

DE L'UTILISATION D'UN OSCILLATEUR OPTOELECTRONIQUE COMME RESERVOIR COMPUTER

François Duport¹, Yvan Paquot¹, Joni Dambre², Benjamin Schrauwen², Marc Haelterman¹, et Serge Massar³

¹ Service OPERA-Photonique, CP 194/5, Université Libre de Bruxelles (U.L.B.), avenue F.D. Roosevelt 50, 1050 Bruxelles, Belgique

² Department of Electronics and Information Systems, Gent University, Sint-Pietersnieuwstraat 41, 9000 Gent, Belgique

³ Laboratoire d'Information Quantique, CP 225, Université Libre de Bruxelles (U.L.B.), Boulevard du Triomphe, 1050 Bruxelles, Belgique

Francois.DUPORT@ulb.ac.be

RÉSUMÉ

Nous présentons ici l'implémentation optique d'un réseau de neurones artificiel de type reservoir computer. Il est réalisé sur une structure d'oscillateur optoélectronique utilisant une boucle à retard en fibre optique. Notre système est étudié en régime libre, puis soumis à des tests standardisés, y compris sa capacité de mémoire, pour mesurer ses performances en tant que reservoir computer.

MOTS-CLEFS : réseaux neuronaux optiques ; oscillateur optoélectronique ; reservoir computer.

1. INTRODUCTION

Les réseaux neuronaux trouvent des applications dans les domaines de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique. Leur implémentation, basée sur une modélisation par programmation digitale, est déjà utilisée dans l'industrie. Il serait très intéressant, tant du point de vue fondamental que celui des applications potentielles, de réaliser des systèmes analogiques ayant des performances similaires aux systèmes digitaux.

Dans cette étude, nous nous intéressons à un type de réseaux neuronaux particulier appelé « reservoir computer » [1]-[2]. Nous proposons une implémentation physique analogique sur la base d'un oscillateur optoélectronique utilisant des composants standards déjà développés pour les télécommunications optiques. La richesse des comportements linéaires et non linéaires d'un tel oscillateur a permis d'obtenir des résultats prometteurs pour plusieurs tests standardisés.

2. CONCEPT DE RESERVOIR COMPUTER

Un réseau de neurones artificiels récurrent consiste en N neurones x_i interconnectés entre eux. Chaque neurone x_i obéit à la loi d'évolution (1) (où F_{NL} est une fonction nonlinéaire) [2] :

$$x_i(t) = F_{NL} \left(\sum_{j=1}^N a_{ij} x_j(t-1) + \text{Masque}_i \cdot \text{entrée}(t) \right) \quad (1)$$

Les a_{ij} constituent la matrice d'interconnexion des neurones. Le vecteur *Masque* permet d'appliquer le signal d'entrée aux neurones. Le signal de sortie $R(t)$ du réseau est obtenu en appliquant une fonction de lecture linéaire aux neurones comme suit :

$$R(t) = \sum_{i=1}^N \Omega_i \cdot x_i(t) \quad (2)$$

Dans un réseau neuronal de type reservoir computer, la matrice d'interconnexion et le masque d'entrée sont fixés aléatoirement avant l'expérience. Pour utiliser un tel système, une phase

d'apprentissage est nécessaire : on applique une entrée et on entraîne le vecteur Ω pour que le signal de sortie $R(t)$ ait la forme voulue. Ensuite le vecteur Ω est fixé pour le reste de l'expérience. Actuellement la fonction de lecture est réalisée par ordinateur après acquisition de la valeur des neurones en fonction du temps.

Notre implémentation de reservoir computer est basée sur un oscillateur optoélectronique utilisant une ligne à retard optique. Des résultats préliminaires ont déjà été présentés dans [3]. La valeur des neurones correspond à l'intensité lumineuse dans la ligne à retard à un instant donné $x_i=I(t_i)$. Cette structure physique a deux conséquences importantes : d'une part les neurones sont traités séquentiellement lors de leur parcours de la boucle, et d'autre part la matrice d'interconnexion des neurones est approximativement de forme diagonale éventuellement décalée. Enfin la fonction nonlinéaire nécessaire à la loi d'évolution des neurones est obtenue par l'utilisation du modulateur Mach-Zehnder en régime de forte amplitude.

