



# Modèles de substitution multifidélité en calcul de structures

Pierre-Alain Boucard, David Néron, Bruno Soulier, Stéphane Nachar, Christian Rey, Felipe Bordeu

## ► To cite this version:

Pierre-Alain Boucard, David Néron, Bruno Soulier, Stéphane Nachar, Christian Rey, et al.. Modèles de substitution multifidélité en calcul de structures. Conférence Régionale NAFEMS France 2018, Nov 2018, PARIS, France. <hal-01937099>

**HAL Id: hal-01937099**

**<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01937099>**

Submitted on 27 Nov 2018

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Modèles de substitution multifidélité en calcul de structures

Pierre-Alain BOUCARD  
Professeur, LMT ENS Cachan/CNRS/Université Paris-Saclay

David Néron - Professeur, Bruno Soulier - Maître de Conférences, Stéphane Nachar - Doctorant,  
LMT ENS Cachan/CNRS/Université Paris-Saclay

Christian Rey - Responsable de l'équipe simulation et mathématiques appliquées, Felipe Bordeu - Chercheur,  
Safran Tech

## Résumé :

On souhaite montrer comment les métamodèles (ou modèles de substitution) multifidélité, que ce soit dans le cadre de l'optimisation, ou de la création d'un "abaque virtuel", constituent une réponse intéressante qui sait utiliser tous les niveaux de modélisation (modèles analytiques ou numériques simples, modèles éléments finis linéaires et non linéaires), voire même des résultats expérimentaux.

Les métamodèles sont aujourd'hui très répandus, car ils apportent une solution intéressante à la problématique des coûts des simulations inhérents aux problèmes d'optimisation, d'analyse de sensibilité, d'exploration d'un espace de conception... Il s'agit ici de montrer comment on peut étendre ces métamodèles (et en particulier ceux basés sur le krigeage ou plus largement sur les processus gaussiens) à l'utilisation de plusieurs simulations de niveaux de fidélités différents.

On illustrera le fonctionnement de ces méthodes sur des cas simples pour bien appréhender leur fonctionnement, puis on montrera sur quelques cas plus complexes leur utilisation en couplage avec des simulations numériques en calcul de structures à différents niveaux de fidélités. Dans le cadre de cet exposé, les niveaux de fidélités différents correspondront à des modèles réduits plus ou moins complets associés à des simulations non linéaires (assemblages avec contact frottant, calcul en viscoplasticité...) mais ce cadre n'est qu'un cas particulier de couplage métamodèles multifidélité/modèles réduits qui n'enlève rien à la généralité de la démarche. La construction d'un métamodèle multifidélité fait en effet appel à différents "modules" indépendants des codes de simulation permettant leur utilisation dans une large variété d'environnement.

**Mots clés** : métamodèles multifidélité, krigeage, optimisation, simulations partiellement convergées

## Summary:

We wish to show how multifidelity metamodel (or substitution model), whether in the context of optimization, or the creation of a "virtual chart", constitute an interesting answer that can use all levels of modelling (simple analytical or numerical models, linear and non-linear finite element models), or even experimental results.

Metamodels are very widespread today, because they provide an interesting solution to the problem of the cost of simulations inherent to problems of optimization, sensitivity analysis, exploration of a design space... The aim here is to show how we can extend these metamodels (and in particular those based on kriging or more broadly on Gaussian processes) to the use of several simulations of different fidelity levels.

We will illustrate the functioning of these methods on simple cases to understand their functioning, then we will show on some more complex cases their use in coupling with numerical simulations in calculation of structures at different levels of fidelity. For the purposes of this paper, the different levels of fidelity will correspond to more or less complete scale models associated with non-linear simulations (friction contact assemblies, viscoplasticity calculations, etc.), but this framework is only a special case of metamodel multifidelity/scale models coupling which does not detract from the generality of the approach. The construction of a multifidelity metamodel uses different "modules" independent of the simulation codes allowing their use in a wide variety of environments.

