

DIVE : une méthode d'utilisation de méta-modèles dans un processus d'optimisation multi-disciplinaire

Joël Clément¹, Mohamed Masmoudi², Jean Hermetz¹,
Nathalie Bartoli², Yogesh Parte²

¹ Onera Toulouse

2 Avenue Édouard Belin, 31055 Toulouse

{joel.clement,jean.hermetz,nathalie.bartoli}@onera.fr

² Laboratoire MIP

118 route de Narbonne, F-31062 Toulouse Cedex 9

{masmoudi,parte}@mip.ups-tlse.fr

Résumé — Cet article présente la méthode DIVE comme un cadre d'utilisation de méta-modèles au sein d'un processus d'optimisation multi-disciplinaire. Une description théorique est donnée, et nous montrons les résultats obtenus pour deux cas-tests de type avion d'affaires supersonique. Les méta-modèles disciplinaires utilisés comme exemple sont des approximations linéaires, qui s'adaptent avec le processus d'optimisation et permettent de s'affranchir de la dimension du problème.

Mots clés — Optimisation Multi-Disciplinaire, Méta-modèle, Conception avion avant-projet.

Introduction

L'optimisation multi-disciplinaire apparaît comme solution aux problèmes de conception de systèmes complexes. Le terme "optimisation multi-disciplinaire" laisse sous-entendre à tort qu'il ne s'agit que d'un problème d'optimisation. Nous lui préférons ici le terme "conception collaborative". En effet, l'optimisation ne représente qu'une composante qui ne peut être séparée du reste du problème de conception. Le but ici n'est pas de créer un processus automatique, mais de faciliter les échanges entre les équipes relatives aux différentes disciplines.

De nombreuses méthodes appelées communément formulations MDO apparaissent dans la littérature (MDF, IDF, AAO, BLISS, CO [1, 2]). Elles proposent des stratégies permettant d'une part d'assurer la cohérence de la description du système complexe et d'autre part d'effectuer la recherche de la configuration optimale.

Nous proposons avec la méthode DIVE un cadre d'utilisation de méta-modèles au sein des formulations MDO. Le méta-modèle peut se limiter à une approximation linéaire ou quadratique. Il peut s'appuyer sur des méthodes classiques d'apprentissage telles que les réseaux neuronaux, le Krigeage ou la SVM. Il peut également faire appel à des techniques de projection sur des sous-espaces telle que la méthode POD. Dans le cas où le modèle d'origine est simple, il peut jouer le rôle de méta-modèle.

Nous donnons dans une première section les notations et les définitions qui serviront de cadre pour les formulations MDO. Nous donnons ensuite une description de la méthode DIVE dans la section 2. Nous présentons dans la section 3 les résultats pour deux cas-tests d'avion d'affaires

supersoniques obtenus avec un logiciel développé sous Scilab. Nous comparons les formulations MDF et DIVE afin de voir le bénéfice de l'utilisation de méta-modèles disciplinaires dans un processus d'optimisation.

1 Notations et définitions

Dans cette section, nous allons définir les différents paramètres et variables qui interviennent dans la conception des systèmes complexes. Nous considérons ici les différentes variables et sorties comme des vecteurs. Pour simplifier l'exposé, nous allons considérer ici un système contenant deux disciplines (D_1 et D_2), représenté sur le schéma 1.

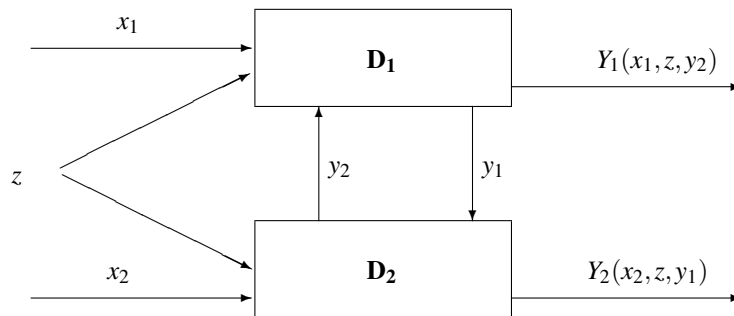


Figure 1 – Système à deux disciplines.

