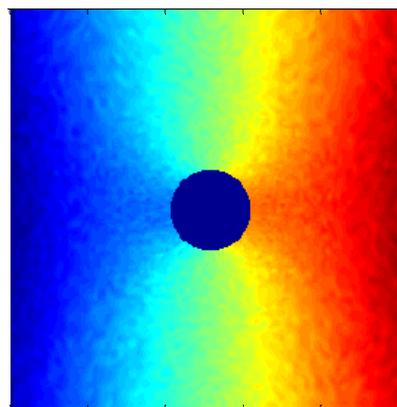


# Faciliter l'identification bayesienne à partir de mesures de champ par la méthode des surfaces de réponse et l'expansion de Karhunen Loeve

Mesures de champ



JFMS'10, Toulouse, 24-26 mars 2010

Christian Gogu, Raphael Haftka, Rodolphe Le Riche



• Christian Gogu – JFMS'10 – Toulouse •



# Introduction

---

- % de matériaux composites dans les structures aérospatiales augmente



Ex: Boeing 787,  
Airbus A350 WB

- Connaissance précise des propriétés matériaux => diminue poids donc coûts

# Motivation

---

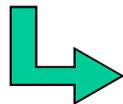
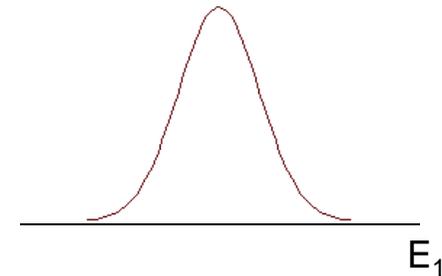
- **Identification**: obtenir la meilleure estimation possible des paramètres d'un modèle à partir de mesures expérimentales
- Les erreurs et **incertitudes** dans l'expérience et la modélisation de l'expérience affectent les résultats de l'identification
- A partir d'une expérience donnée les différentes propriétés ne seront pas identifiées avec la même **incertitude**/confiance (surtout si identification de plusieurs paramètres)

# Motivation

---

- **L'identification bayesienne** est une des approches probabilistes qui peut rendre compte de ces aspects

- Sources d'incertitudes dans le problème
- Identifie une densité de probabilité



information sur l'incertitude avec laquelle les propriétés (module longitudinal  $E_1$  par ex.) sont identifiées

- **Défi majeur: temps de calcul** (car simulations de Monte Carlo)  
=> modèles éléments finis prohibitifs
- **Objectif:** rendre numériquement possible l'approche bayesienne sur un problème d'identification des propriétés élastiques orthotropes à partir de mesures de champ ; utilisation de surfaces de réponse et de l'expansion de Karhunen Loeve

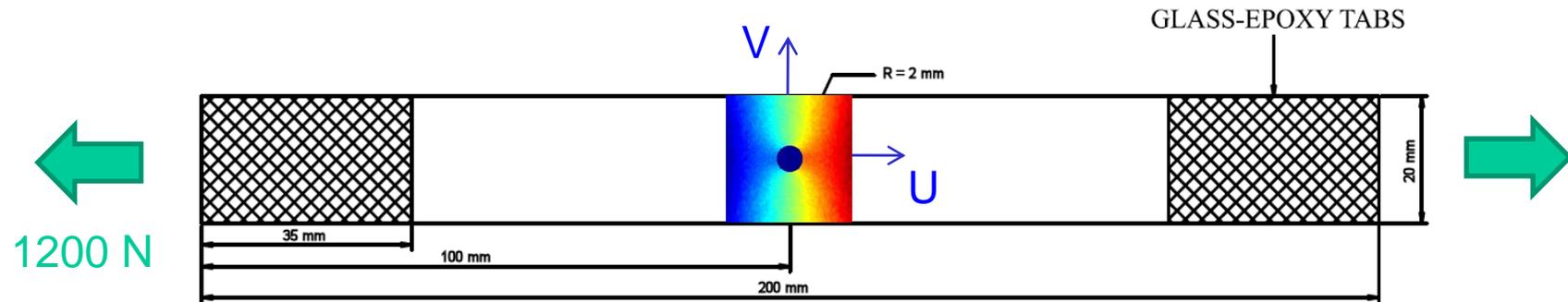
# Plan

---

1. Problème d'identification considéré
2. Réduction de dimensionnalité par expansion de Karhunen Loeve (décomposition POD)
3. Procédure d'identification bayésienne et résultats

