

# Conception d'un ordinateur analogique tout optique de type "réservoir" à l'aide d'une cavité optique linéaire passive fonctionnant en lumière cohérente

Quentin Vinckier<sup>1</sup>, François Duport<sup>1</sup>, Anteo Smerieri<sup>1</sup>, Kristof Vandoorne<sup>2</sup>, Peter Bienstman<sup>2</sup>, Marc Haelterman<sup>1</sup>, Serge Massar<sup>3</sup>

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

<sup>2</sup> Photonics Research Group, Dept. of Information Technology, Ghent University – IMEC,  
<sup>2</sup>Sint-Pietersnieuwstraat 41, 9000 Gent, Belgium

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

[quentin.vinckier@ulb.ac.be](mailto:quentin.vinckier@ulb.ac.be)

## RÉSUMÉ

Le « réservoir » que nous présentons est un réseau de neurones linéaires codés par multiplexage temporel dans une cavité passive fibrée fonctionnant en optique cohérente. Dans cet écrit, nous présentons des résultats de simulation obtenus avec un modèle discret. A terme, le but sera de progresser vers la réalisation d'ordinateurs analogiques tout optiques ultra-rapides fonctionnant en lumière cohérente et partiellement intégrés sur une puce.

**MOTS-CLEFS :** *Reservoir computer ; Intelligence artificielle*

## 1. INTRODUCTION

Les calculateurs de type « réservoir » sont des réseaux de neurones artificiels, basés sur des systèmes dynamiques récurrents, introduits il y a une dizaine d'années [1-3]. Ils sont composés de trois couches : une couche d'entrée par l'intermédiaire de laquelle on applique le signal d'entrée aux différents neurones, le réseau neuronal en lui-même, composé d'un nombre  $N$  de variables internes  $x_i$  (les neurones) et une couche de sortie, permettant de construire le signal de sortie désiré. Voici ci-dessous la description du principe de fonctionnement du type de réservoir que nous explorons.

Considérons dans un premier temps que ce système dynamique évolue en temps discret. L'état d'un neurone  $x_i$  dépend linéairement de l'état des autres neurones au temps précédent et de la valeur d'un signal d'entrée  $u(n)$ ,  $n$  étant la variable temporelle discrète. Si  $a_{ij}$  est la matrice d'interconnexion entre neurones,  $\phi = e^{i\Delta\varphi}$  le désaccord de phase,  $\alpha$  le gain de rétroaction,  $\beta$  le gain d'entrée,  $m_i$  le masque du signal d'entrée et  $y(n)$  le signal de sortie obtenu par une combinaison linéaire des  $|x_i(n)|^2$ , à l'aide des poids de lecture  $W_i$ , alors l'évolution du réservoir et du signal de sortie  $y(n)$  est donné par les équations suivantes :

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^N \alpha a_{ij} x_j(n-1) \phi + \beta m_i u(n) \quad y(n) = \sum_i W_i |x_i(n)|^2 \quad (1)$$

Dans la plupart des articles théoriques,  $\alpha$  n'est pas présent dans l'équation ci-dessus et c'est le rayon spectral de la matrice d'interconnexion  $a_{ij}$  qui est utilisé comme paramètre ajustable. Les  $W_i$  sont calculés par régularisation Tikhonov de manière à minimiser l'erreur quadratique  $\sum_n [y^*(n) - y(n)]^2$ ,  $y^*(n)$  étant le signal de sortie idéal dont il faut se rapprocher le plus possible. Soulignons le fait que lorsque  $\Delta\varphi \neq 0$ , les  $x_i$  sont complexes.

Seul un nombre restreint de paramètres doit être ajusté, comparé aux réseaux neuronaux traditionnels, afin d'optimiser ses performances :  $\alpha$ ,  $\phi$  ainsi que les poids de lecture  $W_i$  (nos

simulations montrent que les performances de ce système ne dépendent pas de  $\beta$ ). Il s'agit donc d'un système plus robuste et plus rapide car la complexité et le temps de calcul sont moindres. Le masque d'entrée  $m_i$  (choisi aléatoirement) et la matrice d'interconnexion  $a_{ij}$  sont laissés fixes.

