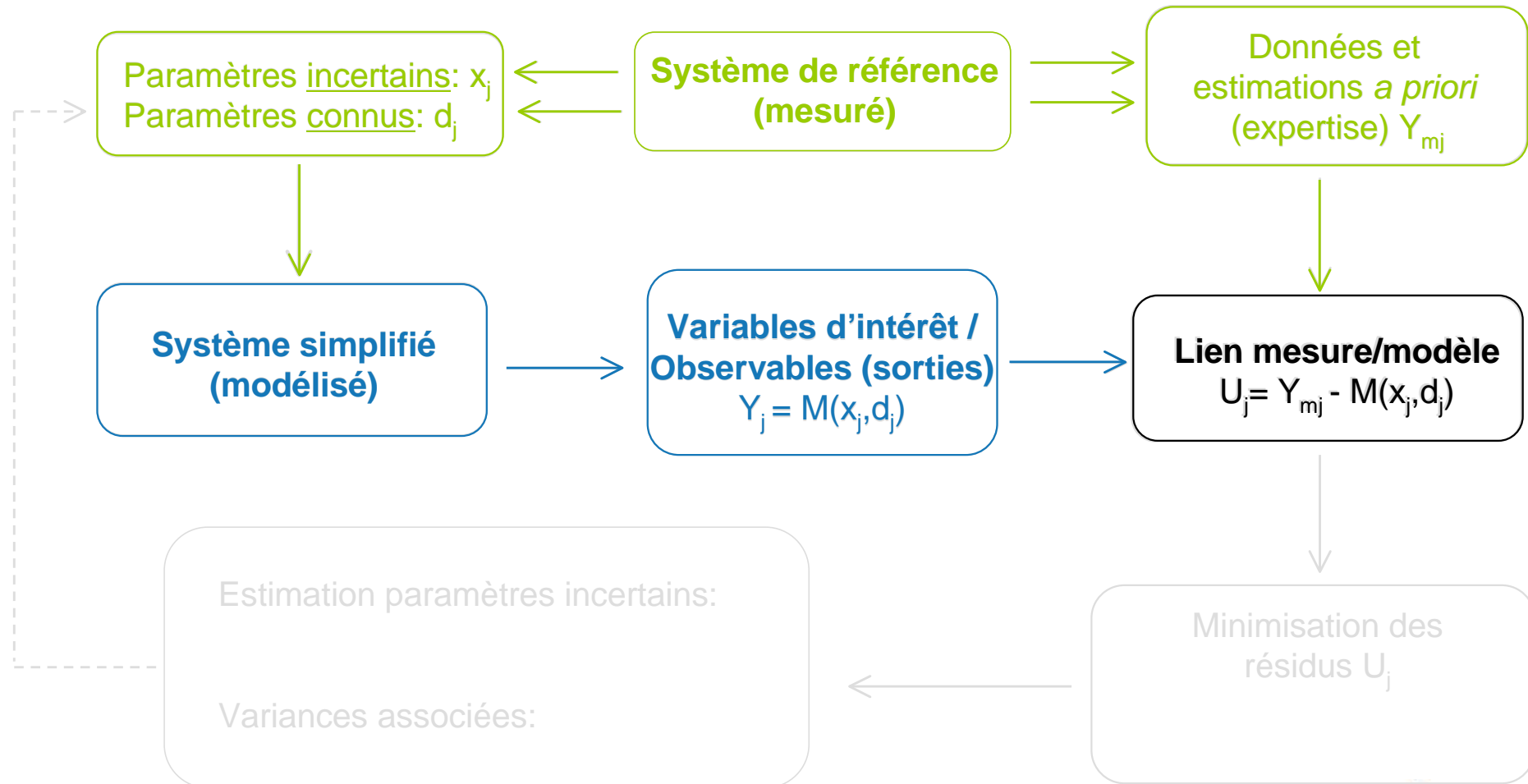
Principe général



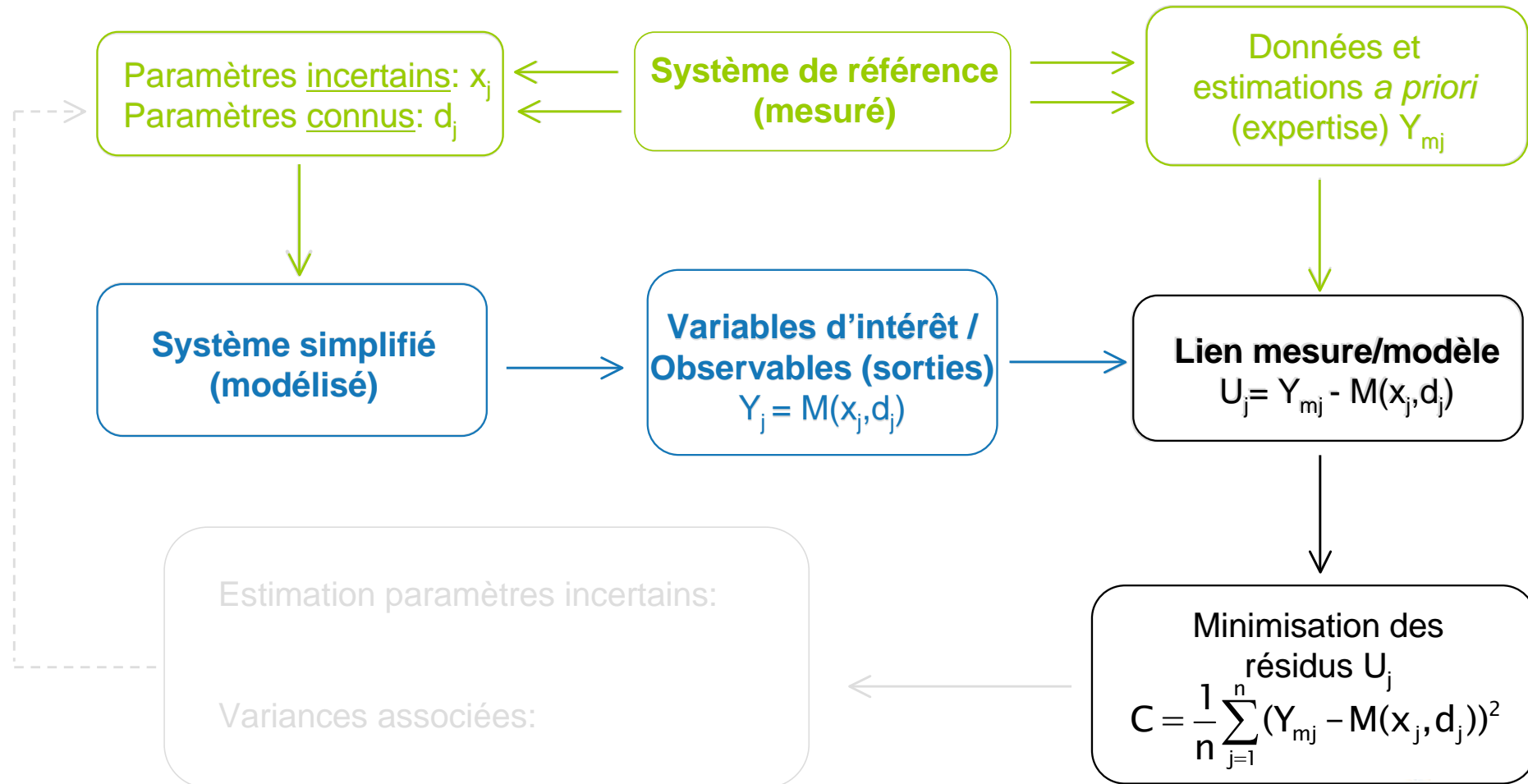
Principe général



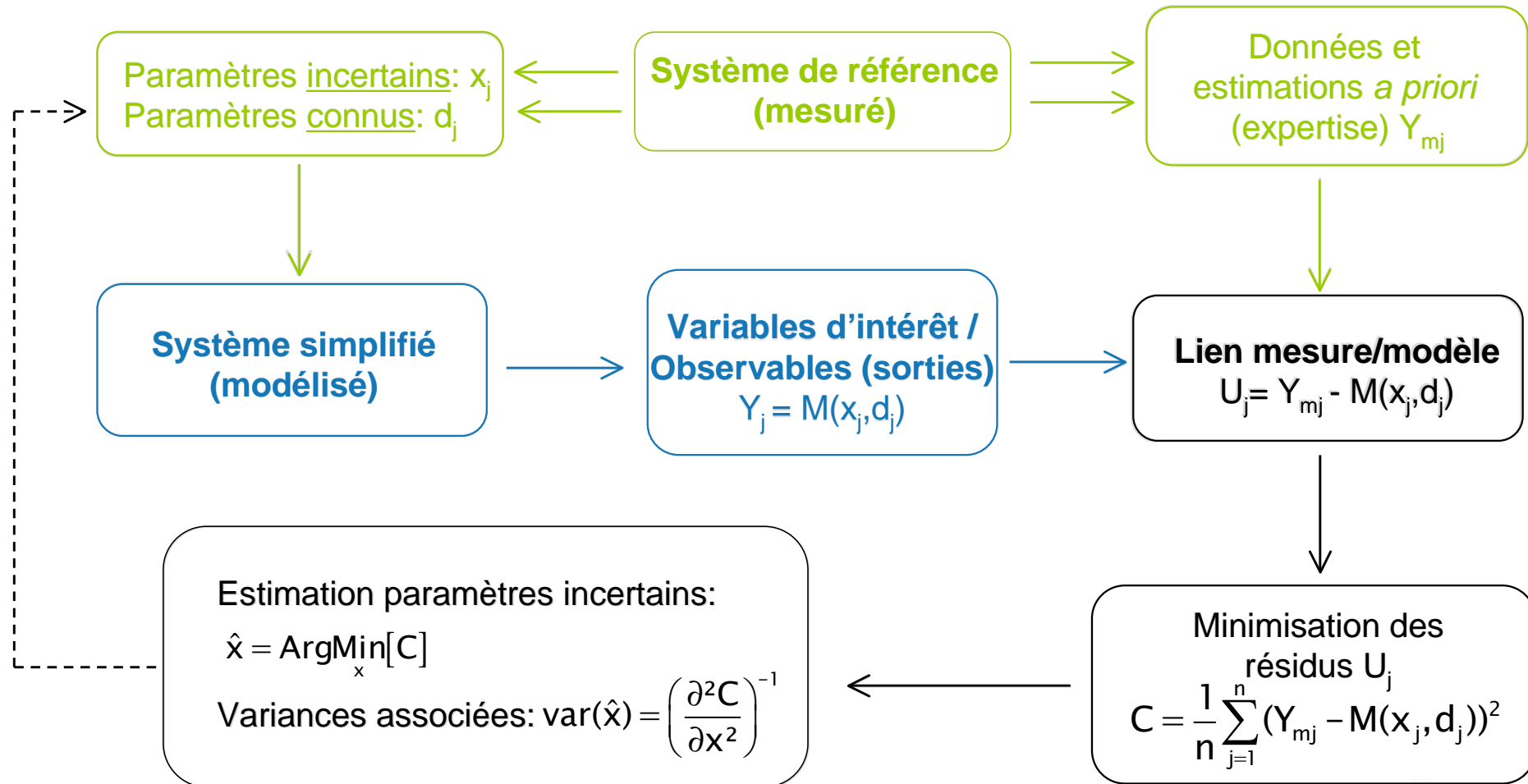
Principe général



Principe général



Principe général



1 – Spécifier le système

- Système de référence Y_{mj}
 - Données expérimentales = spectres d'atténuation (campagne de Lannemezan 2005)
- Paramètres physiques incertains x_j
 - Résistance spécifique au passage de l'air σ (kN.s.m⁻⁴)
 - Epaisseur e (m)
- Paramètres connus d_j
 - Paramètres géométriques
 - Paramètres thermodynamiques
- Modèle simplifié $Y_j = M(x_j, d_j)$
 - Modèles de sol et de propagation

