

Introduction

Grâce aux résultats théoriques et pratiques obtenus au cours des dernières années, les réseaux de neurones sont devenus un outil de plus en plus utilisé dans divers domaines (industrie, banque, services). Ils demeurent toutefois un sujet d'un grand intérêt pour les chercheurs qui désirent améliorer les performances de ces réseaux et étendre leur champ d'applications.

La propriété fondamentale des réseaux de neurones, l'approximation universelle parcimonieuse, fait de ceux-ci une représentation mathématique très avantageuse pour la modélisation statique et dynamique non linéaire de processus. L'utilisation de neurones sigmoïdaux était initialement justifiée par une analogie biologique ; mais celle-ci est devenue caduque pour la conception de systèmes de traitement de signaux ou de modélisation de processus. Il est donc légitime d'explorer les possibilités d'utilisation d'autres types de neurones [Sontag93].

Cet effort de recherche d'une alternative aux réseaux de neurones "classiques" s'est tout d'abord dirigé vers les réseaux de fonctions radiales, en particulier gaussiennes. Ils ont notamment été mis en œuvre en Automatique non linéaire : modélisation de processus et commande. Les techniques de construction de ces réseaux aboutissent généralement à des modèles peu parcimonieux. En revanche, ils possèdent des propriétés plus intéressantes que les réseaux de neurones pour la synthèse de lois de commandes stables [Sanner92].

Récemment, des familles de fonctions, issues du traitement du signal et de l'image, appelées *ondelettes* ont été utilisées pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions [Pati93, Zhang92]. Ces ondelettes sont plus compliquées que les fonctions utilisées pour les réseaux de neurones classiques. En revanche, elles possèdent quelques propriétés prometteuses pour la modélisation de processus.

L'objectif principal de ce travail était donc l'étude de la mise en œuvre des fonctions ondelettes pour la modélisation statique (qui avait déjà été abordée par d'autres auteurs), et pour la modélisation dynamique de processus (qui, à notre connaissance, n'avait jamais été étudiée). Nous avons considéré deux approches issues de la transformée en ondelettes :

- **L'approche fondée sur la transformée continue**, très proche de celle des réseaux de neurones classiques, dont nous nous inspirons pour mettre au point une méthodologie de construction de *réseaux*

d'ondelettes. Elle permet d'envisager des réseaux bouclés (que nous proposons dans ce mémoire) et non bouclés.

- **L'approche fondée sur la transformée discrète**, propre aux fonctions ondelettes, qui permet de tirer parti des propriétés et des spécificités de ces fonctions pour la mise au point de procédures originales pour l'apprentissage de réseaux d'ondelettes.

Parmi les résultats théoriques concernant les bases de fonctions ondelettes, il a été prouvé que cette famille de fonctions possède la propriété d'approximation universelle. En revanche, il n'existe pas de résultat équivalent à celui des réseaux de neurones concernant la propriété de parcimonie. De ce fait, et sur la base des exemples que nous étudions conjointement avec des réseaux d'ondelettes et de neurones sigmoïdaux, nous nous proposons de faire une évaluation de la parcimonie des réseaux d'ondelettes.

De plus, nous avons systématiquement utilisé, pour l'estimation des paramètres des réseaux que nous avons mis en œuvre, deux algorithmes d'optimisation du second ordre : l'algorithme de BFGS et celui de Levenberg–Marquardt. Le premier a été largement utilisé pour l'apprentissage de réseaux bouclés et non bouclés. En revanche, des résultats sur l'utilisation du second pour l'apprentissage de réseaux bouclés sont, à notre connaissance, totalement absents de la littérature consacrée aux réseaux de neurones. Nous avons donc systématiquement cherché à comparer les résultats obtenus à l'aide de ces algorithmes, sous divers points de vue.

Le *chapitre I* du présent mémoire est consacré à des définitions et rappels concernant la modélisation, statique et dynamique de processus ; nous présentons notamment des considérations méthodologiques pour la construction de modèles "boîte noire", que nous avons mises en œuvre tout au long de ce travail. Cette approche s'inscrit dans la continuité de travaux antérieurs effectués au sein du laboratoire [Nerrand92, Rivals95a, Urbani95]. Nous décrivons ensuite les algorithmes d'optimisation employés pour l'estimation des paramètres des réseaux de fonctions, qu'il s'agisse de neurones à fonctions dorsales ou d'ondelettes fondées sur la transformée continue.

Le *chapitre II* présente les réseaux de neurones classiques que nous avons mis en œuvre pour la modélisation statique et dynamique de processus. Nous considérons deux types de fonctions dorsales : la fonction tangente hyperbolique, exemple de sigmoïde (qui est la brique des réseaux classiques), et la fonction gaussienne.

Pour cette dernière, nous proposons une procédure agissant en cours d'apprentissage, qui permet d'améliorer l'utilisation de chacun des neurones. Ces considérations sont illustrées par un exemple.

Le *chapitre III* est consacré aux réseaux d'ondelettes fondés sur la transformée continue. Après une brève présentation des fonctions ondelettes, nous proposons des algorithmes d'apprentissage de réseaux d'ondelettes bouclés pour une modélisation entrée-sortie et d'état. Les résultats présentés dans ce chapitre ont été publiés partiellement dans un article accepté pour publication dans la revue *Neurocomputing* [Oussar98], reproduit en annexe de ce mémoire.

Le *chapitre IV* aborde la modélisation de processus par des réseaux d'ondelettes fondés sur la transformée discrète. La particularité des bases d'ondelettes utilisées dans ce contexte ne permet pas d'apprentissage fondé sur une technique de gradient. De ce fait, la construction de ces réseaux est effectuée à l'aide de méthodes de sélection dans une bibliothèque d'ondelettes. Nous proposons dans ce chapitre une procédure qui met en œuvre ces bases d'ondelettes pour initialiser les coefficients de réseaux fondés sur la transformée continue, avant l'apprentissage de ceux-ci.

Les considérations développées dans les chapitres précédents sont appliquées, dans le *chapitre V*, à la modélisation d'un processus simulé, et d'un processus réel. Nous présentons d'abord les résultats obtenus avec des réseaux bouclés de fonctions dorsales et d'ondelettes. Ensuite, nous confrontons les performances réalisées par deux algorithmes du second ordre sur les deux types de réseaux.