# Expérience simulée

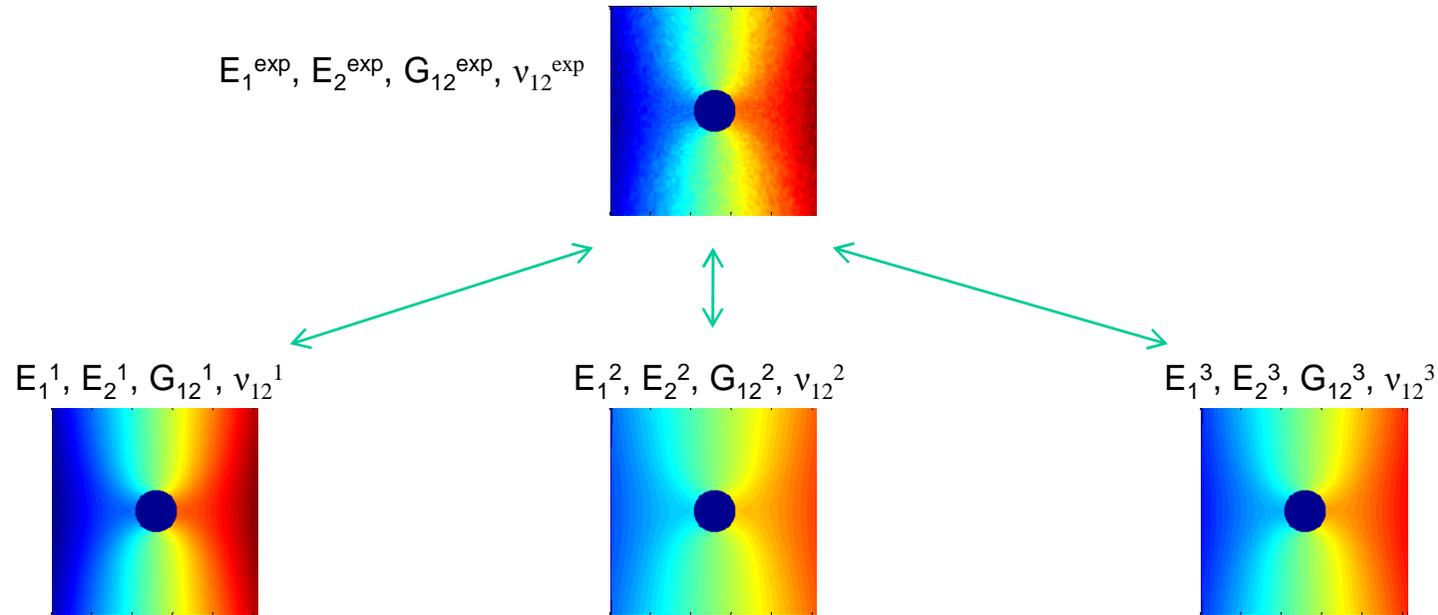
- Expérience simulée de traction sur une plaque trouée
- Stratifié  $[45,-45,0]_s$  (fibre de carbone/epoxy)



- Mesures des champs de déplacements hétérogènes U et V (e.g. corrélation d'images) => permet d'identifier les quatre propriétés élastiques du pli en même temps
- Modèle EF réalisé sous Abaqus (8020 éléments S4R)
- On cherche à identifier les 4 propriétés élastiques orthotropes du pli

# Problème d'identification

- Identification à partir de mesures de champ



- Identification bayésienne nécessite la corrélation entre les différents point du champ de mesure
- En mesures de champ, 1 pixel = 1 mesure => milliers de mesures
- Matrices de corrélation de cette taille prohibitives pour l'identification  
=> **nécessite une réduction drastique de la dimensionnalité des champs**

# Approche par décomposition modale

- Utilisation de la méthode de décomposition en composantes principales, également connue ici comme décomposition orthogonale propre (POD) ou expansion de Karhunen Loeve (KL)
- **POD: méthode pour extraire une base modale à partir d'échantillons**, (appelés snapshots), issus des simulations EF, à l'intérieur de la région d'intérêt
- **Domaine d'intérêt défini par les bornes:**

Paramètre	$E_1$ (GPa)	$E_2$ (GPa)	$\nu_{12}$	$G_{12}$ (GPa)	$t$ (mm)
Borne inf.	126	7	0.189	3.5	0.12
Borne sup.	234	13	0.351	6.5	0.18