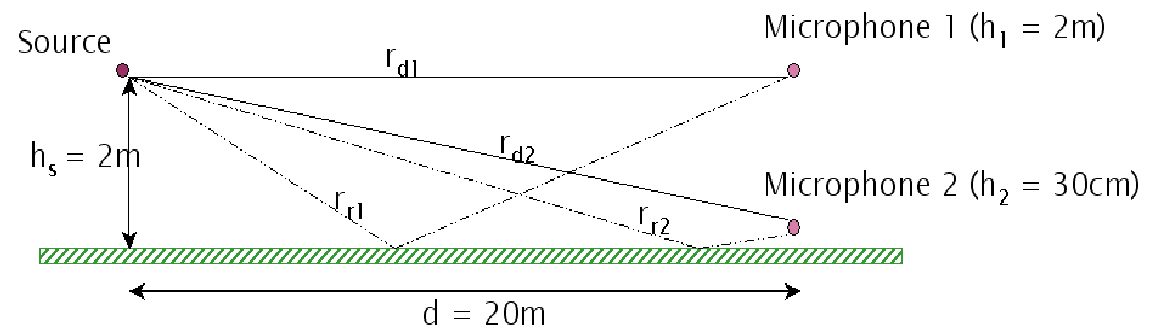


Figure 2: dispositif expérimental

1 – Spécifier le système

- Calibration à la main spectre par spectre
 - Estimation d'une valeur de σ (kN.s.m^{-4}) et e (m) par spectre
 - Pas de variance « physique » associée
- Création de groupes de spectres caractéristiques
 - Prise en compte des précipitations
 - 2 groupes de spectres

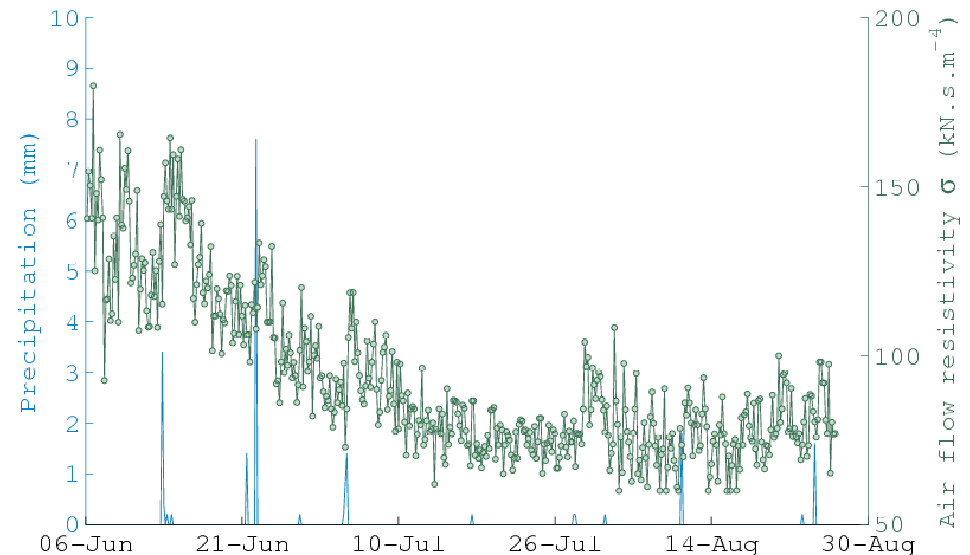


Figure 3: évolution de la résistance spécifique au passage de l'air et des précipitations (Lannemezan 2005)

1 – Spécifier le système

- Calibration à la main spectre par spectre
 - Estimation d'une valeur de σ (kN.s.m^{-4}) et e (m) par spectre
 - Pas de variance « physique » associée
- Création de groupes de spectres caractéristiques
 - Prise en compte des précipitations
 - 2 groupes de spectres
- Sélection d'observables caractéristiques du spectre
 - Indétermination du problème en bandes fines

