

Optimisation des propriétés acoustique de matériaux poreux par les algorithmes génétiques

J.A. MANYO MANYO¹, R.T. BOUMDA², G.E. NTAMACK¹, S. CHARIF D'OUAZZANE³

¹GMMMA: Groupe de Mécanique, Matériaux et Acoustique, Département de Physique, Faculté des Sciences,

Université de Ngaoundéré B.P. 454 Ngaoundéré, Cameroun

²Department of Mechanical Engineering, University of Bristol, Queens Building, University Walk, Bristol BS8 1TR, Royaume-Uni

³LMTM: Laboratoire de Mécanique, Thermique et Matériaux, Ecole Nationale de l'Industrie Minérale, ENIM, B.P. 753 Rabat, Maroc

I- Introduction

Les systèmes incorporant les matériaux micro-perforés et matériaux poreux sont de plus en plus utilisés dans les industries de transport telles que l'automobile et l'aéronautique. Les études menées sur les systèmes de plaques perforées montrent que, le pouvoir d'absorption dépend des paramètres tels que l'épaisseur, le diamètre des trous, le taux de perforation, de la profondeur de la cavité d'air derrière la plaque perforée et du nombre de plaques [1]. Le pouvoir d'absorption pour un système de plaques perforées peut être estimé par une approche analytique [2-3] et de manière expérimentale [4]. Les auteurs *Lee et Chen* [5] ont étudié la transmission d'ondes à travers une structure multicouches composée de plaques micro-perforées ou de matériaux poreux, d'espaces d'air et soutenues par une paroi rigide. Ces auteurs ont proposé une méthode appelée *Acoustic Transmission Analysis* (ATA) qui permet d'estimer le coefficient d'absorption de la structure globale. Récemment, l'auteur *Tayong* [6] a proposé une méthode qui permet d'étudier, sous forts niveaux d'excitation des systèmes incorporant les plaques micro-perforées (MPP : Micro-Perforated Plates) et des matériaux poreux classiques. De manière classique, les propriétés des matériaux micro-perforés sont obtenues en utilisant les méthodes directes. Dans ce travail, nous proposons une méthode d'optimisation basée sur la résolution du problème inverse à fin de retrouver les paramètres du matériau utilisé. De nombreux travaux ont été menés pour la résolution des problèmes inverses. Nous avons à titre d'illustration les méthodes de moindres carrés [7], de gradient conjugué [8], etc. Nous présentons dans cette étude une méthode rapide utilisant les algorithmes génétiques (AG). Pour une plaque micro-perforée, les coefficients d'absorption en fonction de la fréquence seront approximés par une fonction parabolique. Sur la base de cette considération, nous utilisons une fonction $f(x)$ de la forme :

$$f(x) = -e(x-10)^2 - \phi(x-10) - d + 400 \quad (1)$$

où x représente les fréquences, $f(x)$ le coefficient d'absorption et e , ϕ et d respectivement, l'épaisseur de la plaque, le taux de perforation et le diamètre des trous. La profondeur de la cavité d'air est de 50mm, et les contraintes suivantes sont imposées :

$$0 < e < 10; 20 < \phi < 100; 0 < d < 10$$

L'objectif ici est de trouver une meilleure combinaison des différents paramètres e , ϕ et d qui nous permettent de simuler l'expérience avec une bonne précision en utilisant un modèle analytique (fonction $f(x)$ dans notre cas), tout en minimisant le temps de calcul. Pour illustrer son efficacité, nous l'appliquons à l'estimation des paramètres d'une plaque micro-perforée. Les résultats obtenus sont comparés aux résultats obtenus par la méthode du recuit simulé (SA). Pour commencer nous donnons quelques étapes de ces méthodes d'optimisations. Ensuite, nous les appliquons à l'estimation des paramètres d'une plaque micro-perforée.

II- Méthodes et Matériel

1- Les Algorithmes Génétiques (A.G)

Les AG s'appuient sur des techniques qui dérivent de la génétique et de l'évolution naturelle : croisements, mutations, sélection, etc. Ils recherchent l'extremum d'une fonction définie sur un espace de données [9].

2- Le Recuit Simulé (Simulated Annealing)

Cette méthode d'optimisation nécessite la connaissance d'une potentielle solution. Quelques fois l'algorithme pourrait rester piégé au niveau des minima locaux, ce qui peut fausser les résultats [10]. Pour en sortir, l'algorithme génère à chaque itération des solutions aléatoires, et effectue à nouveau les tests. Pour assurer une convergence plus rapide, il est alors nécessaire que la valeur initiale ne soit pas éloignée de la solution.