Les différentes variables et sorties représentées sur cette figure sont :

- x les **variables de conception locales** : les variables x_1 sont propres à la discipline 1 et les variables x_2 sont propres à la discipline 2. Nous appelons variable locale (ou privée) une variable qui intervient dans une discipline seulement. Par exemple, le choix du matériau ou l'épaisseur des renforts internes à la structure n'affectent pas directement l'écoulement autour de l'avion.
- z les **variables de conception partagées**. Lorsqu'une variable locale possède une interaction avec une autre discipline, il convient de la considérer comme une variable partagée : les variables partagées (ou publiques) possèdent des effets directs sur plusieurs disciplines à la fois. Par exemple, l'épaisseur d'une aile intervient dans le calcul de la traînée et dans le calcul en mécanique des structures.
- y les **variables de couplage**, ou d'interaction : ici les variables y_1 (resp. 2) proviennent de la discipline 1 (resp. 2) et sont utilisées comme paramètres de la discipline 2 (resp. 1). Les disciplines prennent en entrée des données provenant d'autres disciplines. Ce sont les variables de couplage ou d'interaction que nous noterons y . Par exemple, le champ de pression autour de l'aile permettra à la discipline structure d'en calculer la déformation. De même, la déformation élastique de l'aile a un effet sur le comportement aérodynamique de l'aile.
- Y l'ensemble des sorties provenant des codes de calcul disciplinaires : Y_1 représente les résultats des calculs de la discipline 1 et Y_2 ceux de la discipline 2.

Les disciplines sont reliées entre elles par des variables d'interaction : le moindre changement dans une discipline aura donc une influence sur toutes les autres. Il convient donc de trouver un équilibre entre les disciplines au travers de ces variables d'interaction.

Le terme anglais MDA (MultiDisciplinary Analysis) signifie analyse multi-disciplinaire. Pour une configuration $[x, z]$ donnée, les variables de couplage doivent vérifier l'équation d'état :

$$R(x, z, y) = y - Y(x, z, y) = 0, \quad (1)$$

où $R(x, z, y)$ représente le résidu, que l'on souhaite annuler.

Effectuer une MDA revient à résoudre l'équation (1) en y . Cette équation peut être vue comme une équation d'état du problème. Elle décrit la physique du système et doit être résolue d'une manière très précise. On peut aboutir à des performances qui peuvent paraître intéressantes au niveau de la fonction objectif, mais avec un système qui ne satisfait pas les lois de la physique.

2 DIVE : Discipline Interaction Variable Elimination

La formulation DIVE, inspirée de la méthode BLISS 2000 [3], est décrite plus en détail dans [4].

2.1 Principe

Cette méthode cherche à réduire la complexité du problème d'optimisation par une élimination en trois temps des différents types de variables.

Élimination des variables locales x

Dans un premier temps, chaque discipline optimise par rapport à ses variables locales x afin de minimiser une fonction objectif qui lui est propre. Elle doit aussi tenir compte des contraintes locales. Cela peut être par exemple minimiser la masse pour la discipline structure ou maximiser la finesse pour le module aérodynamique.

Nous laissons à chaque discipline le soin de définir sa fonction objectif F_i .

Les problèmes d'optimisation disciplinaires sont alors les suivants :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{x_i} F_i(x_i, z, y), \\ G_i(x_i, z, y) \leq 0, \\ x_i^l \leq x_i \leq x_i^u. \end{array} \right. \quad (2)$$

Les variables locales x_i sont donc gérées par les disciplines qui fourniront des sorties optimisées par rapport à ces dernières, et elles seront transparentes pour le reste du système.

Dans certains cas, il est plus commode de traiter les variables locales comme des variables globales. Cela évite de faire une optimisation par rapport à x à chaque sollicitation de la discipline.

Élimination des variables de couplage y

Les variables de couplage y doivent minimiser les résidus de l'équation d'état :

$$\min_y \|Y(z, y) - y\|^2. \quad (3)$$

Cette approche spécifique à la méthode DIVE pour résoudre les équations d'état du système diffère des autres formulations où l'on trouve le plus souvent l'utilisation d'une méthode de point fixe (MDF, BLISS) ou bien l'ajout de contraintes d'égalité (IDF, CO). Cette caractéristique fait de DIVE une méthode plus robuste car elle pose mieux le problème de résolution de l'équation d'état et permet de le traiter de façon plus efficace avec des techniques de minimisation classiques. La méthode Gauss-Newton est certainement la mieux adaptée à la résolution de ce type de problèmes. On trouve aussi des cas où la méthode de point fixe s'avère très efficace.

Élimination des variables globales z

Les variables partagées sont traitées au niveau de l'optimiseur système. Les contraintes ne pouvant pas être satisfaites aux niveaux disciplinaires seront remontées au niveau système où elles ne dépendent désormais que des variables partagées z .

