

# Surveillance en ligne des vibrations par les réseaux de neurones artificiels : application à une turbine à vapeur

<sup>1</sup>Samir BENAMMAR, D.BENAZZOUZ, .BENMESSAOUD

<sup>1</sup> Laboratoire LMSS - Université M'hamed Bougara

Boumerdes, 35000, Algérie.

1e-mail : sa.benammar@gmail.com

**Résumé :** Le présent article concerne l'application de la surveillance en ligne (on line) des vibrations, par les réseaux de neurones artificiels, une turbine à vapeur. Dans cette étude nous proposons un système de détection et de localisation des défauts vibratoires au temps réel en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA) de type perceptron multicouches (MC). Pour le calcul de l'architecture optimale du réseau, nous avons utilisé l'algorithme d'apprentissage de Levenberg Marquardt. On se base sur la simulation, nous avons fait des scénarios de test pour savoir la bonne réaction du notre réseau.

**Mots clés :** surveillance réseaux de neurones artificiels, détection de défaillance vibrations.

## INTRODUCTION

Le rôle premier de la surveillance industrielle est d'augmenter la disponibilité des installations industrielles afin de réduire les coûts directs et indirects de la maintenance des équipements de production. Les coûts directs de cette maintenance sont ceux relatifs aux diverses pièces de rechange, main d'œuvre, etc. Par contre, les coûts indirects sont essentiellement dus au manque à gagner engendré par un arrêt de production [1] [2].

Les premières méthodes de surveillance furent basées sur la redondance de matériels jugés critiques pour le fonctionnement du système. La redondance matérielle est très répandue dans les domaines où la sûreté de fonctionnement est cruciale pour la sécurité des personnes et de l'environnement, comme dans l'aéronautique ou le nucléaire. Les principaux inconvénients de la redondance matérielle sont liés aux coûts dus à la multiplication des éléments ainsi que l'encombrement et aux poids supplémentaires qu'elle génère. Le développement des calculateurs numériques permet

aujourd'hui la mise en œuvre, dans le milieu industriel, des méthodes modernes de l'automatique et de l'intelligence artificielle.

Cette nouvelle approche permet d'éliminer en partie, voire même en totalité, la redondance matérielle pour le diagnostic des systèmes industriels. Globalement, on distingue deux approches de surveillance : l'approche quantitative utilisant principalement des modèles analytiques (espace de parité, observateurs, estimation des paramètres, etc.), et l'approche qualitative faisant appel à des méthodes sans modèles analytiques (basées essentiellement sur les techniques de l'intelligence artificielle). [3]

## I- PRÉSENTATION DU SYSTÈME D'APPLICATION

Le système d'application est une turbine à vapeur de la centrale thermique de Cap-Djinet à Boumerdes. La turbine transforme l'énergie thermique contenue dans la vapeur provenant de la chaudière en un mouvement de rotation de l'arbre. Le travail mécanique obtenu sert à entraîner l'alternateur. Elle se compose de trois corps, corps HP (haute pression), corps MP (moyenne pression) et corps BP (basse pression). Elle a une puissance et une vitesse de rotation nominales de 176 MW et 3000 Tr/mn respectivement. La ligne d'arbre repose sur quatre paliers, chacun de ces paliers porte deux capteurs de vibrations relatives donc c'est le total de huit capteurs sur toute la ligne d'arbre, mais pour notre cas, nous avons choisi quatre capteurs seulement pour raison de simplification. La valeur maximale de vibrations relatives que peut être supportée par le système est 120  $\mu\text{m}$ . La figure suivante représente l'emplacement des capteurs de surveillance dans les paliers de la turbine ; Voir figure 1.

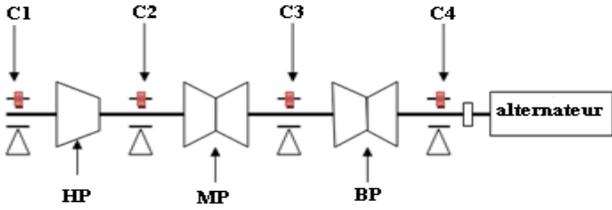


Figure 1 : emplacement des capteurs vibrations dans les paliers de la turbine

C1, C2, C3 et C4 sont respectivement les capteurs de surveillance de vibrations relatives de l'arbre par rapport aux paliers 1, 2, 3 et 4.

## II- CALCUL DE L'ARCHITECTURE OPTIMALE DU RÉSEAU DE NEURONE

Les RNA ont été développés sous forme de modèles parallèles de réseau distribué basés sur l'apprentissage biologique du cerveau humain. Il y a de nombreuses applications d'RNA dans l'analyse de données, l'identification de modèle et la commande [4]. [6]. Parmi différents types d'RNA, le perceptron multicouches (noté MLP pour Multi Layer Perceptron en anglais) sont tout à fait populaires et utilisés pour le travail actuel. Un réseau MLP se compose d'une couche d'entrée de neurones de source, une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie.

