



Méta-modélisation de Noisemodelling

A. LESIEUR* V. MALLET A. CAN P. AUMOND

INRIA

15 mai 2019

Strasbourg 15 & 16 mai 2019

Plan

- 1 Introduction
- 2 Réduction et émulation
- 3 Résultats
- 4 Conclusion

De Noisemodelling à son méta-modèle

En utilisant Noisemodelling on souhaite faire :

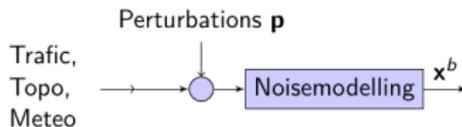
- de l'analyse de sensibilité
- de l'assimilation de données
- de la modélisation inverse

Ces applications requièrent un très grand nombre d'appels au modèle incompatible avec le temps de calcul d'une simulation (~ 1 h).

Un méta-modèle est une émulation du modèle initial, il réduit considérablement le temps de calcul par appel (~ 100 ms) avec une baisse de performance acceptable (~ 1 dB).

Simulation acoustique : point de vue de l'acousticien

Pour générer une carte de bruit, l'acousticien dispose de données, qu'il peut perturber, et d'un modèle (Noisemodelling). Il obtient la carte de bruit en appliquant le modèle aux données.

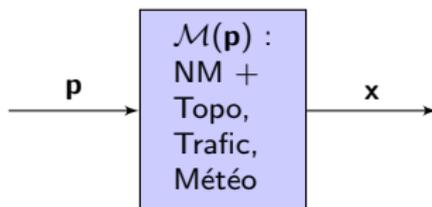


Simulation acoustique : point de vue de la méta-modélisation

Le méta-modélisateur regarde uniquement les valeurs des perturbations sur les entrées, et voit la carte de bruit comme un tableau de valeurs organisé en vecteur. C'est le comportement statistique de la sortie par rapport aux perturbations qui l'intéresse (dans l'étude de cas $m = 12$ et $n = 9800$) :

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} p_1 \\ \vdots \\ p_m \end{pmatrix}$$

m , nombre de paramètres



$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

n , nombre de récepteurs

Plan

- 1 Introduction
- 2 **Réduction et émulation**
 - Réduction de dimension
 - Krigeage
 - Construction du méta-modèle
- 3 Résultats
- 4 Conclusion

Méthode de méta-modélisation

Le but de la méta-modélisation est le suivant :

- À partir d'un échantillon d'apprentissage constitué
 - d'un ensemble de N jeux de paramètres, $\{\mathbf{p}^{(1)}, \dots, \mathbf{p}^{(N)}\}$;
 - de leurs sorties simulées $\{\mathbf{x}^{(1)} = \mathcal{M}(\mathbf{p}^{(1)}), \dots, \mathbf{x}^{(N)} = \mathcal{M}(\mathbf{p}^{(N)})\}$;

on veut construire pour n'importe quel jeu de paramètres \mathbf{p} , une approximation $\hat{\mathcal{M}}(\mathbf{p})$ de $\mathcal{M}(\mathbf{p})$.

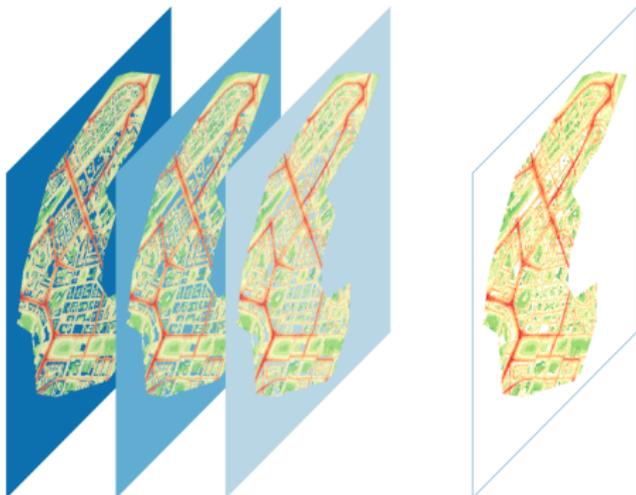
Le temps de calcul de $\hat{\mathcal{M}}$ est beaucoup plus petit que celui de \mathcal{M} .

