

Dynamique intégrro-différentielle en longueur d'onde optique, à retards multiples, pour le « Reservoir Computing »

Romain Martinenghi¹, Sergei Rybalko¹, Lennert Appeltant², Guy Van der Sand², Jan Danckaert², Maxime Jacquot¹, Yanne Chembo¹, & Laurent Larger¹

¹ FEMTO-ST, UMR CNRS 6174, Université de Franche-Comté, 25030 Besançon Cedex, France

² Applied Physics Research Group (APHY), Vrije Universiteit Brussel, Pleinlaan 2, 1050 Brussels, Belgique
laurent.larger@univ-fcomte.fr

Résumé. Les calculateurs du type Reservoir Computing (RC) se rapportent à une nouvelle discipline, visant à étudier et réaliser des unités de calcul basées sur des réseaux de neurones artificiels. Leurs principes s'inspirent du fonctionnement des neurones biologiques, et plus généralement du cerveau. Le projet Européen PHOCUS (towards a PHOtonic liquid state machine based on delay-CoUpled Systems) a pour objectif la démonstration physique (en photonique) du Reservoir Computing, en faisant intervenir de manière originale la complexité des dynamiques non linéaires à retards. Le "Réservoir" correspondant typiquement à un réseau de neurones spatialement étendu, est ainsi remplacé par une dynamique purement temporelle, pour laquelle le retard "émule" la dimension spatiale. Dans cet article, nous exposons ces principes, leur mise en œuvre, et leurs performances sur des tests standards (NARMA).

Abstract. Reservoir Computing (RC) refers to a new discipline to study and develop calculation units based on artificial neural networks, which operation is schematically inspired by biological neurons. The European project PHOCUS (Towards a Photonic liquid state machine based on delay-coupled system) aims to study, and design for the first time, innovative photonic systems such as using Reservoir Computing, with a particular approach involving nonlinear time-delay dynamic for the Reservoir, instead of the usual complex neural network of large. In this paper, we explain how we developed a Reservoir Computing based on an opto-electronic nonlinear dynamic with multiples delays feedback, and how we tried to evaluate the computational performances through a standard test (NARMA).

1 Introduction

Les réseaux neuronaux artificiels ont vu le jour avec un article fondateur de Warren Mc Culloch et Walter Pitts publié en 1943 [5]. Cet article donna accès au premier modèle de neurones artificiels. Ils démontrèrent que ces neurones étaient capables d'effectuer de simples opérations logiques et arithmétiques tel que des fonctions booléennes simples. Très rapidement, en 1949, le psychologue et neuropsychologue canadien, Donald Hebb définit la plasticité synaptique, puis le premier modèle du perceptron simple couche. Le modèle de perceptron multicouche, qui est la base des neurones artificiels, a été développé par Franck Rosenblatt en 1957. Après une période de doute concernant les possibilités des systèmes neuronaux, jusqu'à la fin des années 90, l'engouement pour ce type de machine renaît. On voit apparaître une nouvelle famille de réseaux artificiels, plus fiables et plus performants, comme par exemple avec le RC. Ainsi, Jaeger et al. [1] proposèrent en 2001 la première approche de RC appelée « *Echo State Networks* » (ESN), puis Maass *et al.* décrivent indépendamment en 2002 une architecture similaire baptisée "Liquid State Machine" (LSM) [2], ou encore avec Steil en 2004, on voit apparaître une autre version nommée "Backpropagation decorrelation" (BPDC) [6]. Dans le cadre du projet Européen PHOCUS, nos travaux proposent de mettre en œuvre, numériquement et expérimentalement, une machine à état liquide (donc un RC) s'appuyant sur une dynamique non linéaire opto-électronique à retards multiples.