- Pour tout champ à l'intérieur de ces bornes **on cherche une représentation de dimension réduite** (au lieu d'exprimer chaque champ par la valeur à chaque pixel): **trouver une base modale**

# Méthode POD

---

- Méthode POD permet d'exprimer **exactement** tout **snapshot** par:

$$U = \sum_{i=1}^M \alpha_i \phi_i$$

$\phi_i$  = modes POD (vecteurs de la base), eigenvectors of  $C = SS^T$

M = nombre de snapshots utilisés (200 simulation EF ici)

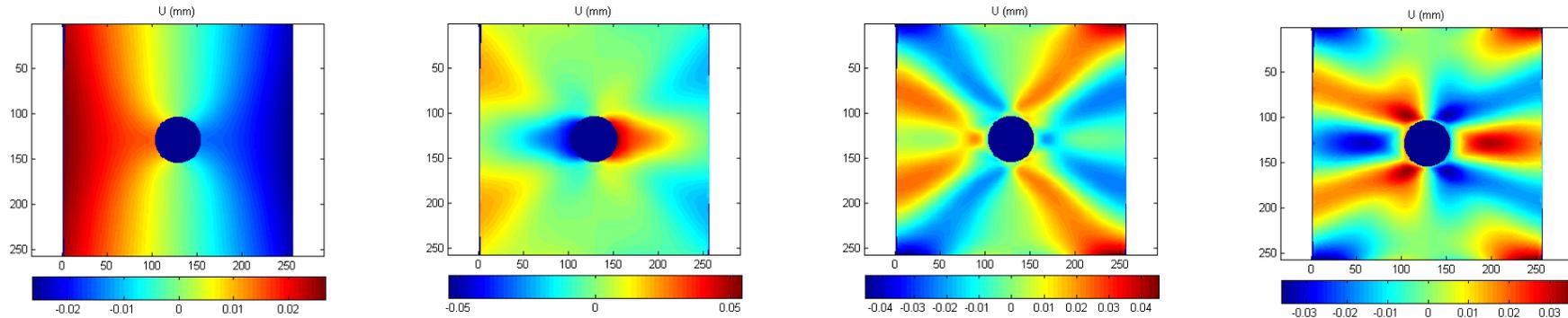
- Méthode POD permet d'exprimer **approximativement** tout **snapshot** ou tout champ à l'intérieur du domaine de construction par:

$$\mathcal{U} = \sum_{i=1}^K \alpha_i \phi_i \quad K \ll M$$

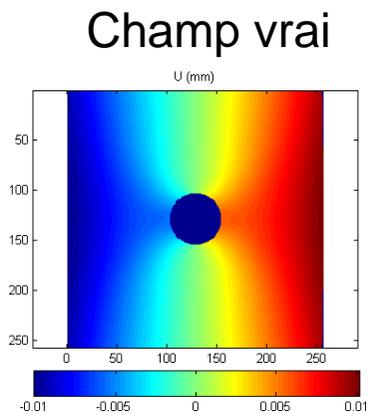
- **décomposition optimale pour les snapshots utilisés** (minimise l'erreur d'approximation pour un  $K$  donné)

# Méthode POD appliquée sur les champs U

- Premiers 4 modes POD pour les champs de déplacement U

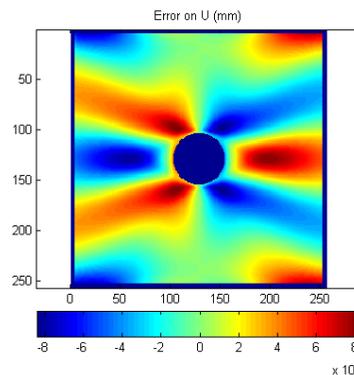


- Erreur de troncature en fonction de K pour le snapshot 1:



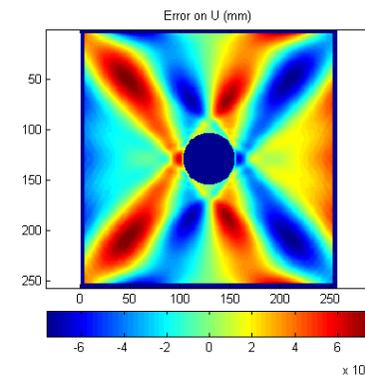
Max(U) =  $1.01 \cdot 10^{-2}$  mm

Erreur pour K=3



Max error:  $8.9 \cdot 10^{-7}$  mm

Erreur pour K=4



Max error:  $9.4 \cdot 10^{-8}$  mm

# Identification bayésienne

- Champs des déplacements exprimés dans la base POD:

$$U = \sum_{i=1}^4 \alpha_i \phi_i \quad V = \sum_{i=4}^8 \alpha_i \phi_i$$

- Formulation bayésienne, en posant:  $\mathbf{E} = \{E_1, E_2, G_{12}, \nu_{12}\}$

