

Expérience électro-optique générique de calculateur neuromorphique utilisant les transitoires complexes des dynamiques à retard

R. Martinenghi¹, A. Baylon-Fuentes¹, M. Jacquot¹, Y. Chembo¹ & L. Larger¹

FEMTO-ST / dpt. Optique, UMR CNRS 6174, Université de Franche-Comté, 25030 Besançon Cedex, France.
romain.martinenghi@femto-st.fr

Résumé. Nous présentons une des premières versions matérielles hybrides, optique et électronique, de calculateur neuromorphique inspiré par des principes identifiés dans le fonctionnement du cerveau. Ces principes ont été récemment proposés dans la littérature en informatique, traitement de l'information, et apprentissage machine [1–3], mais sont encore très peu connus de la communauté des dynamiques non linéaires. Les premières implémentations expérimentales basées sur une approche originale utilisant la complexité des dynamiques à retard, ont en effet été récemment proposées avec succès, sur la base de systèmes dynamiques à retard avec des réalisations soit électroniques [4] soit optiques [5–7]. Nous proposons ici une expérience générique permettant d'illustrer ce nouveau concept de calcul, et de l'explorer afin de comprendre ses principes fondamentaux de fonctionnement dans le cas particulier des dynamiques non linéaires à retard.

Abstract. We present a hybrid hardware version of the first optical and electronic calculation units inspired by neuromorphic principles as they are suspected to be involved in the brain operation. These principles have been proposed recently in the literature of computer science, information processing and machine learning [1–3], but they are still rarely addressed in non-linear dynamics though their basic operation are intrinsically dynamical ones. The first experimental implementation based on this approach have been recently successfully proposed. They are based on delay dynamical systems delayed implemented in electronics [4] or optics [5–7]. We propose here a generic experiment to illustrate this new concept, design and explore it in order to understand the basic principles, in the particular case of nonlinear dynamics with delay.

1 Introduction

Les ordinateurs actuels, ou machines de Turing-Von Neumann, sont actuels reposent sur une approche tout numérique certes sans cesse plus performants, mais leur puissance de calcul apparaît largement insuffisante pour certains problèmes ou tâches toujours plus complexes que nous voulons leur faire résoudre. Ceci motive entre autre les recherches sur la mise au point de nouveaux paradigmes de calcul que l'on espère autrement plus performants. Ces recherches exigent cependant d'explorer aussi des approches radicalement différentes de celles des algorithmes de calcul que nous cherchons classiquement à programmer dans nos ordinateurs. Le calcul neuromorphique, inspiré par le cerveau, est une solution déjà proposée de longue date, mais leur exploration par des architectures de type réseaux complexes de neurones interconnectés, figure 1, sont généralement simulés par des ordinateurs. L'implémentation physique de tels calculateurs neuromorphiques est un enjeux majeur de ces recherches, pour aller au delà des concepts, vers une réalisation technologique dédiée et performante. C'est dans ce contexte que nous proposons une étude originale d'implémentation, issue de nouvelles approches du calcul à réseau de neurones.

Ce nouveau concept connu génériquement aujourd'hui sous le nom de « Reservoir Computing » a été publié indépendamment en 2001 et 2002 par des chercheurs en algorithmes de calculs par réseaux de neurones (Echo State Network [1]), et en sciences cognitives du cerveau (Liquid State Machines [8]). Les phénomènes de transitoires complexes de systèmes dynamiques non linéaires, et l'apprentissage de la « bonne lecture » de ces comportements transitoires, jouent un rôle central dans ce nouveau concept de calculateur universel. C'est à ce niveau qu'apparaissent des liens très étroits entre la théorie du chaos et des systèmes dynamiques complexes, et celle du Reservoir Computing.

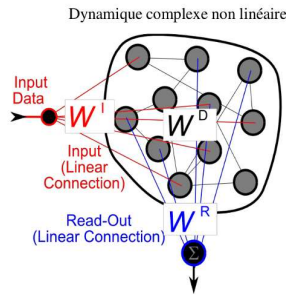


Figure 1. Schéma de principe de fonctionnement d'un calculateur neuromorphique

2 Des dynamiques complexes à retards au Reservoir Computing

Les Reservoir Computers étudiés lors de ces travaux de recherches sont basés sur des dynamiques non linéaires à retards, en remplacement des réseaux de nœuds dynamiques couplés comme cela est traditionnellement abordé (réseau de neurones). Pour cela, nous utilisons un oscillateur opto-électronique, potentiellement chaotique, basé sur le modèle d'Ikeda.

