

# Apport de l'optimisation par essais particuliers pour la détection de défauts d'une poutre à partir de ses fréquences propres

Roger SERRA<sup>a</sup>, Julien OLIVIER<sup>b</sup>

a. INSA Centre Val de Loire, Laboratoire de Mécanique et Rhéologie, 3 rue de la chocolaterie, 41000 Blois, France, [roger.serra@insa-cvl.fr](mailto:roger.serra@insa-cvl.fr)

b. INSA Centre Val de Loire, Laboratoire d'Informatique, 3 rue de la chocolaterie, 41000 Blois, France, [julien.olivier2@insa-cvl.fr](mailto:julien.olivier2@insa-cvl.fr)

## Résumé :

*L'objectif de cette étude est donc de présenter, évaluer et tester les différents paramètres de la méthode d'optimisation par essais particuliers dans le cas de la détection de modifications structurelles de type rigidité à partir des propriétés dynamiques d'une structure, pour au final en établir l'apport. Comme illustration, la méthode est appliquée au cas simple d'une poutre d'Euler-Bernoulli encastrée à sa base et libre à son extrémité. De nombreuses simulations numériques ont été réalisées, tout d'abord sur des poutres, puis sur des structures de type treillis. Cela permettra de discuter l'influence des paramètres inhérents à la méthode et de présenter la stratégie appliquée. Enfin des perspectives seront envisagées.*

## Abstract :

*The objective of this study is to present, to estimate and to test the various parameters of the particle swarm optimization method in the case of the detection of structural modifications from the dynamic properties of a structure, to establish in the end the contribution. As illustration, the method has been applied to the simple case of an Euler-Bernoulli cantilever beam. Massive numerical simulations were carried out. It will allow to discuss the influence of the parameters inherent to the method and to present the applied strategy. Finally perspectives will be envisaged.*

**Mots clefs : Détection, Optimisation, OEP (PSO), SHM, Vibrations**

## 1 Introduction

La connaissance de l'état mécanique d'une structure et donc de son intégrité est aujourd'hui un enjeu majeur aussi bien dans l'industrie que dans la rénovation des ouvrages d'arts. De nombreuses méthodes de contrôle non destructif existent, parmi ces dernières citons celles basées sur la réponse statique ou dynamique de la structure. La rigidité de la structure est l'un des indicateurs les plus utilisés pour la détection et la localisation de dommage dans la structure. Différents types de méthodes basées sur la réponse dynamique ont été présentées dans les dernières décades avec plus ou moins

d'efficacité. L'idée étant de comparer la réponse de la structure à différents instants, notamment avant et après un évènement sévère (comme un ouragan, un choc violent, ...). Pour une meilleure description des modifications structurelles, une classe de modèle est généralement définie basée sur l'hypothèse d'une relation entre les données d'entrées et de sorties de la structure, ou sur la minimisation de l'écart entre un modèle théorique et les mesures expérimentales, ou encore plus simplement entre deux états de la structure. Dans ces derniers cas, une fonction objectif (ou fonction fitness) doit alors être définie et le problème devient celui d'une optimisation sous contrainte présentant une certaine instabilité vis-à-vis de petits changements dans les données mesurées, induit par le problème inverse inhérent à ces approches. En outre, en raison notamment du caractère non linéaire de la fonction objectif et du nombre de variables à optimiser, résoudre ce type de problème de manière exacte nécessiterait un coût en temps de calcul prohibitif. Les méthodes dites « méta-heuristiques » permettent de contourner ce problème car elles permettent d'obtenir une bonne solution en un temps raisonnable, bien qu'il n'existe pas de garantie quant à l'optimalité de celle-ci. Parmi les méta-heuristiques les plus connues peuvent être cités la méthode Tabou [1], le recuit simulé [2] les algorithmes génétiques [3], l'optimisation par colonie de fourmi [4] ou encore les approches par essais particuliers [5]. Ces méthodes présentent en outre l'avantage de ne pas avoir à réaliser d'inversion et donc de s'affranchir du conditionnement du problème posé. Cet article se propose de tester l'efficacité des essais particuliers pour la détection de modifications structurelles. Cependant, la qualité de la solution fournie par l'algorithme est fortement dépendante de la solution initiale choisie, cette dernière étant aléatoire. Aussi, pour palier cela, de nombreuses répétitions sont souvent réalisées pour améliorer les résultats de la méthode. Cette méthodologie permet en outre une parallélisation des répétitions, ce qui permet de ne pas trop dégrader le temps de calcul.