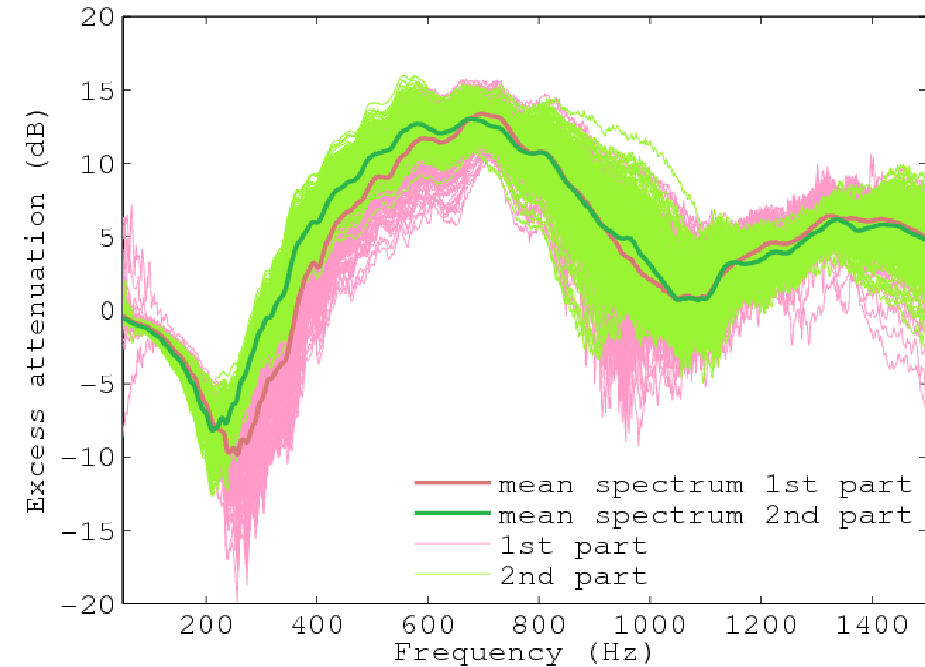


Figure 4: groupes de spectres d'atténuation sonore

2 – Calibrer le système

- Fonction coût = fonction de log-vraisemblance
- Cas non linéaire, multidimensionnel et hétéroscédastique

$$LL = -\frac{n}{2} \log(2\pi s^2) - \frac{1}{2s^2} \sum_{j=1}^n (Y_{mj} - M(\underline{x}, d_j))^2$$

$$\Downarrow$$

$$LL = -\frac{1}{2} \log(\det(2\pi R)) - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^3 \left[(Y_{mj}^k - M(\underline{x}, d_j))^k R^{-1} (Y_{mj}^k - M(\underline{x}, d_j))^k \right]$$

Où R est la matrice de covariance des résidus (k x k)

- Algorithme de minimisation: le recuit simulé (Simulated Annealing)
- Méthode d'estimation de minima globaux inspirée de la physique statistique

S. Kirkpatrick et al. *Optimization by Simulated Annealing*. Science, 220(4598):671-680, 1983

3 – Quantifier les quantités d'intérêt

	Ensemble de la base de données (479 spectres)		Groupe 1 (200 spectres)		Groupe 2 (279 spectres)	
	\bar{x}	s_x	\bar{x}	s_x	\bar{x}	s_x
σ (cgs)	97,66	0,44	139,62	3,62	79,15	0,81
e (m)	0,0487	0,0004	0,0373	0,0013	0,0597	0,0012
s_1^2	14,2	0,5	11,92	2,49	3,80	0,16
s_2^2	0,84	0,03	0,48	0,06	0,63	0,03
s_3^2	2,07	0,07	2,30	0,47	2,17	0,10

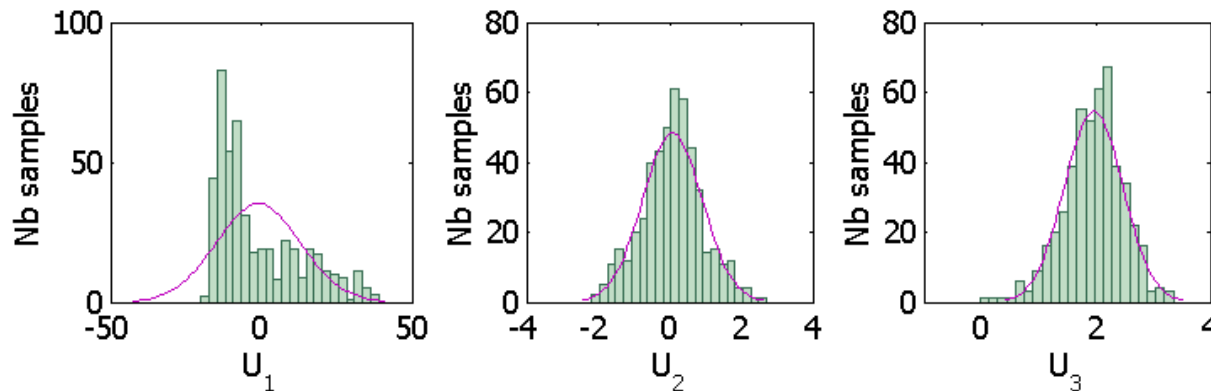


Figure 5: histogrammes des résidus

3 – Quantifier les quantités d'intérêt

	Ensemble de la base de données (479 spectres)		Groupe 1 (200 spectres)		Groupe 2 (279 spectres)	
	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x
σ (cgs)	97,66	0,44	139,62	3,62	79,15	0,81
e (m)	0,0487	0,0004	0,0373	0,0013	0,0597	0,0012
s_1^2	14,2	0,5	11,92	2,49	3,80	0,16
s_2^2	0,84	0,03	0,48	0,06	0,63	0,03
s_3^2	2,07	0,07	2,30	0,47	2,17	0,10