Les disciplines utilisent des méta-modèles pour leurs sorties. Ces derniers renvoient un indice α_i sur la fiabilité de la réponse fournie par le méta-modèle. Lorsque $\alpha_i < 0$, le méta-modèle est valide en ce point, sinon, il faut le réévaluer, afin d'avoir une évaluation disciplinaire correcte. Cet indice, qui peut traduire la fonction indicatrice d'une région de confiance, permet de savoir s'il faut ou non réactualiser le méta-modèle disciplinaire.

Le problème qu'il faut résoudre au niveau global est le suivant :

$$\begin{cases} \min_z F(x, z, y), \\ G_i(z) \leq 0, \\ \alpha_i(z) \leq 0, \\ z^l \leq z \leq z^u. \end{cases} \quad (4)$$

Le schéma de la formulation DIVE est exposé sur la figure 2.

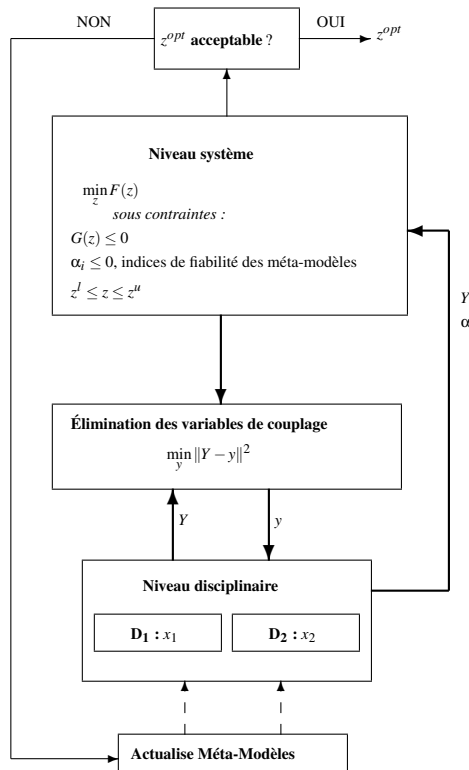


Figure 2 – Diagramme de la formulation DIVE.

La solution obtenue doit satisfaire plusieurs conditions pour être considérée comme solution du problème de conception :

- la fiabilité de chaque méta-modèle doit être vérifiée au point optimal ;
- si l'optimum est situé sur le bord du domaine de validité du méta-modèle (c'est-à-dire lorsque l'indice de fiabilité vérifie $\alpha_i = 0$), il faut réévaluer ce méta-modèle autour de l'optimum et relancer l'optimisation ;
- si les équations d'état ne sont pas résolues de manière assez précise, il faut aussi réévaluer les méta-modèles.

La configuration va ainsi évoluer dans l’espace de conception jusqu’à l’obtention d’une solution globale.

2.2 Remarques

Voici les principales particularités de cette formulation :

- le choix des optimisations disciplinaires est laissé aux expert des disciplines ;
- une importance particulière est donnée à la résolution précise des équations d’état.
- l’évaluation de la fiabilité des méta-modèles disciplinaires fait de la méthode DIVE une généralisation de la méthode des régions de confiance ;
- si l’on n’utilise pas de méta-modèle et que l’on considère toutes les variables au niveau global, cette méthode est équivalente à la méthode MDF ;
- l’évaluation de la qualité de l’optimum, par rapport à la fiabilité donnée par chacun des méta-modèles disciplinaires et à la précision de la résolution des équations d’état, assure la robustesse de cette méthode.

Afin de prouver la viabilité de cette formulation, on peut utiliser par exemple les méta-modèles linéaires. Ces méta-modèles possèdent une région de confiance petite, mais ils s’adaptent avec le processus d’optimisation. Ils permettent aussi de s’affranchir de la dimension du problème lorsque les disciplines sont en mesure de fournir leur gradients de manière efficace. Le méta-modèle disciplinaire est initialisé au point courant $[z^c, y^c]$. Il aura \tilde{Y} comme sortie au point $[z, y]$:

$$\tilde{Y}(z, y) = Y(z^c, y^c) + \partial_z Y \cdot (z - z^c) + \partial_y Y \cdot (y - y^c)$$

3 Résultats

Nous présentons dans cette section les résultats obtenus avec deux cas-tests : celui de Sobieski [5] et celui proposé par Dassault pour le projet ANR OMD-RNTL [6]. Ces deux cas-tests possèdent 4 disciplines (Structure, Aérodynamique, Propulsion, Performance). Nous considérons que toutes les variables sont au même niveau. Pour plus d’information sur les cas-tests et les résultats obtenus, le lecteur pourra se référer à [7].

