

Conclusion

Le travail dont nous avons rendu compte dans le présent mémoire porte sur l'étude des réseaux d'ondelettes pour la modélisation de processus. Compte tenu des succès rencontrés au cours des dernières années par les réseaux de neurones, il était intéressant, dans la perspective des travaux antérieurs du Laboratoire, d'étudier les possibilités de mise en œuvre des réseaux d'ondelettes, tant pour la modélisation statique que pour la modélisation dynamique, et de comparer leurs performances avec celles des réseaux de neurones classiques utilisant des fonctions dorsales comme les sigmoïdes ou les gaussiennes. Nous avons proposé une procédure simple, pour l'apprentissage des réseaux de fonctions dorsales gaussiennes. Cette procédure, qui agit en cours d'apprentissage, permet une mise en œuvre efficace des ressources dont dispose un réseau, c'est-à-dire de ses neurones cachés.

Nous avons ensuite proposé une méthodologie de mise en œuvre des fonctions ondelettes pour la modélisation statique et dynamique de processus. Nous avons séparé le problème en deux parties, correspondant chacune à un type de transformée en ondelettes. En effet, les paramètres des ondelettes peuvent

- soit prendre n'importe quelle valeur réelle (approche fondée sur la transformée en ondelettes continue),
- soit être choisis sur une grille régulière (approche fondée sur la transformée en ondelettes discrète).

L'approche fondée sur la transformée continue.

Nous avons proposé une méthodologie de mise en œuvre de réseaux d'ondelettes bouclés et non bouclés, dans laquelle on peut considérer tous les paramètres des ondelettes comme des paramètres ajustables : l'apprentissage de ces réseaux peut donc être effectué par minimisation d'une fonction de coût à l'aide de techniques de gradient. Une procédure d'initialisation simple, nécessitant très peu de calculs, permet de prendre en considération la propriété de localité des fonctions.

Les résultats obtenus lors de l'utilisation de ces réseaux, pour la modélisation de quelques processus (simulés et réels) possédant un petit nombre d'entrées, ont montré qu'ils possèdent des propriétés de parcimonie équivalentes à celles des réseaux de neurones, si l'on considère le *nombre de fonctions* utilisées par le réseau pour atteindre la précision recherchée. En revanche, pour le même nombre de fonctions, un réseau d'ondelettes comporte plus de paramètres qu'un réseau de fonction dorsales. De plus, les expériences que nous avons effectuées concernant le problème maître-élève ont montré que la capacité des réseaux d'ondelettes à retrouver le réseau maître est très infé-

rieure à celle des réseaux de neurones dès que la dimension du problème est supérieure à 3 ou 4.

L'approche fondée sur la transformée discrète.

Cette approche permet la construction de réseaux tirant partie des propriétés spécifiques de ces bases de fonctions. Les paramètres de ces fonctions étant à valeurs discrètes, il n'est pas possible d'utiliser des techniques de gradient pour l'apprentissage. La démarche que nous avons adoptée consiste à construire des réseaux par sélection d'ondelettes parmi celles d'une bibliothèque établie à cet effet. Une telle démarche a été utilisée par d'autres auteurs pour des applications de modélisation et de commande, mais elle conduit à des réseaux peu parcimonieux. Nous avons proposé d'utiliser cette démarche pour l'initialisation des apprentissages des réseaux d'ondelettes fondés sur la transformée continue. La modélisation de processus simulés nous a permis de mettre en évidence l'apport de cette procédure d'initialisation.

L'optimisation non linéaire est l'outil fondamental pour l'apprentissage de réseaux de fonctions paramétrées. Afin de permettre l'utilisation d'une famille d'algorithmes plus étendue pour l'apprentissage de réseaux bouclés, entrée-sortie et d'état, nous avons présenté le calcul du gradient dans le sens direct. La mise en œuvre de réseaux d'ondelettes bouclés constitue un des apports originaux de notre travail, qui a fait l'objet d'une publication dans une revue internationale. Nous avons également pu comparer les performances de deux algorithmes du second ordre couramment utilisés pour l'optimisation de la fonction de coût lors de l'apprentissage de réseaux, bouclés ou non : l'algorithme de Levenberg-Marquardt et l'algorithme BFGS.

En résumé, deux conclusions ressortent de cette étude.

- Les réseaux d'ondelettes, bouclés ou non, fondés sur la transformée continue, peuvent constituer une alternative intéressante aux réseaux de neurones conventionnels, à fonction dorsale sigmoïdale, pour constituer des modèles, statiques ou dynamiques, de processus comportant un petit nombre d'entrées. Notre travail sur l'initialisation des coefficients et sur les algorithmes d'apprentissage du second ordre nous a permis de proposer des procédures de mise en œuvre de complexité analogue à celle des réseaux de neurones. En revanche, l'accroissement du nombre de paramètres en fonction du nombre d'entrées est plus rapide que pour des réseaux de sigmoïdes.
- Les réseaux d'ondelettes fondés sur la transformée discrète sont moins parcimonieux que les précédents ; en revanche, la méthode de sélection d'ondelettes

à paramètres discrets peut être mise à profit pour l'initialisation des translations et dilatations de réseaux d'ondelettes fondés sur la transformée continue.