



HAL
open science

Modélisation de Lois de Comportement par Réseaux de Neurones

Rodolphe Le Riche, E Souza de Curci, G Cailletaud, S Canu

► **To cite this version:**

Rodolphe Le Riche, E Souza de Curci, G Cailletaud, S Canu. Modélisation de Lois de Comportement par Réseaux de Neurones. [Rapport de recherche] INSA Rouen; Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. 1998. hal-03650276

HAL Id: hal-03650276

<https://hal.science/hal-03650276v1>

Submitted on 24 Apr 2022

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.

Modélisation de Lois de Comportement par Réseaux de Neurones Bilan d'une année de pluriformation INSA de Rouen / ENSMP

R. Le Riche, E. Souza de Curci, G. Cailletaud, S. Canu

October 9, 1998

1 Introduction

Nous présentons ici le bilan de la première année de recherche sur l'impact des réseaux de neurones en mécanique. Ce travail a été réalisé dans le cadre d'une collaboration entre le Laboratoire de Mécanique de Rouen (R. Le Riche, CR2, E. Souza de Curci, Professeur, S. Canu, Professeur au Laboratoire d'informatique) et le Centre des Matériaux de l'Ecole des Mines de Paris (G. Cailletaud). L'essentiel du travail fourni concerne l'identification de comportements matériaux non-linéaires. L'autre partie du travail a été développée autour du contrôle neuronal non-linéaire d'aile d'avion.

Outre les développements scientifiques décrits ci-après et l'occasion de collaboration entre les équipes participant, ce projet pluriformation a contribué aujourd'hui à une publication en conférence [1], une présentation en colloque [3], un rapport technique [2] et l'invitation d'un conférencier étranger [4]. Un article de revue est en cours sur la base des résultats déjà obtenus.

Les réseaux de neurones sont aujourd'hui une technique mûre de génération automatique de fonctions non-linéaires. Ce sont des approximateurs universels [6], parcimonieux [7], et de vastes compétences numériques existent pour leur génération automatique (apprentissage) [8], [9], [10]. Leur potentiel en mécanique concerne les (nombreux) cas où les approches classiques sont caduques. Un état de l'art des applications du calcul neuronal en mécanique est donné dans [11] et [12].

2 Identification de comportements non-linéaires matériau

2.1 Identification comportementale versus identification phénoménologique

Le calcul de structures utilisant des modèles “non-linéaires matériau” est aujourd’hui à portée de main, même en milieu industriel, en raison de la croissance rapide de la puissance CPU des ordinateurs. Les modèles **phénoméologiques** développés par l’École de Mécanique des Matériaux française [13] sont d’ailleurs maintenant présents dans de grands codes de calcul par éléments finis commerciaux. Ces modèles phénoménologiques découlent de considérations physiques (méthode de l’état local). A l’opposé de l’approche phénoménologique, l’identification **comportementale** (par réseaux de neurones), dans sa version simple, organise le modèle en fonction uniquement de jeux de données expérimentales. Le réseau de neurones est utilisé pour l’apprentissage des données expérimentales aussi bien que pour la prédiction en présence de nouvelles sollicitations.

2.2 Un modèle hybride phénoménologique-comportemental

On montre que les réseaux de neurones les plus performants pour l’identification de lois de comportement ne sont pas purement comportementaux (ce qui constitue l’originalité de notre contribution dans le domaine du calcul neuronal en mécanique). L’architecture, les entrées et les sorties du réseau s’inspirent des modèles phénoménologiques :

(i) Pour bénéficier d’une souplesse d’utilisation suffisante (pas de temps et nombres de cycles à simuler variables) et limiter la complexité de l’apprentissage du réseau (nombre de connections entre neurones), une architecture de réseau récurrente, c’est à dire avec feedback de la sortie vers l’entrée est nécessaire. L’apprentissage du réseau est effectué par rétropropagation temporelle et algorithme de Levenberg-Marquardt [16].

(ii) Le choix des entrées et sorties du réseau de neurones conditionne la qualité de l’apprentissage et de la prédiction. Pour les lois de comportement, il est proposé d’inclure dans les entrées et sorties du réseau un ensemble de variables d’état, éventuellement redondantes. Le réseau de neurones gère ensuite automatiquement les dépendances entre variables d’état. Cette stratégie permet une meilleure identification de lois viscoplastiques que les techniques de génération automatique de variables d’état [17].

Des exemples sont donnés dans le cas viscoplastique unidimensionnel sur les figures 1 à 8. On vérifie l’aptitude du réseau de neurones à apprendre puis prédire le seuil de plasticité, les écrouissements isotropes et cinématiques ainsi que la contrainte visqueuse. On remarque aussi l’aptitude du réseau à simuler la relaxation.