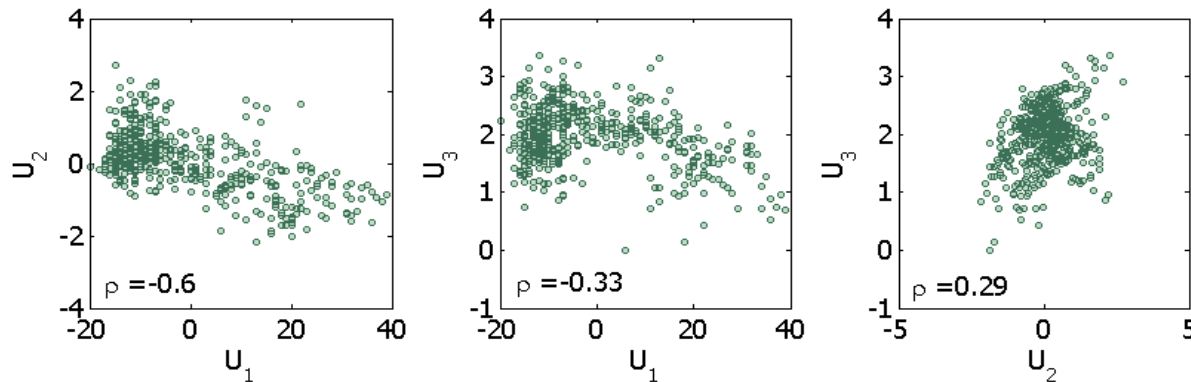


Figure 6: graphes de corrélation entre les résidus

3 – Quantifier les quantités d'intérêt

	Ensemble de la base de données (479 spectres)		Groupe 1 (200 spectres)		Groupe 2 (279 spectres)	
	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x
σ (cgs)	97,66	0,44	139,62	3,62	79,15	0,81
e (m)	0,0487	0,0004	0,0373	0,0013	0,0597	0,0012
s_1^2	14,2	0,5	11,92	2,49	3,80	0,16
s_2^2	0,84	0,03	0,48	0,06	0,63	0,03
s_3^2	2,07	0,07	2,30	0,47	2,17	0,10

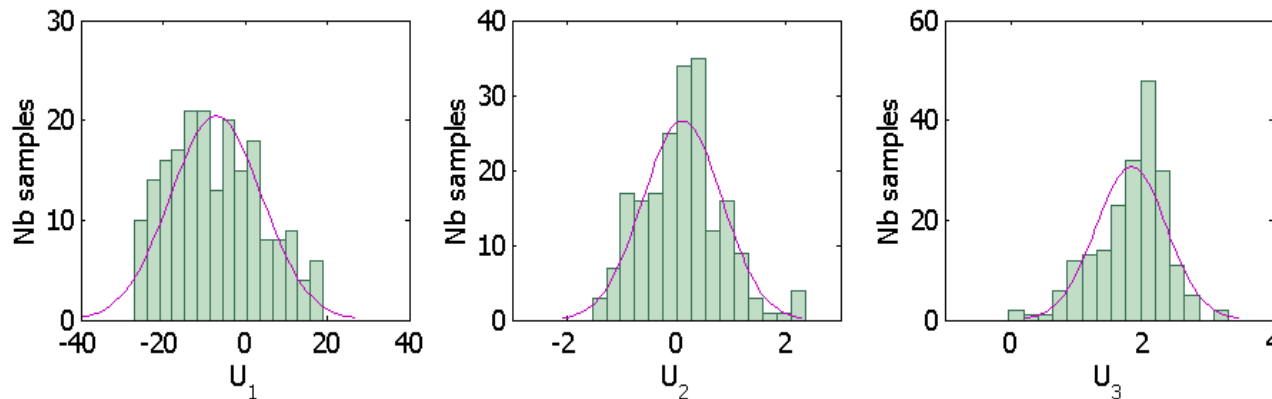


Figure 7: histogrammes des résidus – groupe 1

3 – Quantifier les quantités d'intérêt

	Ensemble de la base de données (479 spectres)		Groupe 1 (200 spectres)		Groupe 2 (279 spectres)	
	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x
σ (cgs)	97,66	0,44	139,62	3,62	79,15	0,81
e (m)	0,0487	0,0004	0,0373	0,0013	0,0597	0,0012
s_1^2	14,2	0,5	11,92	2,49	3,80	0,16
s_2^2	0,84	0,03	0,48	0,06	0,63	0,03
s_3^2	2,07	0,07	2,30	0,47	2,17	0,10