2 Du neurone biologique au neurone artificiel

Un neurone biologique peut se décomposer de manière relativement simple [7]. Il est constitué, entre autre, d'un corps cellulaire qui fait la somme des influx qui lui parviennent, d'un axone, de dendrites ou

encore de synapses. À partir de ce modèle simplifié, il est possible de déterminer le schéma de principe d'un neurone artificiel. La figure 1 montre les différentes entrées notées x_i à chacune desquelles est appliqué un poids synaptique noté w_i , toutes ces informations étant ensuite sommées, puis injectées dans une fonction de seuillage, pour donner la sortie $y = f_{NL}[\sum w_i x_i]$. L'originalité de notre travail consiste en l'émulation de ce neurone artificiel au travers d'une dynamique non linéaire purement temporelle, dont la sortie se modélise alors par une forme intégrale en produit de convolution $y = h * f_{NL} = \int h(t-\xi) f_{NL}[\sum w_i x_i(\xi)] d\xi$, $h(t)$ étant la réponse impulsionnelle d'un processus dynamique linéaire. La répartition spatiale des entrées x_i est ainsi convertie en une répartition temporelle $x(t - \delta t_i)$. La possibilité de disposer d'un grand nombre d'entrées x_i distribuées temporellement, et non spatialement, est obtenue en utilisant une mémoire temporelle significative, c'est-à-dire un retard grand devant le temps caractéristique rapide de la dynamique décrite par $h(t)$.

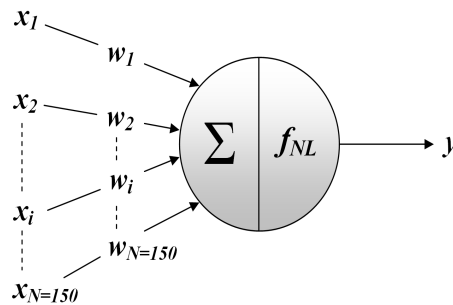


FIG. 1. Schéma de principe d'un neurone artificiel.

3 Dynamique non linéaire opto-électronique à retard τ_D

La mise œuvre expérimentale de notre neurone artificiel émulé par une dynamique à retard, s'est orientée naturellement par l'utilisation de principes physiques en optoélectronique permettant de réaliser une dynamique non linéaire à retard sur la variable longueur d'onde d'un laser semi-conducteur accordable [4]. Le schéma de principe est donné à la figure 2.

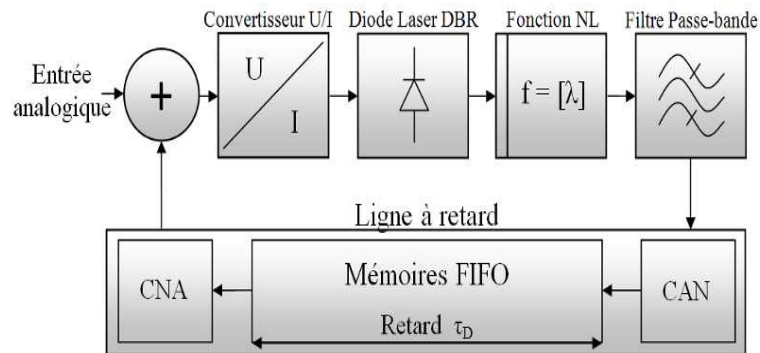


FIG. 2. Dynamique non linéaire à retard en longueur d'onde.

Le montage est constitué d'une diode laser DBR (*Distributed Bragg Reflector*) télécom à 1550nm, accordable par l'intermédiaire d'un second courant d'injection dans la zone de Bragg. Un interféromètre

biréfringent réalise la fonction non linéaire, au travers de la modulation de la condition d'interférence en fonction de la valeur absolue de la longueur d'onde. Une photodiode convertit ensuite les fluctuations d'intensité lumineuse en fluctuations électriques, qui sont filtrées électroniquement par un passe-bande définissant la réponse impulsionnelle $h(t)$ avec un temps caractéristique court τ limitant le taux d'évolution rapide par un terme différentiel, et un temps caractéristique long θ limitant la dynamique lente par un terme intégral. Le signal filtré est ensuite retardé d'une durée τ_D avant d'être appliqué sur l'électrode de commande de la longueur d'onde du laser.

Le retard est pratiquement obtenu par une taille de mémoire électronique réalisée via un circuit logique programmable de type FPGA (*Field Programmable Gate Array*). Cette solution permet une grande souplesse de contrôle de ce retard, contrairement par exemple à l'utilisation d'une longueur fixe de fibre optique. Le FPGA est programmé pour réaliser des mémoires FIFO (*First In First Out*), dont le retard τ_D est défini par le temps mis par les informations pour les traverser, au rythme de la fréquence d'horloge du circuit numérique. Des convertisseurs analogique / numérique (CAN) et numériques / analogiques (CNA) permettent de faire l'interface entre le monde physique et le FPGA.