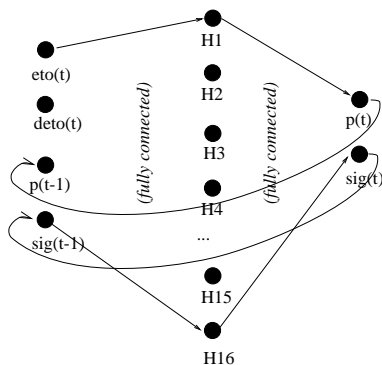


Figure 1: Réseau de neurones, apprentissage sur 70 itérations de Levenberg-Marquardt

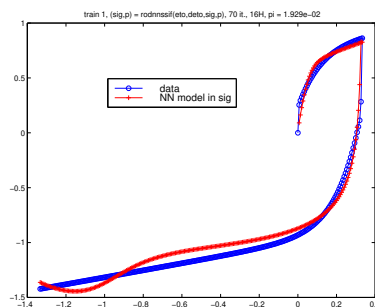


Figure 2: Expérience d'apprentissage n° 1

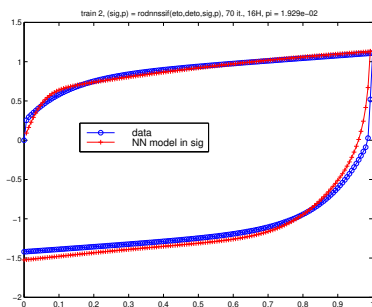


Figure 3: Expérience d'apprentissage n° 2

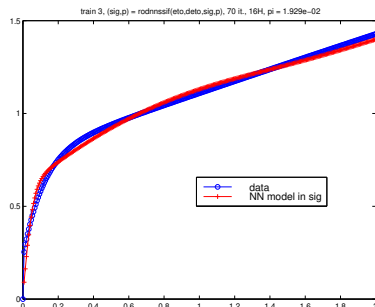


Figure 4: Expérience d'apprentissage n° 3

2.3 Développements Prévus

Les développements actuels concernent la généralisation au cas multidimensionnel, et l'intégration des réseaux de neurones au sein de modèles phénoménologiques, de manière à relaxer spécifiquement certaines hypothèses du modèle.

3 Contrôle non-linéaire d'aile d'avion

Les réseaux de neurones ont également connu un champ d'application important pour les problèmes de contrôle difficiles (non-linéaires, chaotiques) [18]. Ce projet est un premier pas vers le contrôle neuronal d'ailes d'avion en atmosphère turbulente. L'apprentissage du réseau de neurones est envisagé au moyen d'algorithme génétique du fait des turbulences. On tente par ce biais de tirer partie d'une part de la bonne aptitude du réseau neuronal, comme classificateur

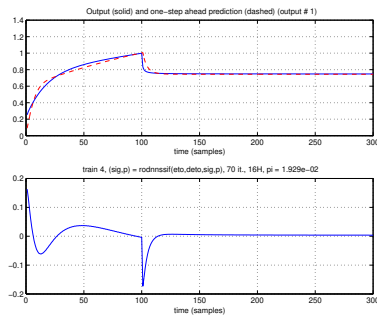


Figure 5: Expérience d'apprentissage n° 4, avec de la relaxation

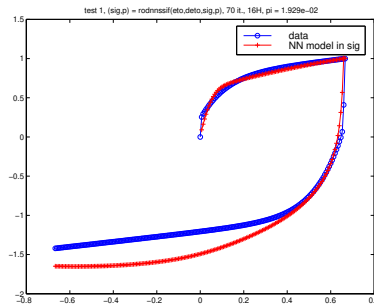


Figure 6: Expérience de test n° 1

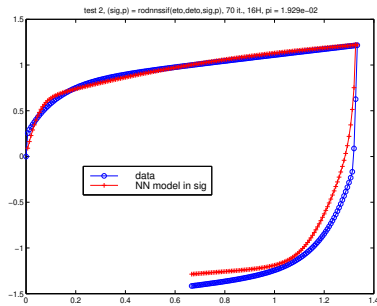


Figure 7: Expérience de test n° 2

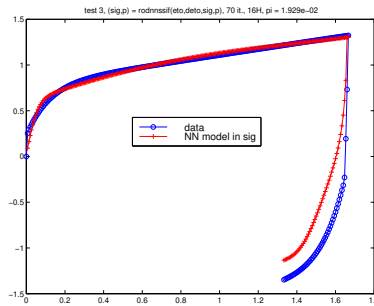


Figure 8: Expérience de test n° 3

par fonctions sigmoïdes en cascade, à subir des perturbations en entrée. D'autre part, l'algorithme génétique ne nécessite pas de gradient et peut lui aussi endurer un certain niveau de bruit en entrées, ce qui en fait un bon candidat pour l'apprentissage du réseau.