**Keywords**: multifidelity metamodels, kriging, optimization, partially converged simulations

## 1 Contexte

L'utilisation des métamodèles [1] dans le contexte du calcul de structures prend une place importante. Utilisés comme modèles de substitution au modèle mécanique complet, ils permettent alors de traiter des problèmes inverses, de propager des incertitudes, de réaliser des études d'optimisation... Néanmoins ces modèles de substitution souffrent de deux inconvénients : les coûts de calcul inhérents aux simulations nécessaires pour leur génération, et leur relative imprécision par rapport au modèle mécanique complet. En réponse à ce dernier inconvénient, il existe des stratégies d'enrichissement probabiliste du métamodèle, comme l'amélioration espérée [2], qui permettent de trouver plus précisément les zones d'intérêt (et ainsi, accélérer une étude d'optimisation par exemple).

Les travaux présentés ici ont pour objectif de réduire les coûts de calcul par une stratégie multifidélité soit dans la phase de la construction du métamodèle, soit en le construisant avec pour objectif de repérer une zone d'intérêt (l'optimum). Dans le premier cas, on cherche à avoir une réponse (en termes de quantité d'intérêt) sur l'ensemble de l'espace de conception afin de générer un abaque virtuel, tandis que dans le second cas on cherche à localiser une zone d'intérêt en ayant une précision sur la quantité d'intérêt dans cette zone. Dans ce dernier cas, il paraît effectivement inutile de fournir un effort de calcul important pour certains points alors que ceux-ci se situent loin de la zone recherchée.

Des travaux [3] montrent qu'un métamodèle construit à partir de données dites basse fidélité (ici un calcul partiellement convergées arrêté après 80 itérations de calcul) fournit une corrélation supérieure à 0.96 avec un métamodèle haute fidélité (calcul convergé à 250 itérations). Puisque des données basse fidélité peuvent rendre compte du métamodèle de référence, des méthodes se basant sur des données basse et haute fidélité proposent de construire un métamodèle en utilisant simultanément deux niveaux de fidélité (cokrigeage [4] krigeage hiérarchique [5]). Ces méthodes se basent sur l'existence d'une certaine corrélation entre les données haute et basse fidélité. Une autre stratégie de correction du métamodèle basse fidélité a été mise en place pour améliorer les données disponibles et cibler plus précisément les zones d'intérêt : « l'évofusion » [6].

Les résultats de l'application de ces démarches utiliseront des modèles réduits plus ou moins complets (résultats respectivement haute ou basse fidélité) associés à des simulations non linéaires (assemblages avec contact frottant, calcul en viscoplasticité...)

## 2 Démarche

Pour construire le métamodèle à l'aide de données issues de simulations basse fidélité on peut utiliser des modèles analytiques ou numériques simples, modèles éléments finis linéaires et non linéaires avec des maillages grossiers, des modèles de comportement plus ou moins complexes...

Pour les applications présentées ici, nous souhaitons utiliser un outil itératif permettant de générer en non-linéaire une réponse de la structure sur tout l'intervalle de chargement à un niveau de précision donné. Les algorithmes incrémentaux classiques ne le permettent pas puisqu'ils progressent itérativement par pas de charge successifs et que la convergence est imposée à chaque pas de charge et non de manière globale. Nous nous appuyons donc ici sur la méthode LATIN [7] dont l'un des points forts est de permettre de définir une solution approchée par suite d'itérations sur tout l'intervalle de chargement par génération d'un modèle réduit qui s'enrichit au cours des itérations. La qualité de la solution est donnée grâce à un indicateur d'erreur. On exploitera aussi la capacité de cette méthode à pouvoir réutiliser les résultats d'une simulation (associée à un jeu de paramètre) pour en réaliser une autre (associée à un autre jeu de paramètre) à moindre coût [8].

Une donnée haute fidélité est donc une donnée calculée en dessous d'un certain niveau de référence de l'indicateur d'erreur. Une donnée basse fidélité est donc une donnée calculée en dessous d'une autre valeur de l'indicateur d'erreur (plus élevée).