Réduction de dimension

À partir de l'échantillon d'apprentissage, on isole un nombre k réduit de cartes de bruit par ACP (Analyse en Composantes Principales). Pour chaque jeu de paramètres, la carte de bruit simulée $\mathcal{M}(\mathbf{p})$ est approchée par la somme pondérée de ces cartes :

$$\mathcal{M}(\mathbf{p}) \simeq w_1(\mathbf{p}) \times \text{carte}_1 + w_2(\mathbf{p}) \times \text{carte}_2 + \dots + w_k(\mathbf{p}) \times \text{carte}_k$$

Les poids w sont des fonctions qui dépendent des paramètres. Ils sont connus pour l'échantillon d'apprentissage ($w_i(\mathbf{p}^{(j)})$ connus).



Interpolation des fonctions de poids w_i par Krigeage

Une fois que les poids $w_i(\mathbf{p}^{(j)})$ de l'échantillon d'apprentissage sont calculés, une hypothèse est faite sur la corrélation entre les poids des différents jeux de paramètres. On estime alors les poids des cartes à partir des $w_i(\mathbf{p}^{(j)})$ et de la corrélation établie entre les poids.

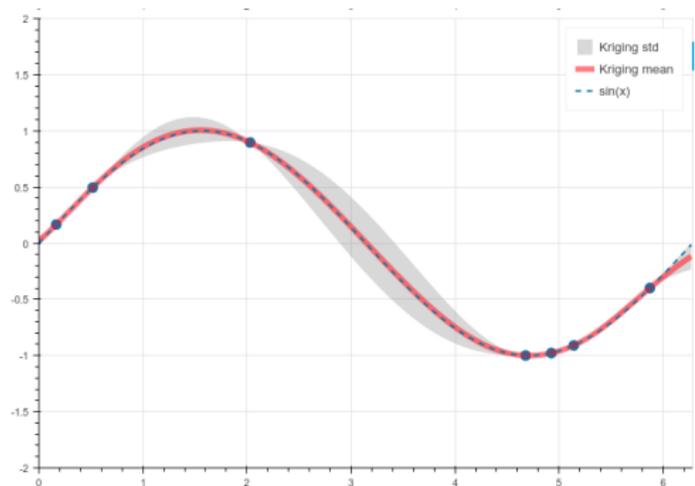


FIGURE – Krigeage en dimension 1

Construction du méta-modèle

Une fois les k cartes de bruit statistiquement représentatives identifiées, et les poids w_i estimés par des fonctions interpolées \hat{w}_i , le méta-modèle se calcule de la façon suivante :

Emulateur

$$\hat{\mathcal{M}}(\mathbf{p}) = \hat{w}_1(\mathbf{p}) \times \text{carte}_1 + \hat{w}_2(\mathbf{p}) \times \text{carte}_2 + \dots + \hat{w}_k(\mathbf{p}) \times \text{carte}_k$$



$\hat{\mathcal{M}}$ est réduit à une courte séquence de calculs élémentaires.

Plan

- 1 Introduction
- 2 Réduction et émulation
- 3 Résultats**
 - Réduction de dimension
 - Distribution des scores
 - Résultats spatialisés
 - Comparaison directe
- 4 Conclusion

Réduction de dimension

À partir d'un échantillon de 2000 simulations statistiquement réparti dans l'ensemble des paramètres, on choisit une base de telle sorte qu'elle explique 97 % de la variance. Ici avec 4 vecteurs.