L'objectif de cette étude est donc de présenter, évaluer et tester l'apport de cette méthode d'optimisation par essais particuliers dans le cadre de la détection de modifications structurelles de type rigidité à partir des propriétés dynamiques de la structure. De nombreuses simulations numériques ont été réalisées sur un exemple de poutre encastree-libre. Cela permettra de discuter l'influence des paramètres inhérents à la méthode et de présenter la stratégie appliquée. Enfin des perspectives seront envisagées.

## 2 Optimisation par essais particuliers (OEP)

### 2.1 Théorie

L'optimisation par essais particuliers (OEP ou PSO en anglais) est une méthode « méta-heuristique » de type évolutionnaire qui utilise une « population » de solutions candidates pour déterminer une solution optimale du problème posé. Le degré d'optimalité est mesuré par une fonction fitness (aptitude) définie par l'utilisateur [6]. L'OEP diffère des autres méthodes de calcul évolutionnaire par le fait que les membres de la population appelés « particules » sont dispersés dans l'espace du problème [7]. Le comportement de l'essaim particulaire doit donc être décrit en se plaçant du point de vue d'une particule. Chacune des particules est dotée :

- d'une position, c'est-à-dire ses coordonnées dans l'ensemble de définition.
- d'une vitesse qui permet à la particule de se déplacer. De cette façon, au cours des itérations, chaque particule change de position. Elle évolue en fonction de son meilleur voisin, de sa meilleure position, et de sa position précédente. C'est cette évolution qui permet de s'approcher d'une particule optimale.
- d'un voisinage, c'est-à-dire un ensemble de particules qui interagissent directement sur la particule, en particulier celle qui a le meilleur critère.

A tout instant  $t$ , chaque particule connaît donc :

- sa meilleure position visitée ( $xPb$ ). On retient essentiellement la valeur du critère calculée ainsi que ses coordonnées.
- la position du meilleur voisin de l'essaim qui correspond à l'ordonnement optimal ( $xGb$ ).
- la valeur qu'elle donne à la fonction objectif (fitness) car, à chaque itération, il faut une comparaison entre la valeur du critère donnée par la particule courante et la valeur optimale.

Les équations de mise à jour pour la vitesse  $v_i(t+1)$  et la position  $x_i(t+1)$  des particules sont les suivantes :

$$\{v_i(t+1)\} = w\{v_i(t)\} + r_1c_1*({xPb,j}) - \{x_j(t)\} + r_2c_2*({xGb}) - \{x_j(t)\} \quad (\text{eq.1})$$

$$\{x_i(t+1)\} = \{x_i(t)\} + v_i(t+1) \quad (\text{eq.2})$$

Où :

- $w$  est l'inertie,
- $\{v^i(t)\}$  : Le vecteur de vitesse de la particule  $j$  à l'instant  $t$ ,
- $\{x^j(t)\}$  : Le vecteur de position de la particule  $j$  à l'instant  $t$ .
- $\{x^{(Pb,j)}\}$  : Vecteur de la meilleure situation personnelle constatée par la particule  $j$  jusqu'à ce que l'itération courante.
- $\{x^{(Gb)}\}$  : Vecteur de la meilleure localisation globale trouvée par l'ensemble essaim jusqu'à l'itération courante.
- $c_1, c_2$  : Les coefficients d'accélération de PSO. Ils représentent le degré de « confiance » dans la meilleure solution trouvée par la particule individuelle ( $c_1$  - paramètre cognitive) et par l'ensemble essaim ( $c_2$  - paramètre social).
- $\{r_1\}, \{r_2\}$  : Des vecteurs contenant des nombres aléatoires avec une distribution uniforme dans l'intervalle  $[0, 1]$ .

Notre contribution, dans ce cas, est une évaluation des paramètres de cette méthode par l'utilisation d'un élément fini comme une particule qui aura donc deux paramètres : la position et le pourcentage de dommage.