2.1 Le modèle d'Ikeda

De nombreux systèmes physiques sont maintenant connus pour leur comportement chaotique. Un des premiers systèmes chaotiques imaginés en optique a été proposé en 1979, par le physicien japonais Kensuke Ikeda, qui étudiait le comportement d'une cavité en anneau dans laquelle se trouve un milieu non linéaire, et un retard temporel important du fait du temps de parcours de la lumière dans la cavité. Ce montage est appelé « anneau d'Ikeda ». En injectant un faisceau laser de puissance constante dans la cavité d'Ikeda, on observe le faisceau interféré avec lui-même après la traversée du milieu non linéaire. Ce dernier a la propriété de modifier son indice de réfraction en fonction de la puissance optique du faisceau laser (effet Kerr). L'interférence créant alors une variation d'intensité lumineuse dans la cavité provoque une modification de l'indice de réfraction de la boucle. Le phase optique est modifiée par la condition d'interférence et l'effet Kerr, qui vont définir la future condition d'interférence. Dans ce cas (et si l'intensité lumineuse lors de l'injection dans l'anneau d'Ikeda est suffisamment importante), un chaos d'intensité lumineuse s'installe au fur et à mesure que l'onde lumineuse se propage dans l'anneau d'Ikeda. Le système d'Ikeda peut-être modélisé par une simple équation différentielle scalaire, mais à retard :

$$\dot{x} + x(t) = f(x(t - \tau_D)) \quad \text{avec} \quad f(x) = \beta \sin^2(x + \phi). \quad (1)$$

Le retard $\tau_D \gg 1$ joue le rôle de mémoire et stocke un grand nombre de variations possibles de x sur toutes les échelles de temps inférieures à τ_D (le temps de réponse caractéristique de la cavité est ici normalisé à 1, c'est le temps de réponse du milieu Kerr). La complexité du chaos dépend du retard τ_D (comparativement à l'unité), mais aussi du paramètre β qui est le gain normalisé (proportionnel à l'intensité lumineuse injectée dans la cavité, dans le cas du système d'Ikeda), ou encore le poids de la contre-réaction non linéaire retardée.

2.2 Version électro-optique de la cavité d'Ikeda

La forme physique d'origine de la cavité d'Ikeda est hélas difficilement contrôlable dans la pratique. De nombreux travaux ont cependant démontré qu'une version optoélectronique équivalente pouvait être proposée [9, 10]. Cette version est décrite schématiquement sur la Figure 2, avec des modifications qui nous ont permis d'en explorer le potentiel en traitement neuromorphique de données (entrée et sortie).

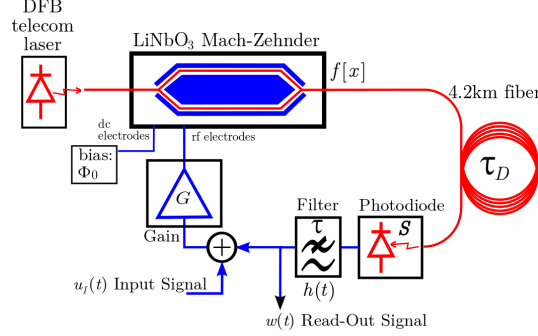


Figure 2. Schéma de principe de la dynamique non linéaire optoélectronique en intensité, dans sa version de calculateur neuromorphique

Le système peut être divisé en deux parties. Une partie optique et une partie électronique. La partie optique réalise la transformation non linéaire $f(x) = \sin^2(x)$ (interférence à 2 ondes). Pour cela, on utilise une diode laser (ALCATEL A 1915LMI) de type *DFB* émettant un faisceau laser quasi monochromatique à une longueur d'onde de 1550 nm. L'intensité lumineuse est ajustée par un courant d'injection. Le faisceau résultant est injecté dans un modulateur d'intensité Mach-Zehnder (EOspace AZ-OKO-20-PFU-PFU-S) puis retardé d'une valeur de 20 μ s correspondant au temps de propagation de l'information dans les 4,2 km de fibre optique réalisant la fonction de retard temporel.

Le signal retardé est converti en signal électrique par une photodiode et un circuit de rétroaction électronique effectue un filtrage passe-bas (d'une fréquence de coupure de 680 kHz) définissant le temps caractéristique de l'oscillateur ($\tau \simeq 234$ ns, soit $\tau_D/\tau \simeq 85 \gg 1$).