L'utilisation de ce type de système comprend 2 étapes successives lorsque le signal d'entrée  $m_i u(n)$  perturbe la dynamique du système :

- L'étape d'entraînement du réservoir : les poids de lecture  $W_i$  sont calculés.
- L'étape de test du réservoir: les poids de lecture  $W_i$  sont laissés fixes de manière à construire le signal de sortie  $y(n)$  (cf. deuxième équation dans (1)).

Ce concept peut être traduit en un système expérimental très simple comprenant une boucle de délai [6-10]. Des résultats très concluants ont déjà été démontrés pour de nombreuses tâches tant en simulation qu'expérimentalement, avec diverses architectures de réservoirs [4-11].

## 2. IMPLEMENTATION EXPERIMENTALE

En ce qui concerne l'implémentation expérimentale envisagée, l'idée est de développer le 1<sup>er</sup> calculateur analogique tout optique de type « réservoir » à l'aide d'une cavité optique linéaire passive fonctionnant en lumière cohérente. Les états  $x_i(t)$  des variables internes du réservoir (les neurones) seront codés séquentiellement en amplitude de champ  $A(t)$  (en modulant une amplitude  $A_0$ ) et non plus en intensité lumineuse comme ce fut le cas jusqu'à présent [7-11]. Dans ce dispositif, une non-linéarité (essentielle pour réaliser des tâches complexes) viendra de la photodiode de lecture qui transformera l'amplitude  $A(t)$  en intensité  $I(t)$ , réalisant ainsi une transformation quadratique (cf. deuxième équation dans (1)). La difficulté expérimentale majeure consistera en la stabilisation interférométrique de la cavité.

La figure 1 présente le schéma du dispositif expérimental envisagé:

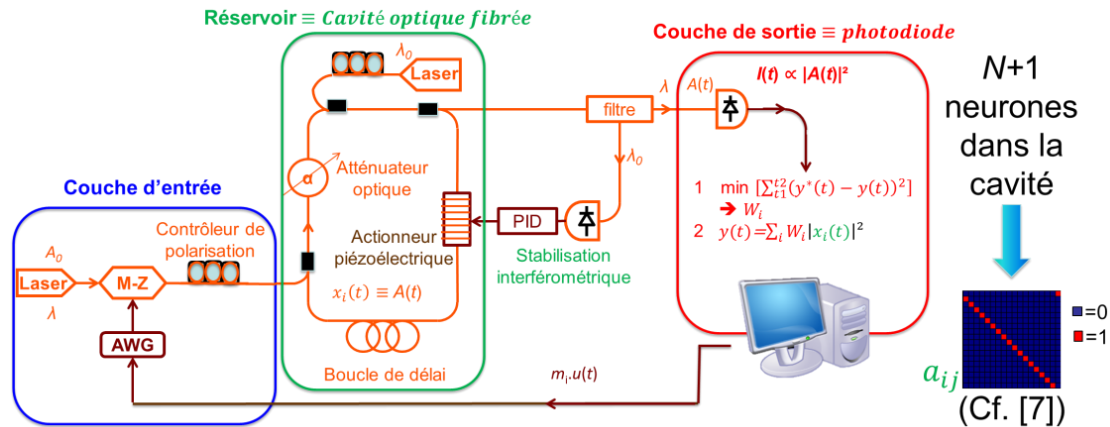


Fig. 1 - Implémentation expérimentale du réservoir fonctionnant en optique cohérente. Les parties en orange sont celles où transitent les signaux optiques et en marron celles où transitent les signaux électriques. Le signal d'entrée masqué  $m_i u(t)$  est créé à l'aide d'un modulateur Mach-Zehnder (M-Z) piloté par un générateur de signaux arbitraires (AWG). Chaque neurone est codé par multiplexage temporel dans une cavité optique passive fibrée fonctionnant en lumière cohérente. La stabilisation interférométrique de la cavité est assurée par un actionneur piézoélectrique inséré dans la cavité et commandé par un PID ; ce dispositif servira également à régler le désaccord de phase  $\phi = e^{i\Delta\phi}$ . L'état des variables internes  $x_i(t)$  est récupéré en un point de la cavité afin de transformer le signal optique  $A(t)$  en signal électrique  $I(t)$  au niveau de la couche de sortie. Un post-traitement digital réalisé à l'aide d'un ordinateur permet ensuite de calculer les poids de lecture  $W_i$  et de construire le signal de sortie  $y(t)$ .