## 2.2 Fonctions objectifs choisies

Le problème de la surveillance de l'intégrité de structure est converti en un problème d'optimisation. Dans ce cas, la fonction objectif à minimiser est définie comme suit :

$$\Delta\omega = \sum_i^n (\omega_i^{\text{ref}} - \omega_i^{\text{unk}})^2 / (\omega_i^{\text{ref}})^2 \quad (\text{eq.3})$$

$$\Delta\omega = (\text{norm}(\omega_i^{\text{ref}} - \omega_i^{\text{unk}})) / (\text{norm}(\omega_i^{\text{ref}})) \quad (\text{eq.4})$$

Où:

- $i$  est le nombre de mode ( $i=1, 2, 3, n$ ),
- $\omega_i^{\text{ref}}$  est la  $i$ ème fréquences propres dites de référence et  $\omega_i^{\text{unk}}$  la  $i$ ème fréquences calculées dites « inconnues »,
- $\text{norm}$  indique la norme euclidienne.

## 3 Simulations numériques : Exemple d'une poutre

Pour illustrer l'approche choisie, l'exemple d'une poutre encastree-libre a été choisie. La poutre a été discrétisée en  $N$  éléments finis de type Euler-Bernoulli, donc à deux degrés de liberté par nœuds

comme illustré sur la figure 1 pour laquelle les vibrations transversales (ou de flexion) sont considérées.

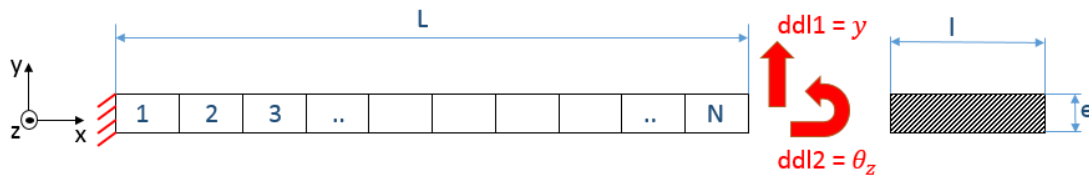


Figure 1 Géométrie de la poutre et sa modélisation

#### Sensibilité des paramètres de la méthode

Pour limiter les temps de calcul, une parallélisation de l'algorithme a été utilisée. Grâce à cela, une étude de sensibilité des paramètres de la méthode OEP, soit :

Le nombre de OEP : 1 à 1000

Le nombre d'itération : 20 à 1000

Le nombre de particules : 8 à 200

#### Sensibilité de la méthode

Pour étudier la sensibilité de la méthode à la détection, localisation et estimation du dommage dans une structure, trois paramètres ont été choisis :

Nombre de dommage : 1, 2 ou 3

Position(s) du(des) dommage(s) : début, milieu et extrémité de la poutre

Niveau(x) du(des) dommage(s) : 1%, 5% 10%, 50%

## 4 Analyse des résultats

A partir des différentes simulations réalisées, nous pouvons remarquer que

- le nombre de OEP est fonction de la dimension du problème, plus on augmente le nombre de OEP, plus de solutions seront obtenues.
- le nombre d'itération doit assurer la convergence du résultat, il est donc important de bien l'estimer (fonction du problème) car il est à l'origine des temps de calculs plus ou moins importants (a priori débiter avec une valeur faible car cela peut être suffisant)
- le nombre de particules composant l'Essaim Particulaire est fonction de la dimension du problème et que plus on augmente la dimension du problème, plus on a besoin de particules pour assurer l'OEP
- le nombre de dommages influe sur les paramètres de l'OEP
- la(es) position(s) du(des) dommage(s) n'influe(nt) pas sur les performances de l'OEP, une attention particulière devra être menée par rapport aux défauts très proches et nombreux
- le(es) niveau(x) du(des) dommage(s) n'influe(nt) pas sur les performances de l'OEP

Dans notre exemple de poutre à 100 éléments, 500 OEP, 60 Itérations et 50 Particules assurent une convergence presque sûrement.

## 5 Conclusion

Dans ce travail, l'influence des paramètres inhérents à la méthode d'OEP a été étudiée et les principaux résultats ont montré une grande efficacité de cette approche malgré quelques précautions à

prendre notamment l'importance de la fonction fitness et sa précision. La stratégie appliquée est très prometteuse et sera complétée prochainement pour l'améliorer.

