

Identification multi-essais d'un modèle composite complexe par méthodes inverses

Multi-tests identification of a complex composite model with inverse methods

Florent Mathieu¹, Pierre Baudoin¹, J. Schneider², S. Mousillat², F. Laurin³, A. Hurmane³

1 : EikoSim

e-mail : florent.mathieu@eikosim.com et pierre.baudoin@eikosim.com

2 : Safran Aircraft Engines

e-mail : julien.schneider@safrangroup.com et sylvain.mousillat@safrangroup.com

3 : ONERA

e-mail : frederic.laurin@onera.fr et antoine.hurmane@onera.fr

Résumé

Ce travail vise à proposer des stratégies pour l'identification de modèles de comportement à grands nombres de paramètres, pour lesquels une grande série d'essais est nécessaire si l'on doit identifier le modèle complet. Un exemple est pris avec l'identification de 27 paramètres du modèle ODM (ONERA Damage Model) sur 5 essais réalisés pour la caractérisation d'un matériau-type. L'attention est portée à la stratégie de recherche d'un minimum d'erreur de modèle, et des outils utilisables pour envisager l'automatisation de ces approches dans le cadre du développement d'un outil métier.

Abstract

Please write here your abstract in English (200 words max.)

Mots-clés : identification, endommagement, mesures de champs

Keywords : identification, damage, field measurements

1. Introduction

Afin de décrire avec précision le comportement anisotrope prononcé de matériaux composites, certaines lois de comportement requièrent l'identification de très nombreux paramètres matériaux, leur nombre pouvant dépasser la centaine. L'identification de la totalité de ces paramètres implique une série d'essai conséquente, voire pour certains d'entre eux, d'obliger le modélisateur à choisir des valeurs de paramètres fondées théoriquement mais impossibles à vérifier faute de données pertinentes. Dans le cas du modèle ODM (ONERA Damage Model), qui comporte plusieurs dizaines de paramètres matériau, une vaste campagne d'essais est nécessaire pour déterminer ces paramètres pour chaque nouvelle nuance du matériau.

Pour augmenter la quantité d'informations exploitables dans un seul essai, et donc tenter de diminuer le nombre d'essais à réaliser pour chaque nouvelle nuance de matériau, les mesures de champs (et en particulier la corrélation d'images numériques [1]) sont un candidat désormais bien connu. De nombreux travaux récents [2, 3, 4, 5, 6] montrent que leur usage, associé à l'utilisation de méthodes inverses, permet de rendre l'identification des paramètres matériau plus robuste, et d'identifier plus de paramètres à partir d'un unique essai. Pour aller plus loin, certains auteurs [7] proposent d'utiliser conjointement plusieurs essais dans la même identification, afin de profiter des sensibilités aux paramètres dans tous les essais de la campagne à la fois, et ainsi éviter les couplages "circonstanciels" qui peuvent apparaître sur un essai donné, mais qui ne seraient pas dus à l'écriture de la loi de comportement du matériau.

Ce travail se propose d'appliquer ce concept à une campagne d'essais existante, de manière à quantifier le gain industriel rendu possible par ces approches. Celles-ci sont connues pour être coûteuses en temps de calcul, une itération typique demandant $n + 1$ calculs éléments finis, avec n le nombre de paramètres recherché. Ce travail propose une stratégie simple à mettre en œuvre pour prioriser les calculs et éviter des instabilités dues aux couplages.

2. Essais

Une campagne d'essai a été réalisée afin de déterminer les paramètres matériaux associés à la loi de comportement Onera Damage Model (ODM [8]) permettant de décrire le comportement du matériau tissé 3D sélectionné par Safran. Les résultats de cinq essais de traction réalisés sur des éprouvettes plates, prélevées dans des directions allant de 0° à 90° en rapport à la direction chaîne du matériau, ont été traités avec les méthodes standard d'identification (voir Fig. 1). Une étude comparative a été menée après utilisation de la corrélation d'images (voir Fig. 2) et de méthodes d'identification de type « Finite Element Model Updating » (FEMU), en comparant la méthode FEMU « traditionnelle » et celle qui exploite toutes les données d'essais dans une seule analyse commune (voir section 3).