La Figure 2 montre une architecture générale du réseau étudié, en variant le nombre de neurones de la couche cachée  $j$  de 1 jusqu'à  $N = 15$  tel que le vecteur d'entrée  $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$  et le vecteur de sortie  $y = [y_1, y_2, y_3, y_4]$ ,  $M = 951$  dans notre cas. Les lois générales pour le calcul des sorties des neurones de la couche cachée et de la couche de sortie sont respectivement :

$$(1) \quad u_j = f_1 \left( \sum_{i=1}^M w_{i,j}^1 x_i + b_j^1 \right)$$

$$(2) \quad y_k = f_2 \left( \sum_{l=1}^N w_{l,k}^2 u_l + b_k^2 \right)$$

$f_1, f_2$  sont respectivement les fonctions d'activation sigmoïde(3) et linéaire(4) :

$$f_1(v) = \frac{2}{1 + e^{-2v}} - 1$$

$$f_2(v) = v \quad (4)$$

L'apprentissage de réseau MLP implique de trouver des valeurs des poids de raccordement  $w_{i,j}^1$  et  $w_{l,k}^2$ , qui réduisent

au minimum la fonction de l'erreur moyenne MSE entre les résultats réels produit (calculés) et les valeurs à atteindre (désirés) correspondantes dans l'ensemble d'apprentissage. L'apprentissage du réseau par l'algorithme de Levenberg-Marquardt est fait directement à l'aide de la boîte à outils de réseau de neurones de Matlab [5].

L'architecture optimale trouvée est la suivante : **951 12 04** qui représente la plus petite erreur de **1.90756e 005**, après **111** itérations, pendant **113.86 s**.

$$MSE = 1/n \sum_{k=1}^n (d - y_k)^2 \quad (5)$$

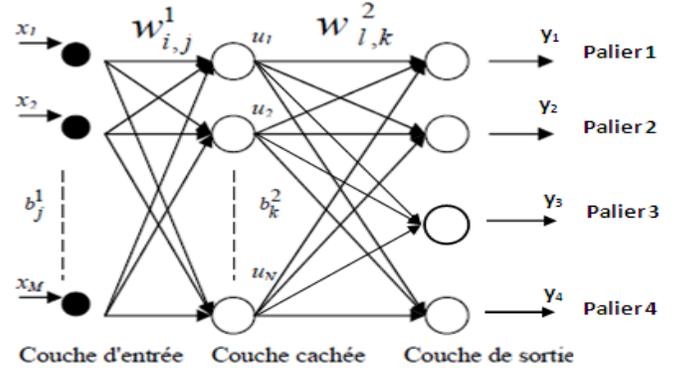


Figure 2. Structure du réseau proposé

## III- RÉSULTATS DE SIMULATION

### a) Apprentissage du r seau

Le graphe d'apprentissage se converge vers l'erreur fixée d'ordre  $10^{-4}$  après **111** itérations dans une durée de **113.86 s**, voir Figure 3.

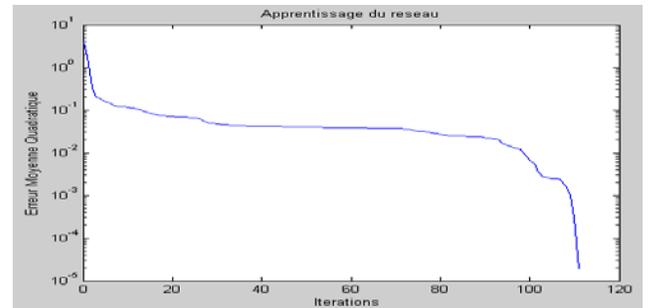


Figure 3 : apprentissage du réseau de neurone trouvé

### b) Simulation des sorties de r seau

On remarque que les graphes en ligne continue du réseau coïncident avec les graphes en ligne discontinue des fonctions désirées, ce qui explique la bonne simulation de l'architecture trouvée, voir figure 4.

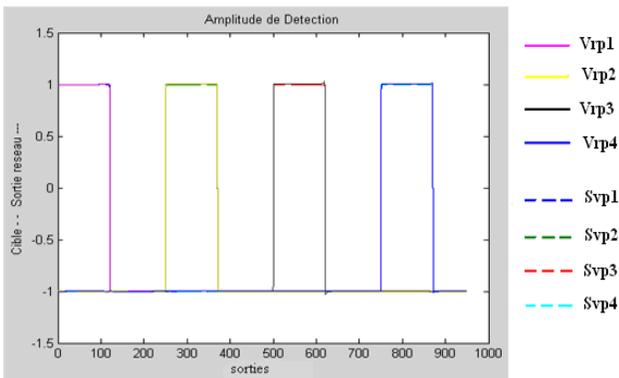


Figure 4: simulation des sorties du réseau

- Vrp1 : vibrations relatives de l'arbre par rapport au palier 1
- Vrp1 : vibrations relatives de l'arbre par rapport au palier 2
- Vrp1 : vibrations relatives de l'arbre par rapport au palier 3
- Vrp1 : vibrations relatives de l'arbre par rapport au palier 4
- Svp1 : sortie désirée des vibrations relatives du palier 1
- Svp1 : sortie désirée des vibrations relatives du palier 2
- Svp1 : sortie désirée des vibrations relatives du palier 3
- Svp1 : sortie désirée des vibrations relatives du palier 4

### c) D tecton et localisation des d fauts (test du réseau)

Pour savoir bien que notre réseau est fiable et capable de détecter un défaut et de le localiser on injecte des défauts quelconques dans le réseau et on suit la réaction de ce dernier.