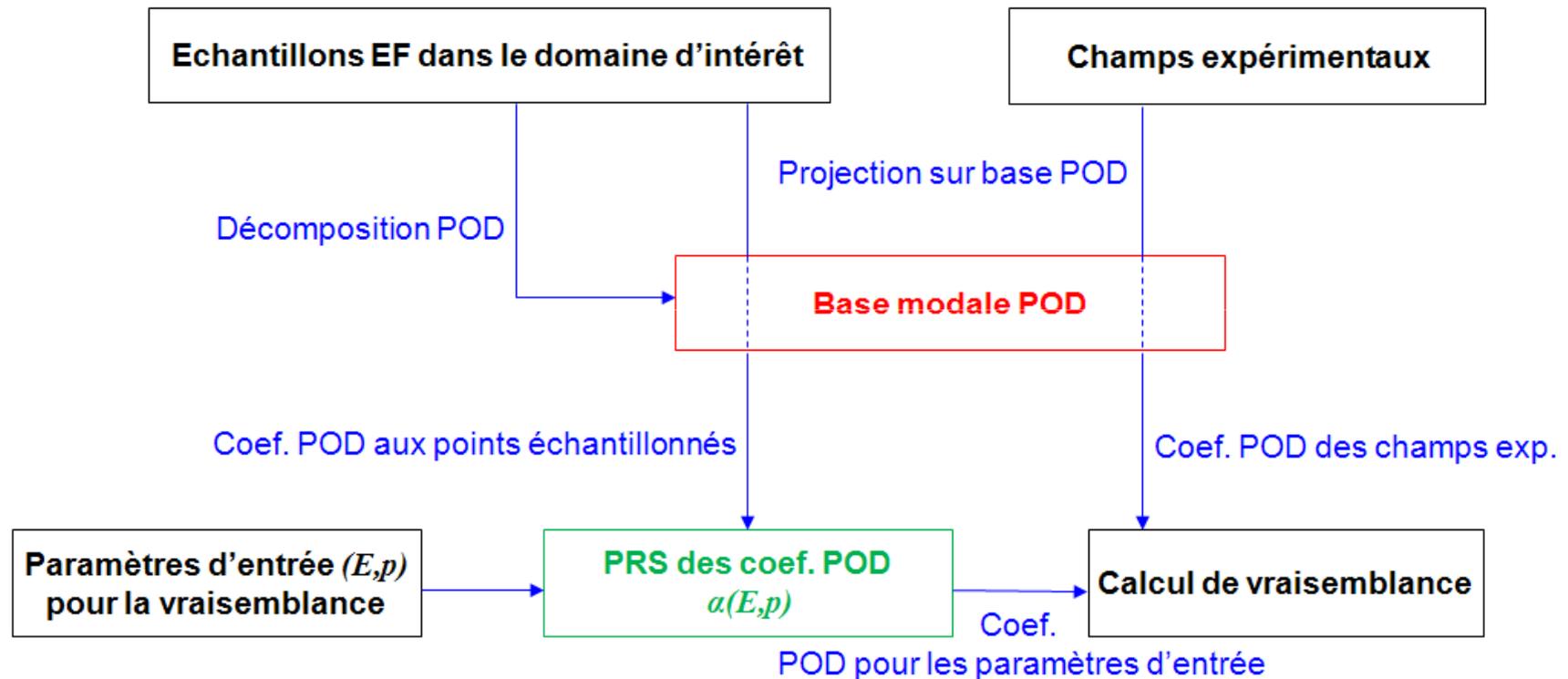
$$\underbrace{\pi(\mathbf{E} / \{\alpha_1 = \alpha_1^{mesure} \dots \alpha_8 = \alpha_8^{mesure}\})}_{\text{Distribution à posteriori de } \mathbf{E} \text{ étant donné les mesures}} = \frac{1}{K} \underbrace{\pi(\{\alpha_1 = \alpha_1^{mesure} \dots \alpha_8 = \alpha_8^{mesure}\} / \mathbf{E})}_{\text{Vraisemblance des mesures étant donné } \mathbf{E}} \cdot \underbrace{\pi^{prior}(\mathbf{E})}_{\text{Densité à priori de } \mathbf{E}}$$

