

## CONCLUSION

Dans le cadre de l'évaluation financière de collectivités locales ou d'entreprises, nous avons utilisé les réseaux de neurones comme outils statistiques de classification. En raison de leur *propriété d'approximation parcimonieuse*, les réseaux de neurones se sont révélés être des classifieurs très performants. Il faut noter que cette propriété est avantageuse, non seulement dans le cadre de la classification, mais, plus généralement, dans le cadre de la régression non linéaire, notamment pour la modélisation non linéaire de processus statiques ou dynamiques.

Dans la première partie de la présente étude, nous avons situé les réseaux de neurones dans la perspective des méthodes de classification statistiques. Des travaux antérieurs ont montré que l'on pouvait, sous certaines conditions, considérer la sortie d'un réseau de neurones comme l'estimation de la probabilité *a posteriori* d'appartenance d'une forme à une classe. Ainsi, nous utilisons les réseaux de neurones comme classifieurs probabilistes.

Ces avantages, maintenant reconnus, des réseaux de neurones, justifient le fait que l'on oriente les efforts de recherche vers la sélection de modèles. En effet, dans le domaine financier, encore plus que dans le domaine industriel, la formidable quantité de données (et donc de variables descriptives potentielles) à notre disposition rend obligatoire la sélection des meilleurs descripteurs du modèle. Ainsi, profitant du cadre de l'étude, nous avons proposé une méthode originale de sélection de modèles. Elle s'applique, dans une première phase, à la sélection des seuls descripteurs pertinents du modèle ; puis, dans une seconde phase, à la définition de l'architecture du réseau de neurones. Ainsi, nous regroupons dans l'expression "sélection de modèles" deux étapes :

- choix des descripteurs pertinents,
- choix de la famille de fonctions.

La méthode que nous proposons met clairement en évidence la pertinence ou la non pertinence des variables descriptives. Ceci est un point important car, d'une manière générale, l'établissement d'un corpus de données est coûteux (temps de saisie, achat de base de données, achat de capteurs de mesure, etc) et, inversement l'utilisateur d'outils statistiques est souvent réticent à éliminer des facteurs qu'il croit pertinents.

La deuxième étape de la méthode permet de dimensionner le réseau de neurones. Sur les exemples étudiés, l'architecture proposée automatiquement par la méthode correspond toujours à l'architecture optimale (celle trouvée en essayant toutes les configurations possibles). Ainsi, en choisissant le réseau de neurones approprié au problème posé, nous évitons le phénomène de sur-apprentissage trop souvent rencontré dans la littérature et dans la pratique.

En d'autres termes, la méthode que nous avons développée propose un réseau de neurones adapté à la résolution du problème. Elle permet d'atteindre l'objectif de tout

modélisateur : trouver le modèle le plus petit possible (en terme de nombre de paramètres ajustables) compte tenu de la précision recherchée. Ainsi, nous espérons éliminer l'usage de réseaux de neurones comportant beaucoup trop de paramètres ajustables, ce qui a rendu les utilisateurs sceptiques quant à l'utilité de tels outils. La méthode proposée dans le présent mémoire donne de très bons résultats sur les problèmes étudiés jusqu'à ce jour ; néanmoins, de nouvelles évaluations restent à accomplir pour la valider et systématiser son emploi dans le domaine plus général de la modélisation.

Cette méthode originale de sélection de modèles a fait l'objet d'une demande de brevet par la société Informatique CDC. Le brevet est intitulé "Procédé de construction d'un réseau de neurones pour la modélisation d'un phénomène".

Dans le cadre de la classification, nous avons également proposé une utilisation originale des réseaux de neurones pour l'estimation de densités de probabilité à partir de l'estimation de la probabilité *a posteriori* d'appartenance à la classe. Cette méthode allie la souplesse des méthodes indirectes de classification (traitement de chacune des classes séparément des autres) avec les avantages des réseaux de neurones ; en effet, ceux-ci conjuguent la puissance des méthodes non paramétriques (ce sont des approximateurs universels) avec la fiabilité des méthodes paramétriques (ils sont parcimonieux). Sur les exemples illustratifs traités, cette méthode a donné des résultats très prometteurs. Il reste, aujourd'hui, à développer, puis valider, cette approche sur d'autres applications pratiques.

Enfin, nous avons vu que les réseaux de neurones n'échappaient pas aux difficultés d'utilisation des méthodes statistiques. Le fait qu'ils aient été présentés, il y a une dizaine d'années, comme un outil "miraculeux" qui supprimerait toutes les difficultés liées à l'utilisation de ces méthodes a conduit à des traitements complètement erronés des problèmes. Aujourd'hui, on s'aperçoit qu'ils nécessitent quelques connaissances préalables (souvent de simple bon sens) et que leur principal intérêt réside dans la réalisation de modèles non linéaires à partir de mesures. Ce travail de recherche permet une approche "raisonnable" des problèmes en définissant l'architecture appropriée du réseau, approche validée par des exemples académiques et par des exemples pratiques dans le domaine de l'analyse financière ; il pose les bases d'une méthode automatique de conception de réseaux de neurones statiques pour la modélisation et la classification. Néanmoins, une telle automatisation ne doit pas faire oublier que, pour obtenir le meilleur résultat possible, l'utilisateur doit faire usage de toutes les connaissances dont il dispose concernant le problème posé.