L'ensemble du système dynamique est décrit par une équation intégral-différentielle non linéaire à retard :

$$\tau \frac{dx}{dt} + x(t) + \frac{1}{\theta} \int x(s) ds = \beta \sin^2[x(t - \tau_D) + \Phi_0], \quad (1)$$

β étant le gain normalisé du poids de la non linéarité, et Φ_0 étant un offset de phase permettant d'ajuster le point de fonctionnement de la fonction non linéaire [8].

L'analogie entre ce type de dynamique, et un neurone artificiel dont l'espace est émulé par un retard, peut alors se faire de la manière suivante. Un stimulus $x_i = x(t - \delta t_i)$ est pratiquement couplé linéairement à ses voisins proches via le temps court τ de la réponse impulsionnelle, et il est aussi couplé non linéairement au temps long τ_D . La loi dynamique permet de sommer (intégrer) ces diverses couplages.

4 Reservoir Computing basé sur une dynamique non linéaire opto-électronique à retards multiples

Afin d'augmenter la densité des connections entre neurones artificiels distribués sur un retard, nous proposons de réaliser grâce au FPGA une dynamique non linéaire à retard multiples $\delta t_i = i\tau_D/N$, où N devient le nombre de neurones artificiels impliqués dans le *Reservoir* sur un « espace » de largeur τ_D . Le nouveau schéma de principe est donné sur la figure 3, où on a également fait apparaître la fonction essentielle en RC de lecture de l'état du *Reservoir*, fonction qui doit être « apprise » pour chaque type de problème à résoudre. Les données d'entrée à analyser vont servir à exciter le *Reservoir*, provoquant ainsi un transitoire qui sera « lu » afin d'en extraire la réponse au problème traité.

Dans les expériences typiquement réalisées avec des architectures classiques de RC (simulation de réseaux de neurones spatiaux), le nombre de neurones permettant d'obtenir une fonction de calcul significative est de l'ordre de 400. C'est sur cette base que nous avons dimensionné notre dynamique à retards multiples ($N = 400$), ce qui implique la définition de 400 valeurs w_i pour l'interconnexion des neurones (dont la combinaison linéaire avec les divers stimuli retardés est faite dans le FPGA), et aussi l'apprentissage de 400 valeurs α_i pour la fonction de lecture de l'état de ces neurones pour chaque problème donné (également dans le FPGA). L'équation régissant la dynamique du *Reservoir* peut donc s'écrire :

$$\tau \frac{dx}{dt} + x(t) + \frac{1}{\theta} \int x(s) ds = \beta \sin^2 \left[\sum_{i=1}^N w_i x \left(t - i \frac{\tau_D}{N} \right) + I(t) + \phi_0 \right] \quad (2)$$

Le signal $I(t)$ correspond au problème à analyser, qui a été formaté de manière à s'adapter aux propriétés de la dynamique du *Reservoir* (voir plus loin pour le formatage). Les coefficients synaptiques w_i sont pour l'instant déterminés de manière à définir une fonction de transfert de la somme à lignes à retard multiples, comme celle d'un filtre numérique à réponse impulsionnelle fini large bande (leur somme est normalisée à 1).

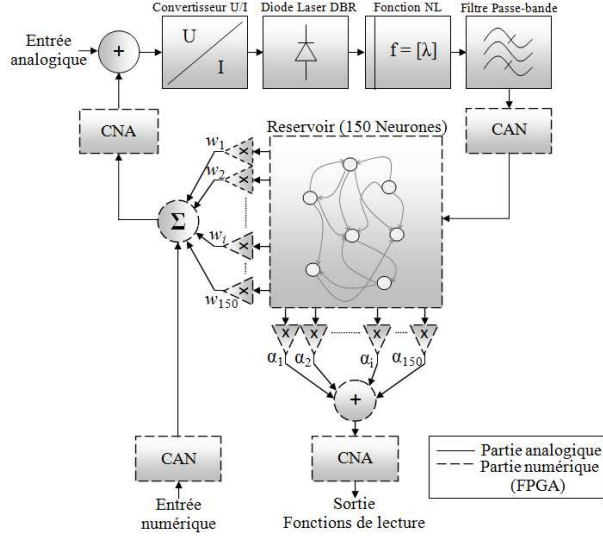


FIG. 3. Schéma de principe d'une machine à états liquide photonique, à retards multiples.