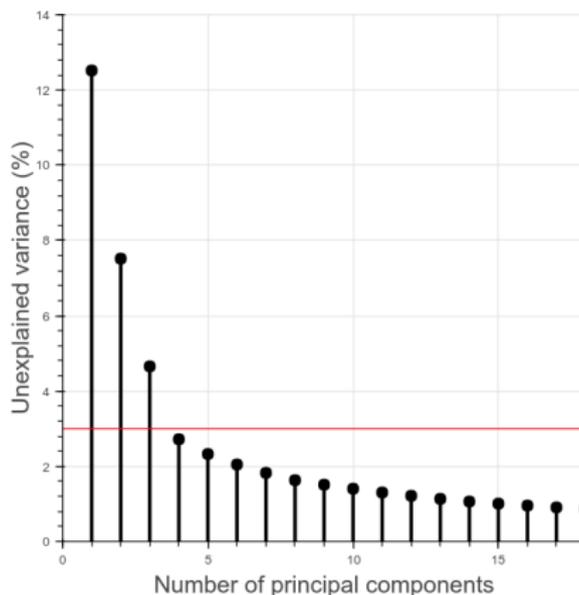
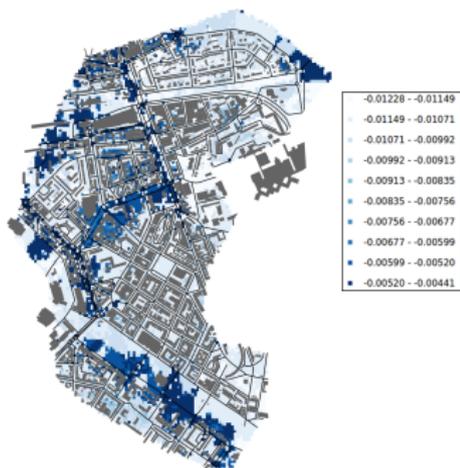


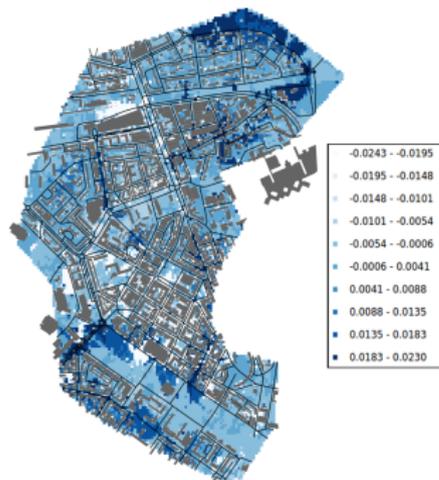
FIGURE – Nombre de composantes principales vs variance expliquée

Représentation de la base de projection

Les vecteurs de la base de projection capturent la physique de la propagation sonore (trafic, réflexion/diffraction)



(a) 1er vecteur de base

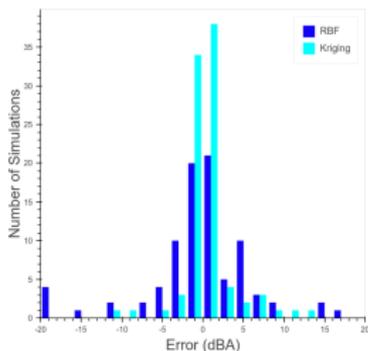


(b) 3ème vecteur de base

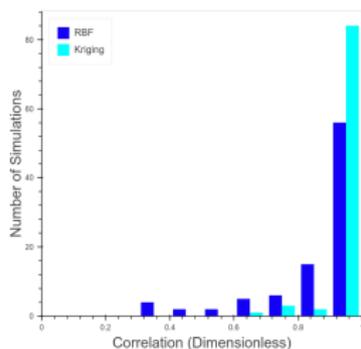
Distribution des scores

À partir d'un échantillon de validation (90 jeux de paramètres), il est possible de comparer les sorties du méta-modèle \mathbf{c} avec celles du simulateur \mathbf{o} . De chaque simulation on observe la distribution des scores suivants :

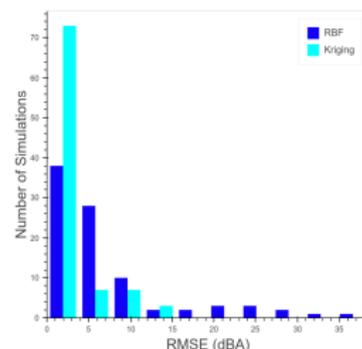
Biais	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (c_i - o_i)$
Correlation	$\frac{\sum_{i=1}^n (c_i - \bar{c})(o_i - \bar{o})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (c_i - \bar{c})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2}}$
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (c_i - o_i)^2}$



(a) Distribution du biais



(b) Distribution de la corrélation



(c) Distribution du RMSE

FIGURE – Distribution des scores du méta-modèle comparé aux simulations

Spatialisation des scores

Les résultats spatialisés informent sur l'influence de l'environnement sur les performances du méta-modèle.