3. Méthode d'identification

3.1. Recalage de modèle par éléments finis

Parmi les méthodes d'identification existantes [2], la méthode FEMU (pour Finite Element Model Updating) [9, 3, 4, 6] présente l'avantage d'être bien adaptée à l'identification de modèles matériaux non-linéaires complexes, souvent liés à des codes éléments finis commerciaux utilisés dans l'industrie. Typiquement, le recalage d'un modèle matériau développé sous la forme d'un user material est permis, du fait du fonctionnement non-intrusif en mode "boîte noire" de ces méthodes. La méthode FEMU repose sur la résolution d'un problème inverse, de manière à minimiser une erreur de modèle globale calculée par rapport aux données d'essais disponibles. La résolution est exprimée sous la forme générale à inverser (Eq. 1) :

$$\mathbf{M}\delta p = \mathbf{b} \quad (\text{Eq. 1})$$

avec \mathbf{M} la matrice de sensibilité principale du problème, δp l'incrément à réaliser pour l'itération courante sur les paramètres du problème, et \mathbf{b} le second membre caractéristique de l'erreur de modèle. L'équation 1 doit être résolue conjointement pour les quantités de mesure disponibles, afin de prendre en compte de manière juste toutes les informations de mesure existantes. Par exemple, on parlera alors de FEMU-U, FEMU-F ou FEMU-UF si l'erreur de modèle considérée est construite sur des mesures de déplacements, d'efforts, ou combinée déplacement-efforts. Dans ce dernier cas, la matrice \mathbf{M} et le second membre \mathbf{b} doivent être construits en prenant en compte les erreurs sur les deux quantités, ce qui permet d'améliorer la robustesse de l'algorithme et de ne pas pénaliser une mesure par rapport à une autre [2, 4]. Dans tous les cas et quelle que soit la donnée de mesure utilisée, ces éléments sont construits à partir des contributions de tous les instants de l'essai que l'utilisateur intègre dans l'analyse, et sont donc des sommes sur les pas de temps des matrices et seconds membres élémentaires, comme présenté figure 1.

$$\begin{array}{c} \downarrow t \\ \omega_u \left\{ \begin{array}{l} \text{Déplacement} \\ M_{u1} \delta p = b_{u1} \\ + M_{u2} \delta p = b_{u2} \\ \vdots \\ + M_{un} \delta p = b_{un} \end{array} \right\} + \omega_F \left\{ \begin{array}{l} \text{Force} \\ M_{F1} \delta p = b_{F1} \\ + M_{F2} \delta p = b_{F2} \\ \vdots \\ + M_{Fn} \delta p = b_{Fn} \end{array} \right\} = \{ \mathbf{M} \delta p = \mathbf{b} \} \end{array}$$

Fig. 1. Assemblage du système complet en FEMU-UF, avec n le nombre de pas de temps considérés. Les paramètres ω_F et ω_u déterminent les pondérations associées au recalage en effort et en déplacement, respectivement.

3.2. Problématique

Ce cadre méthodologique permet d'exploiter au mieux la sensibilité aux paramètres dans une configuration d'essai donnée. Néanmoins, dans un modèle à grand nombre de paramètres, un choix est toujours nécessaire pour sélectionner ceux qui seront à identifier et exclure ceux qui paraissent moins sensibles, éliminant de fait une partie de l'information disponible pour l'identification de ces derniers. Plus le modèle compte de paramètres, plus cette information devient importante pour identifier les paramètres les moins sensibles. On présente par exemple en figure 2 les matrices de sensibilité pour les mêmes paramètres sur des essais à 0° et 90° par rapport à la direction de chaîne. On remarque par exemple que le paramètre ξ_2 (avant-dernière ligne de la matrice) est beaucoup plus sensible à la variation d'effort sur l'essai à 90° , mais que la procédure d'identification pourrait également bénéficier d'intégrer les données de l'essai à 0° , ce qui n'est habituellement pas fait lors de l'identification traditionnelle. Cela peut être un problème pour des paramètres d'endommagement difficiles à déterminer par manque de sensibilité.