Les outils numériques nécessaires ont été développés en C++ [2]. Il s'agit d'un générateur de réseaux de neurones totalement général (avec ou sans récurrence entre n'importe quels neurones), de plusieurs optimiseurs pour l'apprentissage, d'un modèle d'aile d'avion et d'un modèle de turbulences atmosphériques. Des résultats sont donnés sur l'apprentissage par réseau de neurones et le modèle physique d'aile et de turbulences est validé.

References

- [1] R. Le Riche, G. Cailletaud et S. Canu, *Vers un non-linéaire matériau automatique*, soumis au 4ième Colloque en Calcul des Structures, Giens, 1998.

- [2] Le Riche, R., and Kroo, I., *New Ideas for Nonlinear Control: Part 1, Numerical Tools*, Technical Report, Laboratoire de Mécanique de Rouen, INSA de Rouen, 1998.
- [3] Canu, S., *Estimation de l'élasticité de matériaux par réseaux de neurones*, présentation aux journées Les Applications des Réseaux de Neurones à la Mécanique, CETIM, Senlis, 9 et 10 décembre 1997.
- [4] Waszczyszyn, Z., Professeur au Cracow Univ. of Technology, Pologne : *Applications of artificial neural networks in structural engineering*, séminaire au Laboratoire de Mécanique de Rouen, 14 septembre 1998.
- [5] Le Riche, R., Cailletaud, G., et Canu, S., *Identification of viscoplastic behaviors using hybrid neural networks*, article en cours de rédaction, oct. 98.
- [6] Kúrková, V., "Kolmogorov's Theorem and Multilayer Neural Networks", *Neural Networks*, 5, 1992, pp. 501 - 506.
- [7] Barron, A., "Universal Approximation Bounds for Superposition of a Sigmoidal Function", Technical Report 58, Statistics Dept., Univ. of Illinois at Urbana-Champaign, USA, 1991.
- [8] Rumelhart, D.E. and McClelland, J.L., *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, vol. 1: Foundations, MIT Press, Cambridge, Mass., 1986.
- [9] Magnus Norgaard, *Neural Network Based System Identification Toolbox for Use with MATLAB*, version 1.1, Technical Report 97-E-851, Dept. of Automation, Technical University of Denmark, 1997.
- [10] Stuttgart Neural Network Simulator, University of Stuttgart, Institute for Parallel and Distributed High Performance Systems (IPVR), Breitwiesenstr. 20-22, D-70565 Stuttgart, Fed. Rep. of Germany, available by anonymous ftp from ftp.informatik.uni-stuttgart.de (129.69.211.2), 1995.
- [11] Waszczyszyn, Z., *Some Recent and Current Problems of Neurocomputing in Civil and Structural Engineering*, Advances in Computational Structural Technology, B.H.V. Topping ed., Civil-Comp Press, Edinburg, 1996, pp. 43 - 58.
- [12] Waszczyszyn, Z., *Some New Results in Applications of Backpropagation Neural Networks in Structural and Civil Engineering*, Advances in Computational Structural Technology, B.H.V. Topping ed., Civil-Comp Press, Edinburg, 1998, pp. 173 - 187.
- [13] J. Lemaitre and J.L. Chaboche, *Mécanique des matériaux solides*, Dunod, 1988.

- [14] J. Besson, G. Cailletaud, J.-L. Chaboche, S. Forest, *Mécanique Non Linéaire des Matériaux*, Vol. 1, Inst. pour la Promotion des Sciences de l'Ingénieur (IPSI), Paris, 16 - 19 sept., 1997.
- [15] Besson, J., Le Riche, R., Foerch, R., and Cailletaud, G., *Object Oriented Programming applied to the Finite Element Method - Part II : Application to Material Behavior*, European Journal of Finite Elements (Revue Européenne des Eléments Finis), P. Breitkopf Ed., Hermes Publ., Vol.7, No.5, august 1998, pp. 567-588.
- [16] J.J. Moré. *The levenberg-marquardt algorithm: Implementation and theory*, In G.A. Watson, editor, *Numerical Analysis Proceedings* , Lecture Notes in Mathematics, pages 105–116, Berlin, Germany, 1977. Springer Verlag.
- [17] L. Ljung, *System Identification: Theory for the user*, Prentice Hall, 1987.
- [18] *Neural Network Applications in Control*, G.W. Irwin, K. Warwick and K.J. Hunt, eds., IEE Control Eng. Series 53, 1995.