## Améliorer la prévision multipas par réseaux de neurones récurrents

Mohammad Assaad, Romuald Boné, Hubert Cardot

Université François-Rabelais de Tours,
Laboratoire d'Informatique,
64, avenue Jean Portalis,
37200 Tours, France
{mohammad.assaad, romuald.bone, hubert.cardot}@univ-tours.fr

Résumé. Nous évaluons sur le problème de la prévision multipas un algorithme de boosting pour les réseaux de neurones récurrents (RNRs). Cet algorithme combine un grand nombre de RNRs, chacun d'entre eux étant généré en apprenant sur une version différente de l'ensemble d'apprentissage d'origine. Ces versions sont obtenues selon une variante de la méthode du boosting, qui permet de concentrer l'apprentissage sur les exemples difficiles mais, à la différence de l'algorithme d'origine, en prenant en compte tous les exemples disponibles. Nous l'appliquons au problème de la prévision pour différents horizons de trois séries temporelles de référence en testant à chaque fois trois fonctions de coût différentes et en variant les valeurs du paramètre principal. Nous comparons notre algorithme avec l'algorithme Back-Propagation Through Time (BPTT) et avec d'autres méthodes appliquées sur les mêmes ensembles de données, dont des approches locales.

## 1 Introduction

La dégradation des performances des systèmes de prévision de séries temporelles, dès lors que l'horizon de prévision augmente, est un problème bien connu. L'estimation de la valeur future d'une variable peut être raisonnablement fiable pour une prévision à court terme mais se dégrade lorsqu'on aborde le problème de la prévision à long terme. Toutefois la prévision multipas de séries temporelles est indispensable dans de nombreux domaines d'application, qui s'étendent de la modélisation des phénomènes naturels au contrôle de systèmes dynamiques en passant par la finance, le marketing, la météorologie, etc. La majeure partie de la littérature publiée traite du problème de la prévision de séries temporelles à un pas de temps. En effet, la prévision multipas demeure un problème difficile pour lequel les résultats obtenus par des extensions simples des méthodes développées pour la prévision à un pas sont souvent décevants. Par ailleurs, si beaucoup de méthodes obtiennent des résultats proches sur des problèmes de prévision à un pas, des différences significatives se font jour quand des extensions de ces méthodes sont employées sur des problèmes multipas.

Pour améliorer les performances obtenues, nous pouvons adapter des procédures générales qui ont démontré, sous certaines conditions, leur capacité à améliorer les performances de