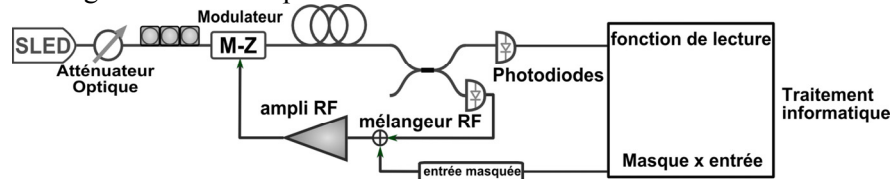


Figure 1 : Schéma du montage

3. ETUDE DU SYSTEME EN REGIME LIBRE

Une étude détaillée de la dynamique propre d'un système similaire a déjà été présentée dans [4]. Les éléments caractéristiques de notre système sont : le filtre passe haut qui a une fréquence de coupure de 50kHz ; le filtre passe bas qui a une fréquence de coupure de 35MHz ; l'inverse du temps de parcours de la boucle qui est de 117kHz. Le rapport entre ces fréquences diffère sensiblement des rapports correspondants dans [4]. En particulier la fréquence de coupure basse est beaucoup plus proche de l'inverse du temps de parcours que dans [4] (facteur 2,34 au lieu de 1000). Ceci implique que le régime de doublement de période est fortement modifié par le déphasage lié au filtrage passe-haut : ce régime n'est atteint que pour des amplitudes d'oscillation très importantes et alors que le système est déjà chaotique. De plus les déphasages induits par les filtres passe-haut et passe-bas du système impliquent que les fréquences d'oscillations libres du système ne correspondent pas exactement aux harmoniques de la fréquence fondamentale d'oscillation. Ainsi lorsque le système oscille à une fréquence différente de la fréquence fondamentale, l'enveloppe de ses oscillations est modulée à la fréquence fondamentale. Malgré ces différences, le diagramme de bifurcation que nous avons mesuré (en très bon accord avec celui obtenu par simulations numériques) est fort semblable à celui présenté dans [4].

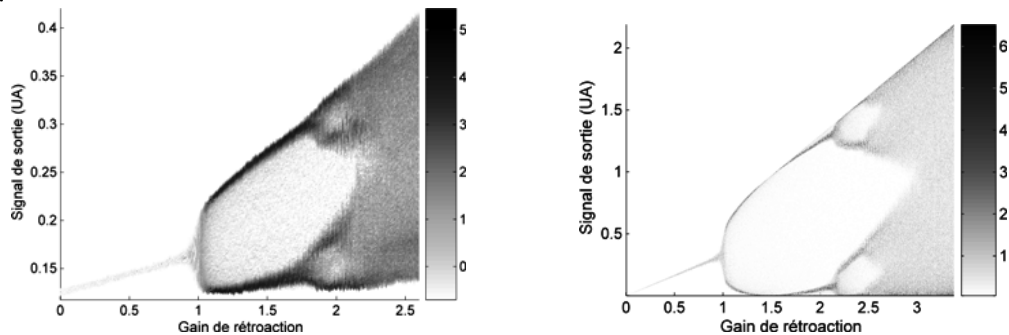


Figure 2 : Diagramme de bifurcation mesuré (à gauche) et simulé (à droite)

4. UTILISATION DU SYSTEME COMME RESERVOIR COMPUTER

Les performances du système ont été étudiées sur deux types de tâches différentes. Dans chaque cas, nous procédons comme suit [2]-[5] : le signal d'entrée appliqué est composé d'une séquence d'apprentissage qui sert à l'entraînement (optimisation) des poids de lecture (Ω_i) suivi d'une séquence de test. Le signal de sortie est alors comparé au signal attendu en utilisant comme norme la racine carré

de l'erreur quadratique moyenne normalisée (NRMSE). Ces deux phases d'entraînement et de test sont réalisées successivement pour différents gains de la boucle de rétroaction (obtenu en variant l'atténuation optique à l'entrée du système) et pour différentes amplitudes du signal d'entrée afin de trouver un point de fonctionnement optimal.