Les cas-tests, ainsi que les différentes formulations ont été implémentés dans un logiciel développé sous Scilab. Le principe de ce logiciel est de programmer les différentes méthodes sous le même noyau, afin de passer de l’une à l’autre avec la plus grande flexibilité.

Nous montrons ici les résultats obtenus par les formulations MDF et DIVE. La différence principale entre ces deux formulations est l’utilisation de méta-modèles linéaires par la méthode DIVE. L’optimiseur utilisé est une méthode à base de gradient. Son principe est de linéariser le problème au point courant et d’utiliser une méthode de région de confiance.

Le tableau 1 présente les résultats obtenus. Nous rappelons l’objectif du cas-test Sobieski qui est de maximiser le rayon d’action R , et celui du cas-test Dassault qui est de minimiser la masse totale au décollage TOW . Nous montrons les résultats obtenus pour l’objectif ainsi que le nombre d’appels aux codes de calcul disciplinaires. Les contraintes des problèmes de conception sont satisfaites.

Les formulations MDF et DIVE obtiennent les mêmes performances pour les deux cas-tests. La formulation DIVE est la plus performante en terme de nombre d’appels. L’utilisation de méta-modèles locaux et adaptatifs permet donc d’arriver à des solutions cohérentes (la qualité de la solution obtenue est la même que pour le cas sans méta-modèle), tout en réduisant de manière conséquente le nombre d’appels.

Sobieski

Formulation	MDF	DIVE
R	3494	3494
Nombre d'appels		
<i>Structure</i>	221	117
<i>Aérodynamique</i>	261	143
<i>Propulsion</i>	141	65
<i>Performance</i>	140	91
Total	763	416

Dassault

Formulation	MDF	DIVE
TOW	33065	33065
Nombre d'appels		
<i>Structure</i>	1564	576
<i>Aérodynamique</i>	1564	576
<i>Propulsion</i>	1599	608
<i>Performance</i>	1699	672
Total	6426	2432

Tableau 1 – Résultats pour les formulations MDF et DIVE.

Conclusion

Nous pouvons voir avec ces résultats le gain apporté par l'utilisation de méta-modèles linéaires disciplinaires au sein des formulation MDO, c'est à dire les plus simples qui soit. Malgré cela, nous obtenons de très bon résultats. La méthode DIVE peut être beaucoup plus efficace si l'on utilise des méta-modèles plus adaptés aux disciplines. Nous conseillons cependant d'utiliser des méta-modèles respectant certains critères :

- le méta-modèle doit être adaptatif, afin d'être fiable autour du point de conception demandé par l'optimiseur ;
- à l'optimum, nous devons maximiser la fiabilité. Pour cela, il faut que les méta-modèles utilisés fournissent des sorties exactes au point courant (afin d'être sûr des sorties qui seront exploitées par la suite) ainsi que des dérivées exactes en ce point (afin d'être sûr de vérifier les conditions d'optimalité au premier ordre).

Références

- [1] Evin J. Cramer, J.E. Dennis, Paul D. Frank, Robert Michael Lewis, and Gregory R. Shubin. Problem formulation for multidisciplinary optimization. In *AIAA Symposium on MDO*, 1993.
- [2] N. M. Alexandrov and R. Lewis. Algorithmic perspectives on problem formulations in MDO. In *8th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, 2000. AIAA Paper 2000-4719.
- [3] J. S. Agte. A tool for application of bi-level integrated system synthesis (BLISS) to multi-disciplinary optimization problem, 2000.
- [4] M. Masmoudi, Y. Parte, J. Hermetz, and J. Clément. DIVE : A New Approach for Multidisciplinary Optimization. *ECCOMAS, Venice*, 2008.
- [5] Sobieski, Agte, and Sandusky. Bi-level integrated system synthesis (BLISS). (AIAA 98-4916), 1998.
- [6] M. Ravachol. Rapport d'avancement. "optimisation multidisciplinaire". Technical report, DASSAULT AVIATION / OMD-RNTL, 2007.
- [7] Joël CLEMENT. *Optimisation Multi-disciplinaire, étude théorique et appliquée*. PhD thesis, ONERA/EDAA ISAE, France, 2009.