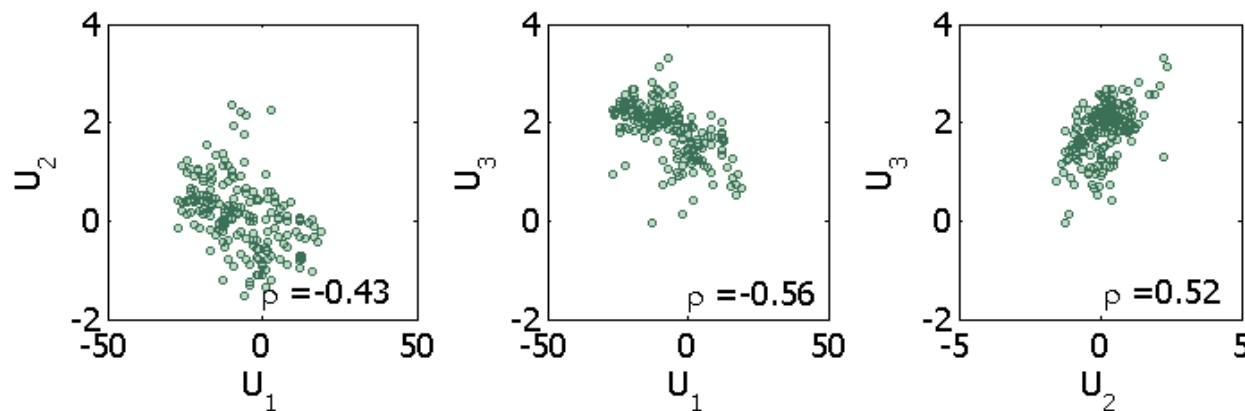


Figure 8: graphes de corrélation entre les résidus – groupe 1

3 – Quantifier les quantités d'intérêt

	Ensemble de la base de données (479 spectres)		Groupe 1 (200 spectres)		Groupe 2 (279 spectres)	
	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x
σ (cgs)	97,66	0,44	139,62	3,62	79,15	0,81
e (m)	0,0487	0,0004	0,0373	0,0013	0,0597	0,0012
s_1^2	14,2	0,5	11,92	2,49	3,80	0,16
s_2^2	0,84	0,03	0,48	0,06	0,63	0,03
s_3^2	2,07	0,07	2,30	0,47	2,17	0,10