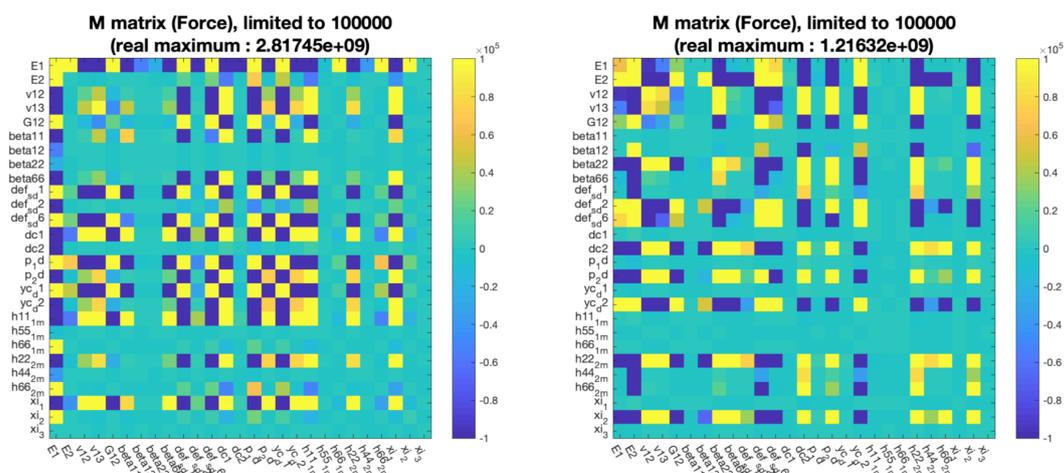


Fig. 2. Matrices de sensibilité à l'effort pour les cas de traction à 0° (gauche) et 90° (droite).

3.3. Solutions

Certains travaux récents [7] proposent d'agglomérer les systèmes inverses de différents essais pour identifier des paramètres influant sur ces diverses configurations (pouvant différer en chargement, en orientation matériau, ou encore en géométrie). La figure 3 présente le principe d'assemblage des systèmes pour m essais réalisés en parallèle.

Ce concept posé, un certain nombre de points d'attention doivent être mentionnés : — Cette situation doit permettre d'améliorer la fiabilité globale de l'analyse, mais les calculs de sensibilité (réalisés par éléments finis) doivent alors être réalisés pour chaque essai pour chaque itération, ce qui implique plus de calculs au total. — Dans le schéma de la figure 3 on suppose que chacun des essais a un même nombre de pas de temps, et donc que l'on prend en compte de manière équivalente les contributions de chacun. Si un essai est plus long que les autres, le fait de laisser tous les pas de temps ou d'en enlever aura une influence directe sur le résultat, posant la question de la valorisation des essais les uns par rapport aux autres.

4. Résultats, perspectives

L'assemblage des sous-systèmes permet de faire émerger, comme montré sur la figure 4, un système plus stable grâce à une meilleure prise en compte des corrélations entre les paramètres. Par ailleurs, le volume de calculs peut être traité en priorisant les identifications par ordre de sensibilité décroissante, en classant les valeurs propres de la matrice globale, comme proposé par [10]. Il faut par ailleurs noter

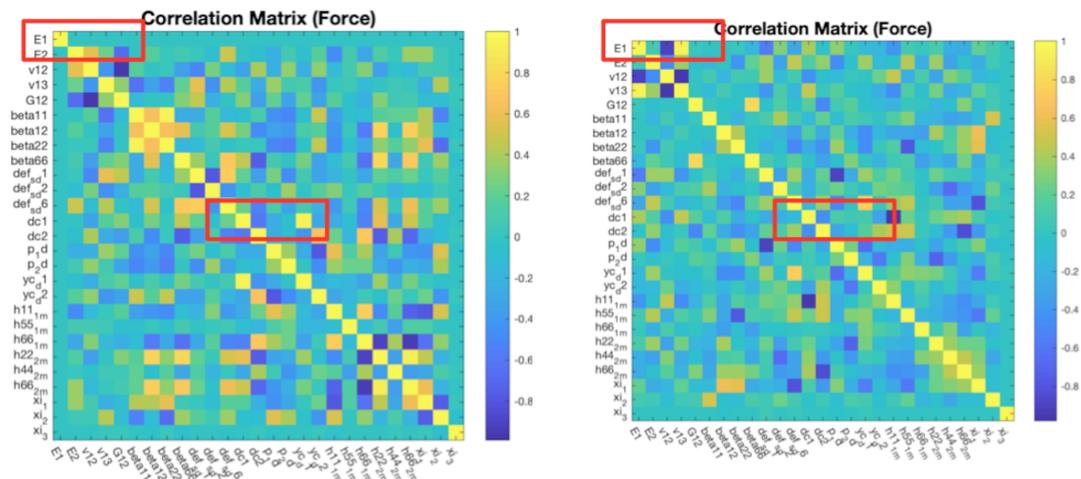


Fig. 4. Matrices de corrélation pour le système total (gauche) et pour un système partiel (0° , figure de droite). Dans les cadre en haut à gauche des images, on remarque l'absence de corrélation entre E1 et v13 sur le système total, alors que l'essai à 0° observé seul laisse penser qu'une corrélation existe. Inversement, la matrice du système total laisse apparaître une corrélation entre dc1 et ycd, invisible sur le seul essai à 0° .