3- Matériel :

Pour implémenter nos algorithmes, un jeu de valeurs expérimentales a été recueilli au laboratoire d'ingénierie de l'Université Libre de Belgique [11] sur une plaque micro-perforée. Elles ont été effectuées pour 11 valeurs de fréquences x , donnant ainsi les valeurs correspondantes du coefficient d'absorption $y=f(x)$. Les données sont récapitulées dans le *Tableau 1* suivant.

Tableau 1: Mesures expérimentales faite à l'Université libre de Belgique

X	0.73	02.79	05.37	08.26	10.56	14.19
Y	80.96	243.8	373.5	420.6	383.9	192.4
	17.26	19.26	20.82	22.36	24.28	
	-97.36	-349.1	-579.9	-837.4	-1200	

III- RESULTATS

L'objectif de cette partie est de retrouver par simulations les paramètres e , ϕ et d qui satisfont l'équation (1).

1- Applications des AG à l'estimation des paramètres d'un matériau poreux

La méthode des AG est appliquée sur une population de **1000** triplets (e, ϕ, d) , car ce nombre s'est révélé suffisant. Le passage d'une génération à une autre reconduit 90% d'individus de la génération précédente modifiée par croisement ou par mutation, relativement à la qualité de leur *fitness*. Ensuite, le croisement est appliqué à un taux d'individus *TauxCrois* pris parmi la génération précédente.

Nous allons jusqu'à 500 générations. Nous obtenons les meilleures corrélations entre simulations et mesures au bout d'un temps sensiblement égal à 40s. Dans nos travaux, nous avons remarqué que les résultats s'améliorent lorsque le taux de croisement des individus reconduits d'une génération à une autre augmente.

La Figure 1 représente l'évolution de la moyenne des erreurs en fonction des générations pour deux taux de croisements. Sur les courbes, les coefficients a , b et c , correspondent respectivement à e , ϕ et d .

Pour un taux de croisement égal à 50%, l'erreur se stabilise vers la 50^{ème} génération avec une valeur moyenne de 95%. Enfin, pour un taux de 90%, l'erreur décroît brusquement entre 0 et 50. Après la 50^{ème} génération, cette erreur se stabilise à la valeur de 0.0392 soit 3.92%, assurant ainsi la convergence de nos valeurs numériques.

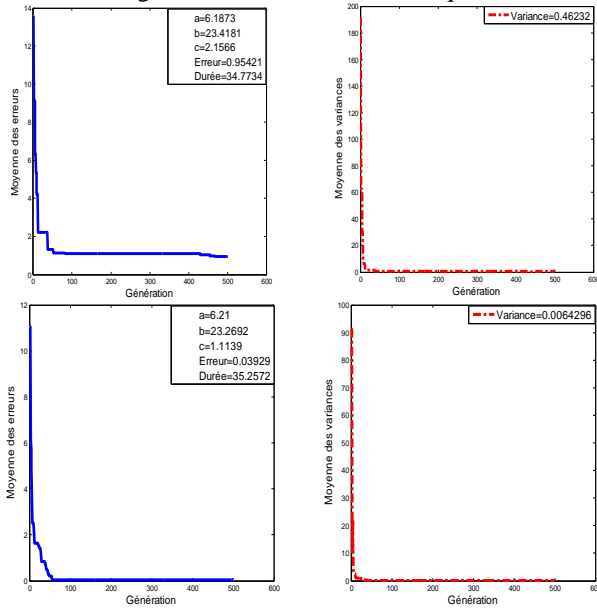


Figure 1 : Evolution des fitness pour :
1^{ère} ligne) TauxCrois= 50% ($a=6.1873$; $b=23.4181$; $c=2.1556$; erreur=34.77%)
2^{ème} ligne) TauxCrois=90% ($a=6.21$; $b=23.2692$; $c=1.139$; erreur=03.92%).

La Figure 2, présente une comparaison entre la courbe $y(x)$ (expérimentale) et $f(x)$ calculée à partir des meilleurs paramètres $a=e$, $b=\phi$ et $c=d$ optimisés. $f(x)$ représente le coefficient d'absorption acoustique, et x les fréquences. Nous constatons que la courbe numérique se superpose parfaitement aux mesures expérimentales.