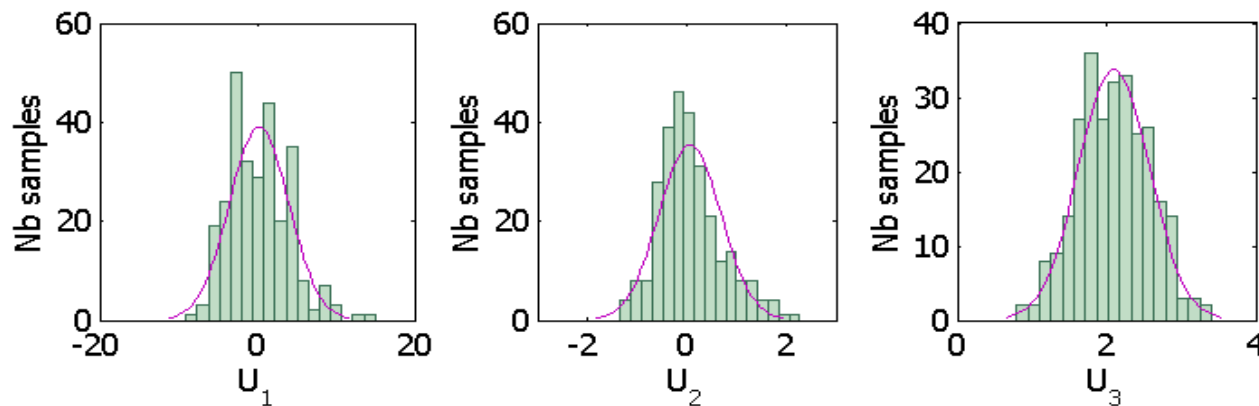


Figure 9: histogrammes des résidus – groupe 2

3 – Quantifier les quantités d'intérêt

	Ensemble de la base de données (479 spectres)		Groupe 1 (200 spectres)		Groupe 2 (279 spectres)	
	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x	\underline{x}	s_x
σ (cgs)	97,66	0,44	139,62	3,62	79,15	0,81
e (m)	0,0487	0,0004	0,0373	0,0013	0,0597	0,0012
s_1^2	14,2	0,5	11,92	2,49	3,80	0,16
s_2^2	0,84	0,03	0,48	0,06	0,63	0,03
s_3^2	2,07	0,07	2,30	0,47	2,17	0,10

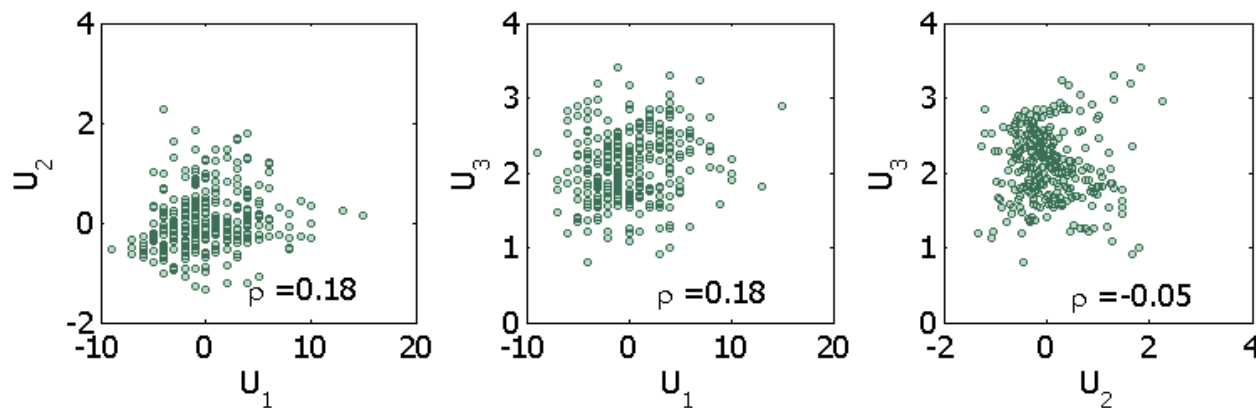


Figure 10: graphes de corrélation entre les résidus – groupe 2

4 – Valider le choix du système

- Critères statistiques d'optimalité du système

- Coefficient de détermination ρ^2 :

$$\rho^2 = \text{var } M(x_j, d_j) / \text{var } Y_{mj}$$

- AIC – « Akaike Information Criterion »

$$\text{AIC} = 2q - 2 \text{ LL}$$

- BIC – « Bayesian Information Criterion »

$$\text{BIC} = 2q \log(n) - 2 \text{ LL}$$

	Spectre par spectre	Ensemble de la base de données	Groupes 1 & 2
AIC	2,0	4,8	4,2
BIC	14,6	4,9	4,3
ρ^2_{Y1}	$6 \cdot 10^{-3}$	$4 \cdot 10^{-3}$	0,69
ρ^2_{Y2}	$2 \cdot 10^{-4}$	$1 \cdot 10^{-4}$	0,36
ρ^2_{Y3}	$4 \cdot 10^{-4}$	$1 \cdot 10^{-3}$	0,03

- Création de groupes → détermination d'un modèle optimal

- Utilisation de ce modèle dans un cadre prédictif

Conclusion et perspectives

- Avantages de la méthode

- Algorithmes mathématiques « simples »
- Bonne estimation des paramètres du modèle et de la variance d'estimation
- Quantification de l'incertitude globale
paramètres d'entrée + modèle + paramètres d'intérêt de sortie

- Limites de la méthode

- Incertitude estimée valable uniquement pour les observables définies
- Pas de quantification des différentes sources d'incertitudes indépendamment

- Application de la calibration sous incertitudes cas plus complexes

- Sol plan + prise en compte de paramètres micrométéorologiques + Equation Parabolique
- Topographie complexe + prise en compte de paramètres micrométéorologiques + modèle Harmonoise