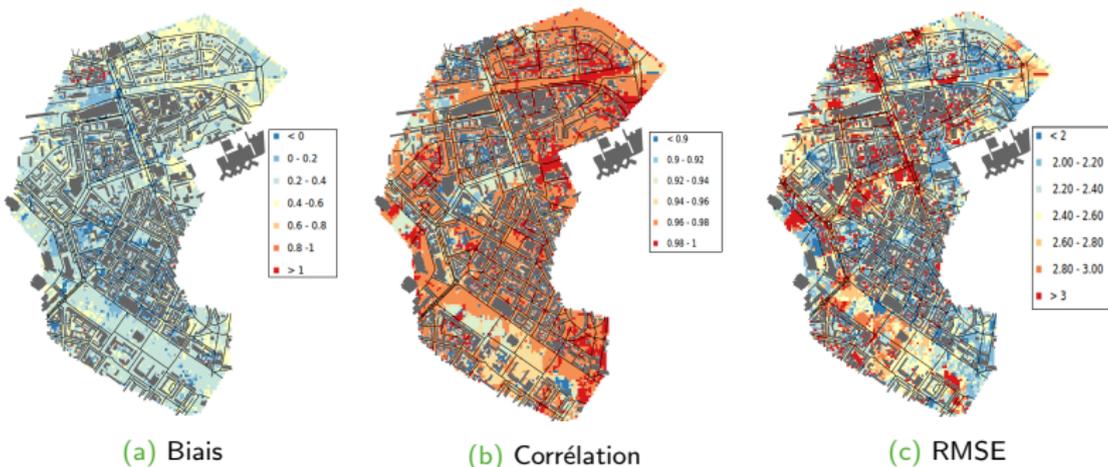


FIGURE – Carte des scores du méta-modèle comparé aux simulations

Comparaison directe

Pour un jeu de paramètres donné, une comparaison du résultat de la simulation et du méta-modèle est qualitativement satisfaisante.



FIGURE – Comparaison d'une simulation directe et par méta-modèle avec les mêmes paramètres

Plan

- 1 Introduction
- 2 Réduction et émulation
- 3 Résultats
- 4 Conclusion

Conclusion

Un méta-modèle a :

- Un temps de calcul hors-ligne (2000 simulations)
- Un temps de calcul en ligne extrêmement court (~ 100 ms)

Il garantit une bonne approximation du modèle.

Ce gain de calcul autorise un grand nombre d'appels au méta-modèle et ouvre des perspectives pour la quantification d'incertitudes et pour l'assimilation de données en temps réel des observations de bruits dans les cartes.

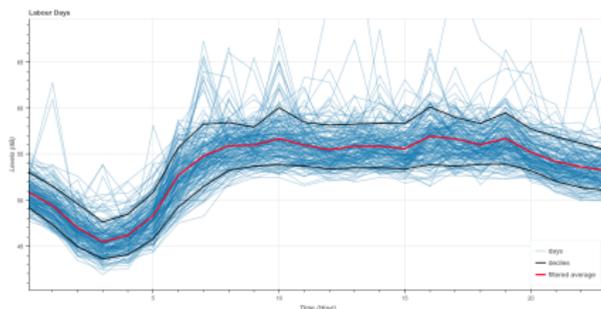


FIGURE – Exemple d'observations de mesure de bruit journalières

Merci de votre attention

Antoine LESIEUR
INRIA
2, rue Simone Iff
75012 PARIS
antoine.lesieur@inria.fr