À partir de ces données, deux types de stratégie d'évofusion ont été mises en place. La première est décrite par Forrester dans [9] et permet la recherche de la zone d'intérêt à l'aide du critère d'enrichissement basé sur l'amélioration espérée, une stratégie similaire consiste à venir recalculer l'ensemble du métamodèle en utilisant un critère d'enrichissement basé sur un autre critère.

Les stratégies d'évofusion consistent à créer un premier métamodèle à l'aide de données basse fidélité. Par la suite on vient créer un métamodèle d'erreur construit en faisant la différence entre des données haute et basse fidélité en un certain nombre de points issus d'un critère d'enrichissement. Ce métamodèle d'erreur vient corriger le métamodèle basse fidélité pour ainsi créer le métamodèle dit « évofusé ». On itère ensuite l'algorithme ajoutant un nouveau point. Lors d'une stratégie de recherche de la zone d'intérêt, il correspond au maximum de l'amélioration espérée sur le métamodèle évofusé. Ce point correspond au maximum de l'erreur quadratique moyenne du métamodèle d'erreur lorsqu'on cherche à recalculer l'ensemble du métamodèle.

Le but est alors de minimiser les coûts de calcul issus d'une part de la construction du métamodèle basse fidélité et, d'autre part, de la technique d'évofusion. Ces coûts dépendent de deux paramètres : le nombre de points initiaux et le niveau de l'indicateur d'erreur choisi pour les simulations basse fidélité.

### 3 Conclusion

Ces stratégies ont été appliquées sur des cas d'assemblage en contact frottant, et de structures avec comportement viscoplastique, avec différents nombres de points initiaux et différents niveaux de l'indicateur d'erreur (les deux étant associés aux données initiales basse fidélité). On compare alors les gains de temps entre la stratégie proposée (simulations basse fidélité puis évofusion avec des simulations haute fidélité) à une stratégie classique basée uniquement sur des simulations haute fidélité. Il en résulte des gains de temps pouvant aller jusqu'à un facteur 30. Sur les exemples traités, le gain quasi optimal est obtenu pour un nombre de points initiaux et un niveau de l'indicateur d'erreur des données partiellement convergées qui ne dépend quasiment pas du problème traité.

### 4 References

- [1] D.R. Jones, *A taxonomy of global optimization methods based on surface response surfaces*, Journal of Global Optimization , Springer, 345-383, 2001.
- [2] D.R. Jones, M. Schonlau, W.J. Welch *Efficient global optimization of expensive black-box functions*, Journal of Global Optimization , Springer, 455-492, 1998
- [3] A. Dadone, B. Grossman *Progressive optimization of inverse fluid dynamic design problems*, Computer and fluids , Elsevier, 1-32, 2000
- [4] R. Zimmermann, Z.H. Han, *Simplified cross-correlation estimation for multi-fidelity surrogate cokriging models*. Adv. Appl. Math. Sci. 7(2), 181–201, 2010
- [5] Z.H. Han, S. Görtz *A hierarchical kriging model for variable-fidelity surrogate modelling of aerodynamic functions*. AIAA J. 50(9), 1885–1896, 2012
- [6] A.I.J Forrester N.W. Bressloff A.J. Keane *Optimization using surrogate models and partially converged computational fluid dynamics simulations*, Proceedings of the Royal Society A, 2177-2204, 2006.
- [7] P. Ladeveze. *Nonlinear Computational Structural Mechanics - New Approaches and non-Incremental Methods of Calculation*, Springer-Verlag, 1999
- [8] D. Néron, P.A. Boucard, N. Relun *Time-space PGD for the rapid solution of 3D nonlinear parametrized problems in the many-query context*, International Journal for Numerical Methods in Engineering, Wiley, 2015, 103 (4), pp.275 - 292.
- [9] A.I.J Forrester N.W. Bressloff A.J. Keane *Response surface model evolution*, 16th AIAA Computational Fluid Dynamics Conference, 2003