L'idée sera ensuite d'implémenter une couche de lecture analogique (ce type de système a déjà été exploré par notre laboratoire [11]), d'intégrer partiellement le système sur puce et de proposer une feuille de route réaliste pour son intégration totale sur puce.

### 3. RESULTATS DE SIMULATION AVEC UN MODELE DISCRET

Les simulations numériques réalisées avec un modèle discret (modèle ne simulant pas la physique du montage expérimentale mais se basant uniquement sur (1)) pour ce type d'architecture montrent des performances au moins comparables à l'état de l'art pour chacune des tâches standardisées testées : NARMA10, égalisation de canal, radar, reconnaissance vocale, classification de signaux et capacités mémoires (cf. [7,9] pour la description complète des tâches). Voici un bref descriptif de 2 tâches testées ainsi que les résultats obtenus en simulation :

#### Egalisation de canal

But : retrouver une séquence de symboles après leur passage dans un canal multi-trajets bruité et faiblement non-linéaire. Les résultats donnent le taux d'erreur symbole avec 50 neurones : moyenne et écart type sur 10 séquences différentes de 9000 symboles, les séquences de test comportant 6000 symboles.

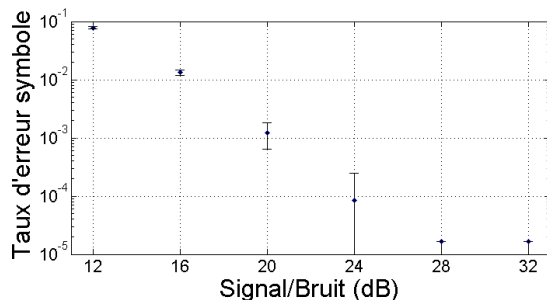


Fig. 2 – Résultats de simulation pour l'égalisation de canal

#### Reconnaissance vocale

But : Différencier 10 chiffres différents prononcés 10 fois par 5 femmes différentes. Le signal d'entrée du réservoir est composé de 86 vecteurs obtenus par prétraitement du signal enregistré, à l'aide du modèle cochléaire de l'oreille interne proposé par Richard Lyon. Les résultats sont présentés sous forme de taux d'erreur de mot (TEM-moyenne sur 5 séquences de 100 mots), la séquence d'entraînement comportant 400 mots.

- Avec 125 neurones, sans bruit : TEM=0
- Avec 500 neurones et un signal/bruit=3dB : TEM=0

### CONCLUSION

Les implémentations expérimentales de réservoirs que nous proposons seront les premiers calculateurs analogiques tout optiques linéaires passifs fonctionnant en lumière cohérente et utilisant le multiplexage temporel. Les performances obtenues en simulation sont toutes au moins comparables à l'état de l'art pour les tâches de référence que nous avons testées. La prochaine étape consistera à monter les expériences et tester leurs performances. Le défi majeur sera de réaliser la stabilisation interférométrique et dans un second temps, d'implémenter une couche de lecture analogique et d'intégrer partiellement le dispositif sur puce pour ensuite pouvoir proposer une feuille de route réaliste en vue d'intégrer totalement le système sur puce.

### RÉFÉRENCES

- [1] H. Jaeger, Technical Report GMD Report 148, German National Research Center for Information Technology, 2001
- [2] W. Maass et al., *Neural Computation.*, vol. 14, no. 11, pp. 2531–2560, 2002
- [3] H. Jaeger et al., *Science*, vol. 304, no. 5667, pp. 78–80, avril 2004
- [4] M. Lukoševičius et al., *Computer Science Review*, vol. 3, no. 3, pp. 127–149, août 2009
- [5] M. Lukoševičius et al., *KI-Künstliche Intelligenz*, pp. 1–7, 2012
- [6] L. Appeltant et al., *Nat. Commun.*, vol. 2, no. 468, septembre 2011
- [7] Y. Paquot et al., *Sci. Rep.*, vol. 2, no. 287, DOI: 10.1038/srep00287, février 2012
- [8] L. Larger et al., *Opt. Express*, vol. 20, no. 3, pp. 3241–3249, janvier 2012
- [9] F. Duport et al., *Opt. Express*, vol. 20, no. 20, pp. 22783–22795, février 2012
- [10] Daniel Brunner et al., *Nat. Commun.* 4, no. 1364, DOI:10.1038/ncomms2368, 2013
- [11] Anteo Smerieri et al., *Analog readout for optical reservoir computers*, In Proc. of NIPS, 2012