**Exemple:** dans cet exemple on va généraliser notre test à donner des intervalles aléatoires qui n'appartiennent pas à l'intervalle admissible, on a testé par l'intervalle [120 µm 239 µm] pour **rp1**, [300 µm 419 µm] pour **rp2**, [120 µm 239 µm] pour **rp3** et par [400 µm 519 µm] pour **rp4**. Le réseau déclare quatre alarmes dans les quatre points de mesure, à cause des vibrations inacceptables reçues par le réseau. Voir Figure 5.

M

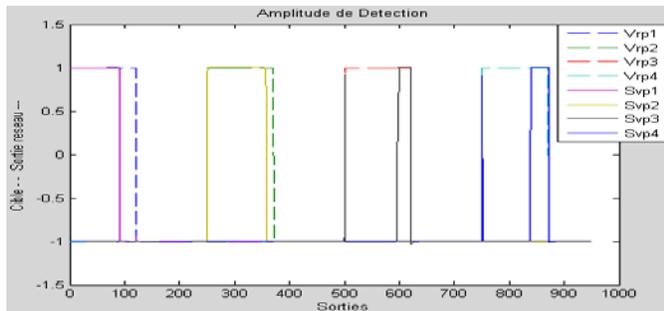


Figure 5 : Test avec des intervalles de valeurs aléatoires

### d) aluation des performances

Dans la Figure 6, on constate que le coefficient de corrélation « R » tend vers « 1 » ce qui montre la bonne corrélation, entre les sorties du réseau et les sorties désirées. Ceci est bien expliqué par la superposition entre la ligne continue, qui est le meilleur ajustement linéaire entre les cibles et les sorties du réseau et la ligne discontinue, qui est l'ajustement parfait.

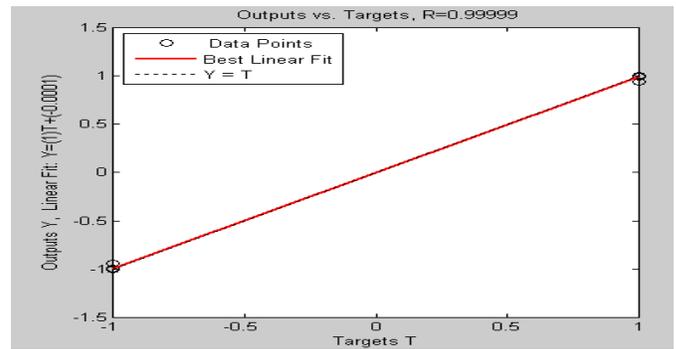


Figure 6 : performances du réseau proposé

## CONCLUSION

Le choix de L'architecture PMC pour tous les systèmes de surveillance traités revient à sa grande utilisation dans le domaine de surveillance d'un coté, et d'un autre coté, à sa rapidité et sa capacité d'apprentissage par l'utilisation de l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

Le système de surveillance proposé facilite aux spécialistes de maintenance de trouver l'origine de la défaillance et de réparer cette dernière le plus rapidement possible, tout ça s'ajoute dans le but de minimisation des coûts de la maintenance d'un coté et d'augmenter le taux de production d'un autre coté.

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] illes ZWIN ELS EIN, « diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels » Editions Hermès 14 rue Lantiez 75017 Paris, 1995.
- [2] Mohamed Ryad ZEMOURI, « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à l'e-maintenance ».Thèse de doctorat 2004. L'UFR des Sciences et Techniques de l'Université de Franche-Comté.
- [3] Mohamed Bouamar, Mohamed Lad al « Système multicapteur utilisant les réseaux de neurones artificiels pour la surveillance des eaux potables » LASS, Laboratoire d'Analyse des Signaux et Systèmes, Université de M'sila, Algérie 4th International Conference: Sciences of Electronic, echnologies of Information and telecommunications March 2007 – TUNISIA.
- [4] g r KIŞI, "Multi-layer perceptrons with Levenberg-Marquardt training algorithm for suspended sediment concentration prediction and estimation", Hydrological Sciences–Journal–des Sciences Hydrologiques, 49(6) December 2004. Civil Engineering Department, Hydraulics Division, Engineering Faculty, Erciyes University, 38039 Kayseri, Turkey.
- [5] ari ALANI, « Réseaux de Neurones Tutorial en Matlab » Département Informatique ESIEE-Paris, Novembre 2008.
- [6] Zhang, ., (1999). « Identification et Surveillance de systèmes Dynamiques », Habilitation à diriger les recherches, Université de Rennes1, Institut de Formation Supérieure en Informatique et en Communication.