Les plages expérimentales d'ajustement des constantes du filtre passe-haut et passe-bas ainsi que le retard total τ_D sont récapitulées dans le tableau 4. Numériquement, une valeur optimale de séparation temporelle entre 2 neurones artificiels successifs (plus proches voisins), donne un espacement de $0,2\tau$. Les valeurs optimales des paramètres β et Φ_0 pour lesquelles on obtient une bonne réponse du *Réservoir*, sont aussi déterminées par simulation numérique.

TAB.1. Définition des constantes de temps du *Réservoir*.

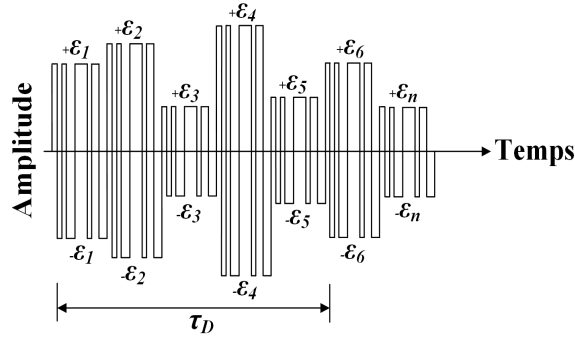
	Domaine fréquentiel	Domaine temporel
Filtre passe-haut	$2 \text{ Hz} < \theta^{-1} < 3100 \text{ Hz}$	$80 \text{ ms} < \theta < 51.84 \mu\text{s}$
Filtre passe-bas	$1200 \text{ Hz} < \tau^{-1} < 30 \text{ kHz}$	$132.629 \mu\text{s} < \tau < 5.3 \mu\text{s}$
Retard total	$50 \text{ kHz} < \tau_D^{-1} < 100 \text{ MHz}$	$256.12 \text{ ms} < \tau_D < 128.06 \mu\text{s}$

L'évaluation de la puissance de calcul de notre *Réservoir* a été effectuée par un test standard NARMA (*Nonlinear Autoregressive Moving Average*) d'ordre 10. Le but consiste à faire deviner au *Réservoir* la séquence issue d'une itération non linéaire d'ordre 10 excité par un bruit, à partir de la connaissance du bruit seulement, et bien sûr après une phase d'apprentissage permettant de déterminer les coefficients α_i . La performance est quantifiée à l'aide de l'erreur quadratique normalisée NRMSE (*Normalized Root Mean Square Error*). Des valeurs inférieures à 0.4 indiquent une capacité de prédiction meilleures que les approches linéaires classiques.

Une étape importante dans la mise en œuvre de ce test, consiste à formater correctement le signal d'entrée $I(t)$, c'est à dire la mise en forme temporelle des valeurs ϵ_n du bruit d'excitation de la séquence NARMA :

$$I(t) = \gamma \epsilon_n(t) v(t), \quad (3)$$

où $v(t)$ est une série de N coefficients aléatoires dont l'amplitude est égale à ± 1 , et dont la durée est égale à l'espacement défini entre 2 neurones successifs ($0,2\tau$). Ce signal est appelé « masque binaire »-et est modulé en amplitude par 800 valeurs de ϵ_n . Le masque a pour but d'adresser temporellement, sur toute la durée de la mémoire τ_D , les différentes valeurs du bruit. Le coefficient γ permet d'ajuster la force d'excitation de la non linéarité par le signal d'entrée (voir figure 4). Les paramètres θ , τ et τ_D sont


 FIG. 4. Forme du signal d'entrée $I(t)$ pour le test NARMA.

fixés à 80 ms, 132.629 μ s et 3.98 ms, respectivement. Comme déjà indiqué, les paramètres β et Φ_0 sont optimisés numériquement. Dans cette procédure, on a cependant certaines conditions à respecter pour le bon fonctionnement du *Réservoir* : celui doit posséder un état de repos (sans aucune donnée en entrée) de point fixe stable. On peut donc au préalable tracer le diagramme de bifurcation en fonction de β , et pour différents Φ_0 , pour déterminer les premières zones de fonctionnement dans l'espace des paramètres. La figure 5 représente de tels diagrammes pour le système dynamique considéré et décrit par l'équation 2. Les coupes verticales de différentes couleurs indiquent des oscillations, donc des points de fonctionnement non adaptés.