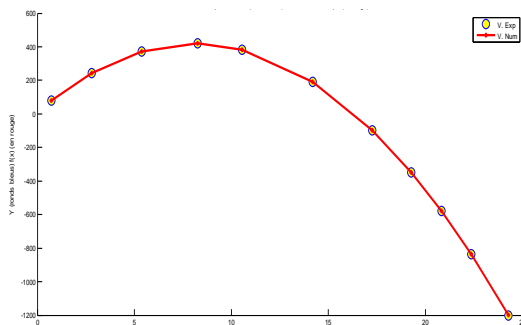


Figure 2 : Courbe numérique (en rouge) obtenue à partir des meilleurs paramètres a , b et c optimisées et courbe expérimentale (ronds bleus) en fonction de x

L'erreur considérée est déterminée de la manière suivante :

$$d_i = |y_i - f(x_i)| \quad (2)$$

$$Erreur = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (3)$$

où N représente le nombre de points de mesures (dans notre cas $N=11$)

Nous remarquons que les coefficients sont d'autant meilleurs que le maximum d'individus est reconduit. Ceci signifie que lorsque le taux d'individus augmente, l'erreur sur l'approximation diminue : ce qui justifie le fait que nous reconduisons les 90% de la population initiale. Un récapitulatif des valeurs des coefficients et de l'erreur est fait au Tableau 2. L'erreur affichée ici est la moyenne des erreurs obtenues après 10 tests.

Tableau 2: Meilleures solutions trouvées par algorithme génétique

Taux de Croisement	50%	90%
e	6.1873	6.21
ϕ	23.4181	23.2692
d	2.1556	1.139
erreur	0.9542	0.0392

2- Applications du SA à l'estimation des paramètres d'un matériau poreux

Un premier test réalisé sur la base de résultats obtenus avec les AG permet de constater que les meilleurs paramètres qui minimisent la fonction des erreurs sont proches des valeurs $e=6$, $\phi=23$ et $d=1$, soit le triplet $(S_0) = (6, 23, 1)$. Ce triplet est donc utilisé comme solution initiale et sera au fur et à mesure optimisée à fin d'obtenir les solutions exactes permettant un meilleur accord avec les mesures. La Figure 3 présente l'évolution des fonctions $f(x)$ et $y(x)$, en fonction de la variable x et l'évolution de l'erreur au cours des différentes exécutions de l'algorithme (colonne de droite).

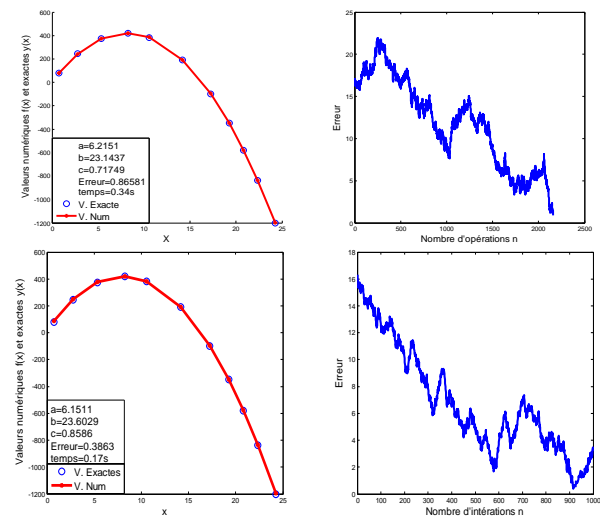


Figure 3 : Evolution (colonne de gauche) des fonctions $f(x)$ et $y(x)$ en fonction de la variable x et (colonne de droite) de l'erreur au cours des différentes exécutions de l'algorithme.

Nous remarquons que sur la Figure 3 (ligne 1), la solution initiale est modifiée. On obtient comme solution le

triplet $(e, \phi, d) = (6.2151, 23.1437, 0.71749)$, avec une erreur de **0.8658**. Cette modification fait tendre les valeurs numériques vers les valeurs expérimentales. L'algorithme est exécuté environ **1000 fois** et nous obtenons le triplet $(e, \phi, d) = (6.1511, 23.6029, 0.8586)$. Pour une meilleure compréhension du fonctionnement de l'algorithme, nous présentons à la *Figure 4* l'évolution de cet algorithme. Cette représentation montre différents stades du recuit simulé.

Nous observons plusieurs étapes de la détermination des coefficients a , b et c . Les valeurs expérimentales sont ici représentées en symbole (ronds), et les valeurs numériques en (trait) et symbole (croix).

A l'étape 0, nous affectons des valeurs arbitraires ($e=1$, $\phi=101$ et $d=1$) à ces coefficients. Le décalage entre les mesures et les résultats numériques est nettement observable. Cependant, après 150 exécutions de l'algorithme, nous retrouvons des coefficients ($a=6.2127$, $b=23.2647$, $c=0.88617$) et avec une erreur de **0.115**.