La première tâche étudiée consiste à différencier un signal sinusoïdal d'un signal carré. Nous entraînons le système pour que le signal soit 1 si l'entrée du système est un signal carré, et soit 0 si l'entrée est un signal sinusoïdal. L'erreur NRMSE obtenue est de 0,07.

La seconde tâche consiste à prédire la réponse à un signal aléatoire (de type bruit blanc) d'un système nonlinéaire obéissant à une loi de type NARMA10[6]. Cette tâche est beaucoup plus complexe à réaliser et l'erreur NRMSE obtenue est de 0,49.

Nous avons aussi évalué la capacité de mémoire du système [7]. La figure 3 présente l'évolution de la capacité de mémoire en fonction du gain de rétroaction et de l'amplitude du signal d'entrée. Nous trouvons que le point de fonctionnement optimal pour la tâche NARMA10 est obtenue quand le système a la plus grande capacité de mémoire. Cet optimum se situe juste avant la première bifurcation du diagramme de bifurcation obtenu en régime libre, ce qui s'explique aisément si on considère que les oscillations libres du système effacent sa mémoire.

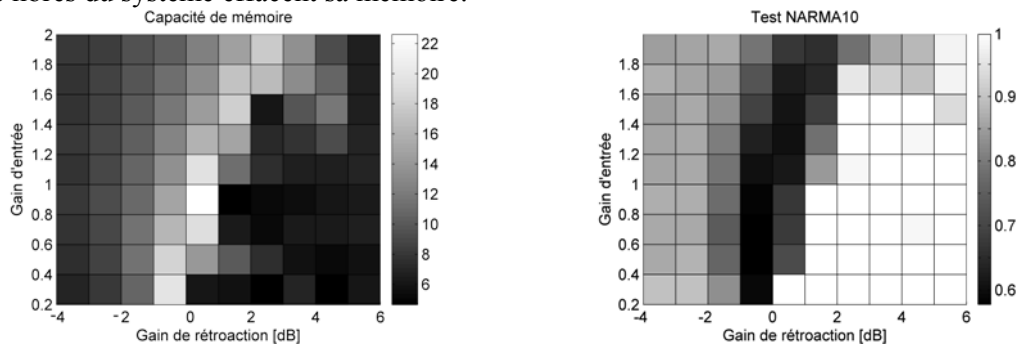


Figure 3 : capacité de mémoire du système (à gauche) et résultats au test NARMA10 (à droite)

CONCLUSION

Nous avons présenté ici l'implémentation d'un reservoir computer basé sur un oscillateur optoélectronique construit avec des composants électronique et optique standards. Dans la suite nous envisageons l'introduction de plusieurs boucles de délais en parallèle de la boucle principale ce qui devrait améliorer la richesse du système et ses performances. De plus nous envisageons de tester d'autres tâches comme la reconnaissance vocale.

REMERCIEMENTS

Nous remercions le *Fonds pour la formation à la Recherche dans l'Industrie et dans l'Agriculture* (FRIA, Belgique) ainsi que le projet Photonics@be des *Interuniversity Attraction Poles Photonics@be Program* (Belgian Science Policy).

RÉFÉRENCES

- [1] W. Maass, T. Natschläger, H. Markram, *Neural Computation*, vol. 14, no. 11, 2531-2560, 2002.
- [2] H. Jaeger, *The "echo state" approach to analysing and training recurrent neural networks*, Fraunhofer Institute for Autonomous Intelligent Systems, Technical report: GMD Report 148, 2001.
- [3] Y. Paquot, J. Dambre, B. Schrauwen, M. Haelterman, S. Massar, „Reservoir computing: a photonic neural network for information processing“, *Nonlinear Optics and Applications IV*, European SPIE conference, vol. 7728, p. 7728B, Brussels Belgium, 2010.
- [4] M. Peil, M. Jacquot, Y. K. Chembo, L. Larger, T. Erneux, *Phys. Rev. E* 79, p. 026208, 2009.
- [5] H. Jaeger, H. Haas, *Science*, vol. 78, pp 78-80, 2004.
- [6] D. Verstraeten et al., *Neural Networks* 20, pp 391-403, 2007.
- [7] H. Jaeger, *Short term memory in echo state networks*, German National Research Center for Information Technology, GMD Report 152, 2001.