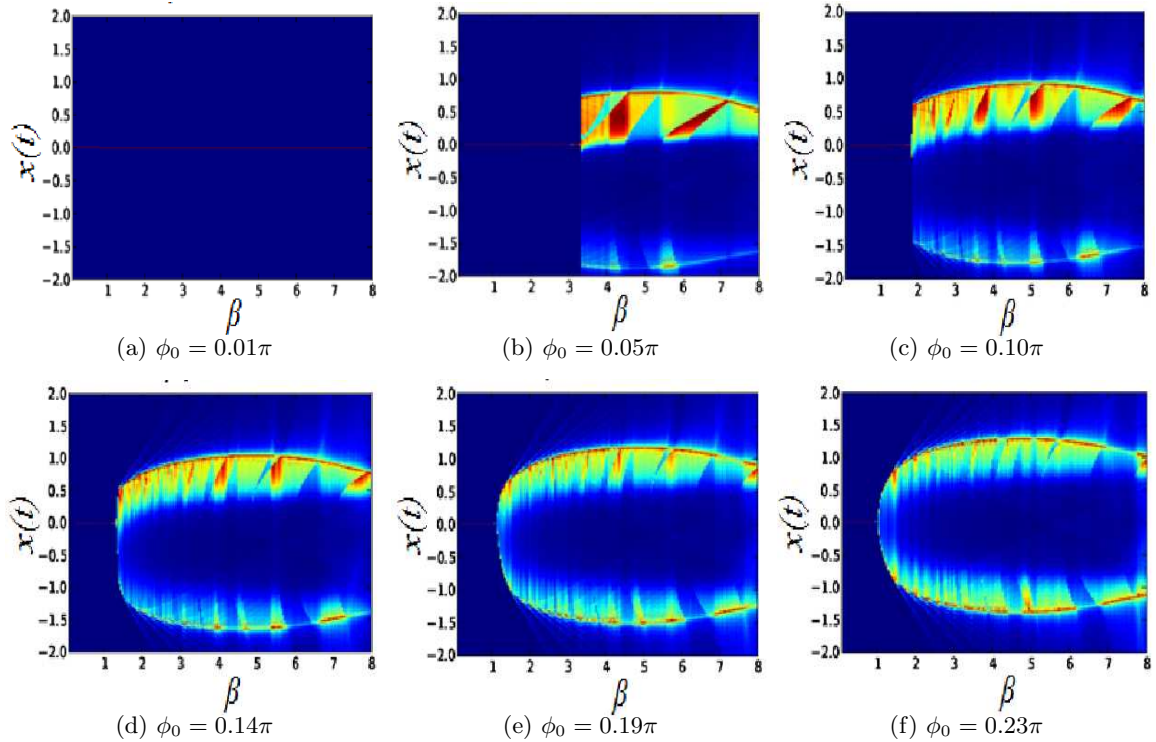


FIG. 5. Diagrammes de bifurcation pour un système à multiples retards.

Les résultats du test NARMA en fonction de différentes valeurs des paramètres γ , β , et ϕ_0 sont représentés à la figure 6. Nous observons clairement l'existence de bonnes conditions de fonctionnement, avec une erreur NRMSE aussi basse que 0,22 ($\beta = 0,46$, $\gamma = 0,42$ et $\Phi_0 = \pi/4$).