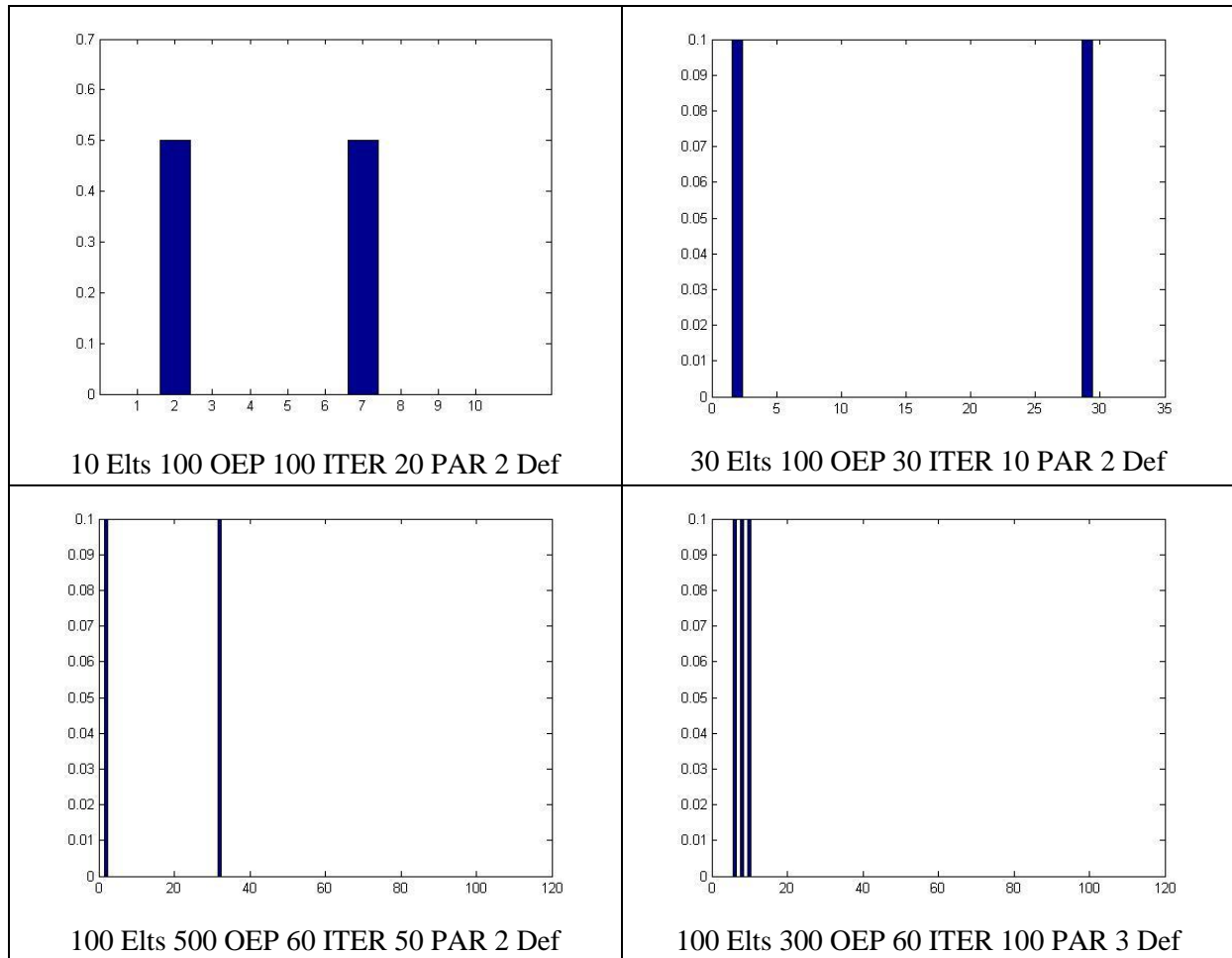


Fig. 1 : Quelques résultats de simulations.

## Références

- [1] Glover, F. (1997). Tabu search and adaptive memory programming—advances, applications and challenges. In *Interfaces in computer science and operations research* (pp. 1-75). Springer US.
- [2] Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598), 671-680.
- [3] Srinivas, M., & Patnaik, L. M. (1994). Genetic algorithms: A survey. *computer*, 27(6), 17-26.
- [4] Dorigo, M., & Blum, C. (2005). Ant colony optimization theory: A survey. *Theoretical computer science*, 344(2-3), 243-278.
- [5] Kennedy, J. (2011). Particle swarm optimization. In *Encyclopedia of machine learning* (pp. 760-766). Springer US.
- [6] Clerc M., Kennedy J., (2002) « The Particle Swarm. Explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space », *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, p. 58-73.
- [7] Kennedy, J., & Elberhart, R.C. (1995) Particle swarm optimization. *Proceeding of IEEE International Conference on Neural Network*, vol. 4, 1942-1948.