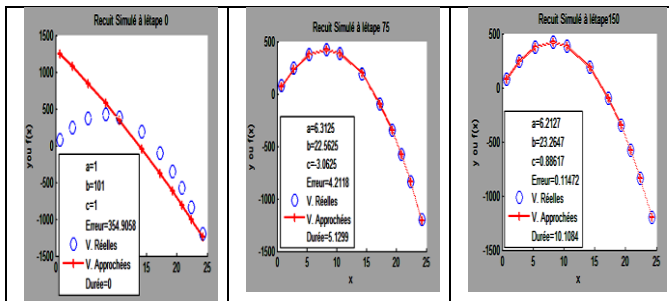


Figure 4: Différentes étapes du recuit simulé

Le tableau 3 représente un récapitulatif des résultats obtenus par la SA. Ici, n représente le nombre d'itérations de l'algorithme:

Tableau 3: Résultats numériques obtenus par la SA

	6.2155	6.2234	6.2378	6.1511	6.2127
e	6.2155	6.2234	6.2378	6.1511	6.2127
ϕ	23.1437	23.1052	23.0662	23.6029	23.264
d	0.71749	0.59223	1.2062	0.8586	0.8861
erreur	90%	84%	49%	37%	11.5%
temps (s)	3.42	0.48	0.21	0.17	10.108 4
N	9600	3500	900	1000	150

Nous aurons donc une fonction qui décrit mieux les points expérimentaux avec les coefficients $e=6.2127$, $\phi=23.2647$ et $d=0.88617$, avec une erreur de **11.5%**.

Durant l'exécution de l'algorithme, il est possible de rester piégé au niveau d'un optimum local, car le nombre d'exécutions de l'algorithme dépend de l'erreur trouvée. Cependant, il peut arriver qu'au bout de plusieurs heures l'on n'ait pas déterminé l'optimum global satisfaisant les conditions de la boucle. Le tableau 4 fait un récapitulatif des meilleures valeurs obtenues par les deux approches.

Tableau 4: Comparaison des méthodes d'optimisation

Meilleurs coefficients	e	ϕ	d	erreur
Algorithmes génétiques	6.21	23.2692	1.139	03.92%
Recuit simulé	6.2127	23.2647	0.8861	11.5%

Conclusion

Dans ce travail, il était question d'optimiser les paramètres acoustiques des matériaux poreux connaissant le modèle analytique du coefficient d'absorption donnée par $f(x) = -e(x-10)^2 - \phi(x-10) - d + 400$. A l'aide des algorithmes génétiques et du recuit simulé, nous sommes parvenus à trouver les coefficients e, ϕ et d , qui permettent à la fonction $f(x)$ de s'approcher des résultats expérimentaux. Les meilleurs paramètres retenus après optimisation sont obtenus à l'aide des algorithmes génétiques, avec une erreur minimale de **03.92%** soient $e=6.21$, $\phi=23.2692$ et $d=1.139$. Cette méthode est donc robuste et permet ainsi de résoudre les problèmes inverses d'optimisation des paramètres des structures micro-perforées.

BIBLIOGRAPHIE

- 1- D.Y. Maa, "Micro-perforated-panel wide band absorbers", *Noise Control Engineering Journal* 29 (3), p.77–84, 1987
- 2- A.C. Nilsson, B. Rasmussen, "Sound absorption properties of a perforated plate and membrane construction", *Acustica* 57, p.139–148, 1985 Allard JF, *Propagation of Sound in Porous Media: Modeling Sound Absorbing Materials*, Chapman and Hall, London, 1993
- 3- D.H. Lee, Y.P. Kwon, "Estimation of the absorption performance of multiple layer perforated panel systems by transfert matrix method", *Journal of Sound and Vibration* 278, 847–860, 2004
- 4- B. Brouard, B. Castagnède, M. Henry, D. Lafarge, S. Sahraoui, *Mesure des propriétés acoustiques des matériaux poreux*, laboratoire d'acoustique de l'université du Maine, UMR CNRS 6613, 2003
- 5- F.-C. Lee and W.-H. Chen, *Acoustic transmission analysis of multi-layer absorbers*, *Journal of Sound and vibration*, 248(4), 621}634 2001
- 6- Rostand TAYONG, *Propriétés acoustiques de systèmes incorporant des plaques microperforées et des matériaux absorbants sous forts niveaux d'excitation*, Laboratoire de Recherche en Mécanique et Acoustique, Université de Bourgogne, 2010
- 7- L. B Lucy., *An iterative technique for the rectification of observed distribution*, *Astr. Journal*, 79:745-754, 1974
- 8- A.N. Tikhonov, V.Y. Arsenin, *Solutions of Ill-Posed Problems*, Winston and sons, Washington, 1977
- 9- Thomas Vallée et Murat Yildizoç glu, *Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie*, v. 1.2, 7 septembre 2001.
- 10- Kirkpatrick S, Gerlatt CD, Vecchi MP, *Optimization by simulated annealing*, *Science*, 220:671–80, 1983.
- 11- Rostand TAYONG, *Communication interne*, laboratoire d'ingénierie de l'Université Libre de Bruxelles, 2013.