Distribution à posteriori de  $\mathbf{E}$  étant donné les mesures

- Fonction de vraisemblance calculée par simulation de Monte Carlo
- Modèle numérique des  $\alpha_i$  (basé sur EF) est trop cher => utilisation d'approximations par surface de réponse

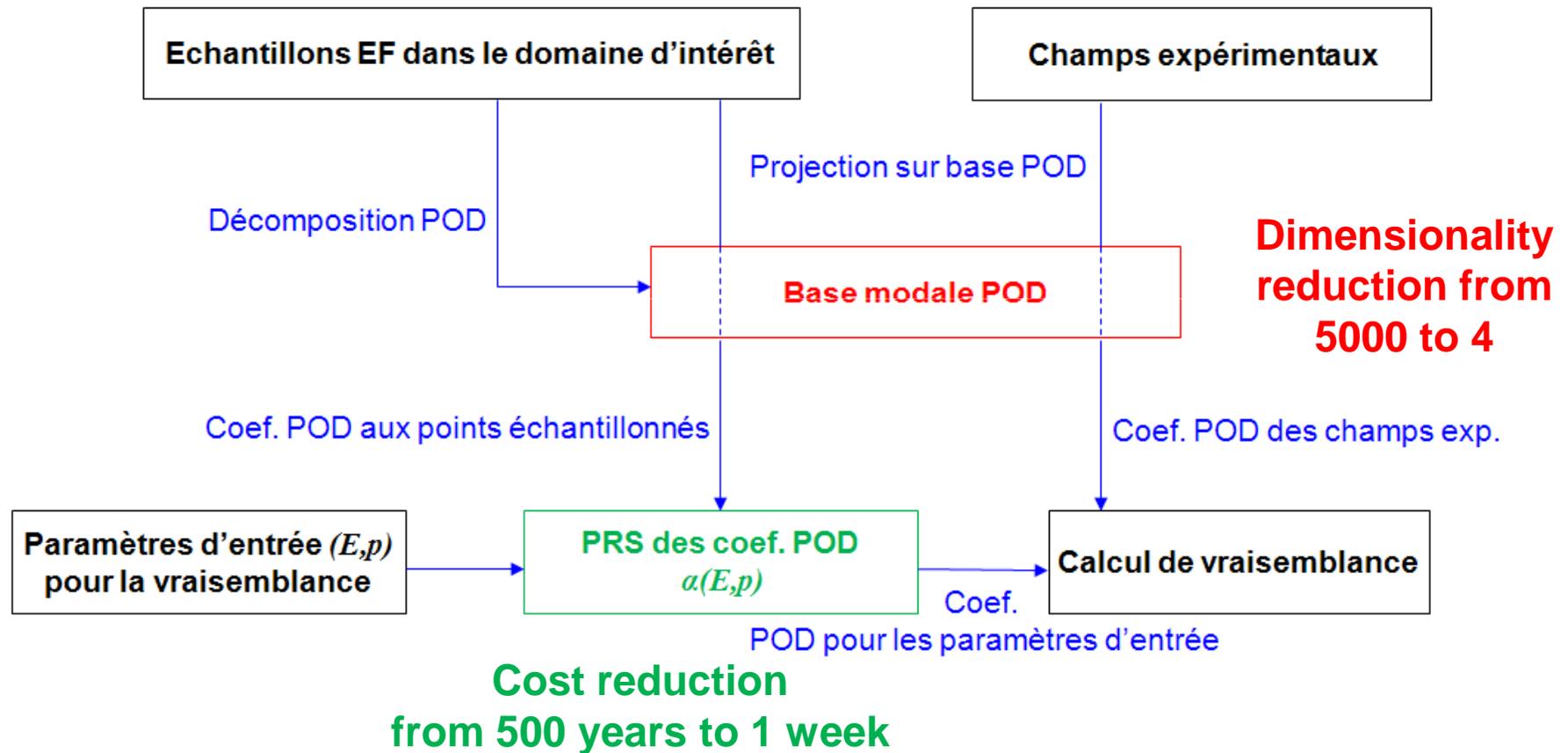
# Procédures utilisées

- Procédures de réduction des coûts et de réduction de dimensionnalité



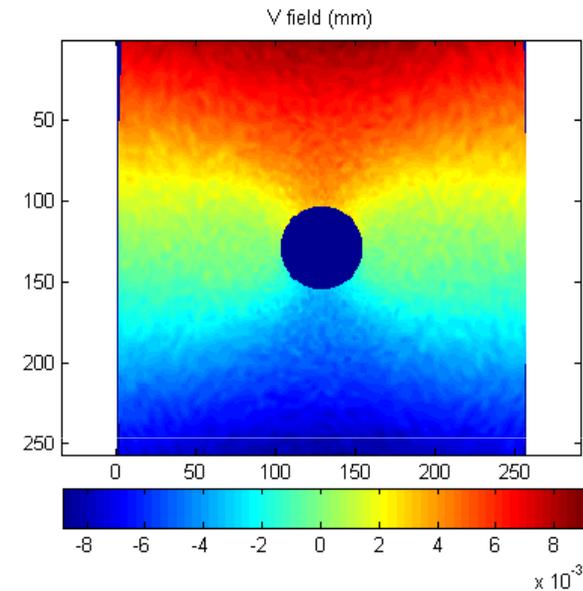
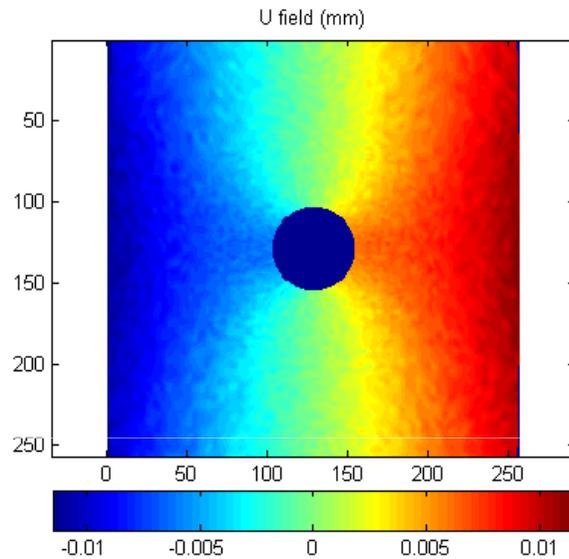
# Procédures utilisées

- Procédures de réduction des coûts et de réduction de dimensionnalité



# Données sur l'identification bayésienne

- Champs expérimentaux simulés (solution EF + bruit blanc gaussien)



- Sources d'incertitudes prises en compte dans l'identification bayésienne :
  - Bruit de mesure sur les champs => incertitude sur les coef. POD
  - Incertitude sur la mesure de l'épaisseur de la plaque (+/- 0.005 mm)
  - Autres incertitudes (e.g. alignements) => terme générique sur coef. POD

# Résultats de l'identification bayésienne

- Vrais paramètres utilisés pour simuler l'expérience:

Paramètre	$E_1$ (GPa)	$E_2$ (GPa)	$\nu_{12}$	$G_{12}$ (GPa)
Valeur	155	11	0.3	5

- Paramètres de la distribution de probabilité identifiée:

Paramètre	$E_1$ (GPa)	$E_2$ (GPa)	$\nu_{12}$	$G_{12}$ (GPa)
Valeur moyenne	155	10.7	0.29	5.01
COV (%)	2.23	5.67	9.33	3.02

Matrice de corrélation:

	$E_1$	$E_2$	$\nu_{12}$	$G_{12}$
$E_1$	1	0.43	-0.18	0.60
$E_2$	-	1	-0.22	-0.07
$\nu_{12}$	-	-	1	0.62
$G_{12}$	-	-	-	1

- Valeurs moyennes correspondent bien
- Propriétés identifiées avec des incertitudes très différentes
- Corrélation non négligeable entre les propriétés

# Conclusion

---

- **Approche bayésienne:**
  - Rend compte des différentes sources d'incertitude dans le problème
  - Identifie une densité de probabilité
- Utilisation de **surfaces de réponses** et de la méthode POD de **réduction de modèles** pour faciliter l'identification bayésienne à partir de mesures de champ
- **Perspectives:** utilisation de l'information supplémentaire apportée par l'identification bayésienne pour affiner les modèles d'incertitudes utilisés dans les études de fiabilité