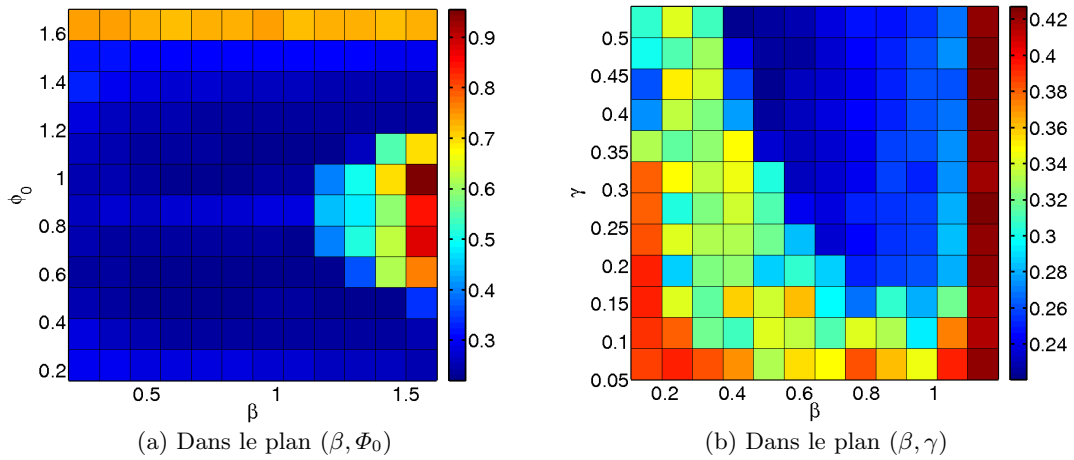


FIG. 6. Erreur NRMSE obtenue pour le test NARMA.

5 Conclusion et perspectives

Nous avons présenté une des premières réalisations physiques d’une machine à état liquide (*Reservoir Computing*) photonique. Le montage expérimental s’appuie sur une architecture dont le *Réservoir* est constitué par une dynamique non linéaire à retards multiples. Cette dynamique est réalisée physiquement par un oscillateur non linéaire à retard sur la variable dynamique “longueur d’onde” d’un laser semi-conducteur accordable. Ce *Réservoir* photonique a permis d’émuler un réseau de neurones artificiel équivalent à 400 neurones interconnectés. Les performances du montage ont été évaluées par la mesure de l’erreur d’un test NARMA, et a donné un résultat tout à fait encourageant avec une erreur normalisée aussi basse que 0,22. Il reste encore de nombreux paramètres à optimiser avant de comprendre tous les principes qui permettent à ce type de calculateur d’atteindre des performances. De nombreuses architectures similaires sont en cours d’étude, afin d’explorer les mécanismes dynamiques qui entrent en jeu dans la fonction de calcul.

Références

1. H. JAEGER, The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks, *Technical Report GMD 148*, German National Research Center for Information Technology, (2001).
2. W. MAASS, T. NATSCHLÄGER & H. MARKRAM, Real-time computing without stable states : A new framework for neural computation based on perturbations, *Neural Computations*, **14**, 2531-2560 (2002).
3. F. T. ARECCHI, G. GIACOMELLI, A. LAPUCCI & R. MEUCCI, Two-dimensional representation of a delayed dynamical system, *Physical Review A*, **45**, R4225 (1993).
4. J.-P. GOEDGEBUER, L. LARGER & H. PORTE, Optical cryptosystem based on synchronization of hyperchaos generated by a delayed feedback tunable laserdiode, *Physical Review Letters*, **80**, 2249–2253 (1998).
5. J. Y. LETTVIN, H. R. MATURANA, W. S. MCCULLOCH & W. H. PITTS, What the frog’s eye tells the frog’s brain, *Proceedings of the Institute of Radio Engineers*, **47** (11), 1940-1951 (1959).
6. J. J. STEIL, Backpropagation-decorrelation, Online recurrent learning with $O(N)$ complexity, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, **2**, 843–848 (2004).
7. P. BORNE, M. BENREJEB & J. HAGGÈGE, *Les réseaux de neurones ; Présentation et applications*, Editions TECHNIP (2008).
8. M. PEIL, M. JACQUOT, Y. KOUOMOU CHEMBO, L. LARGER & T. ERNEUX, Routes to chaos and multiple time scale dynamics in broadband bandpass nonlinear delay electro-optic oscillators, *Physical Review E*, **79**, 026208 (2009).