3 Reservoir Computing basé sur une dynamique non linéaire à retards multiples

3.1 Principe et réalisation expérimentale

Si cette expérience reprend en grande partie les principales caractéristiques de l'oscillateur électro-optique précédent, un élément important est modifié. Il s'agit du retard temporel (initialement fibré), qui est désormais obtenu via l'utilisation de mémoires FIFO programmées (et re-programmable à volonté) dans un circuit numérique FPGA (Field Programmable Gate Array). Ceci permet de concentrer l'étude des propriétés dynamiques du calculateur neuromorphique, sur la fonction centrale permettant de développer de la complexité dynamique à la place des réseaux de neurone classiques, le retard. Le schéma de principe est donné Figure 3a. À présent, ce circuit électronique, nous permet d'implémenter un retard numérique mais également de programmer des retards multiples. On obtient une ligne à retard extrêmement flexible dont la connectivité, entre nœuds virtuels, peut être modifiée et optimisée en fonction des tâches à réaliser (particulièrement attractif pour l'introduction physique de notions de plasticité neuronale). Le signal d'entrée $u(t)$ est injecté dans le réservoir directement dans le circuit FPGA après avoir été numérisé puis quantifié par un convertisseur analogique numérique (12 bits). Puis les informations sont traitées par les retards multiples (nœuds virtuels) et leurs poids synaptiques respectifs w_k^D . Les informations des nœuds virtuels, une fois pondérées puis converties par un convertisseur numérique analogique (14 bits) sont ré-injectés dans la dynamique non linéaire afin de moduler l'intensité lumineuse du laser via le modulateur Mach-Zehnder. On peut décrire cette dynamique complexe suivant l'équation :

$$\tau \frac{dx}{dt} + x(t) + \frac{1}{\theta} \int x(s) ds = \beta \sin^2 \left\{ \sum_{k=1}^N w_k^D [x(t - k\delta\tau) + u(t - k\delta\tau)] + \phi_0 \right\}, \quad (2)$$

où x est la sortie du filtre passe-bande (et également le signal de lecture), $u(t)$ est la donnée d'entrée, ϕ_0 est un offset de phase contrôlant le point de fonctionnement le long de la fonction non linéaire, β le gain de la boucle, x_0 est une constante d'intégration formelle qui garantit une valeur moyenne nulle due au filtrage passe bande. Les coefficients synaptiques w_k^D sont programmés dans le FPGA, ils sont définis de façon aléatoire à partir d'une distribution uniforme. Les constantes de temps de ce montage sont importantes car elles définissent directement l'espacement entre deux nœuds virtuels successifs, ainsi $\theta = 1,59$ ms et $\tau = 398$ ns sont associées aux fréquences de coupures basses et hautes (100 Hz et 400 kHz) du filtre passe-bande. Le retard élémentaire délimitant deux nœuds successifs dans le retard temporel $\tau_D = 32,4$ μ s est donc $\delta\tau = 0,397$ μ s pour $N = 400$ nœuds.

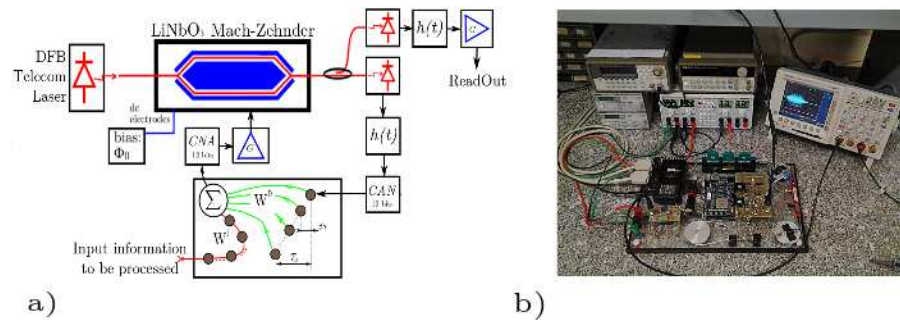


Figure 3. a) Schéma de principe du Reservoir Computing utilisant une dynamique non linéaire optoélectronique en intensité et un circuit électronique numérique FPGA ; b) Réalisation expérimentale

Afin de garantir un fonctionnement au repos de point fixe stable, le gain β de rétroaction doit être réglé au-dessous du seuil d'oscillation. Dans notre expérience la valeur du gain β est fixée à environ 1,2 mais elle est théoriquement associée à un point de fonctionnement $\phi_0 = \pi/2$ qui nous permet de travailler dans un régime de point fixe stable (seuil d'oscillation $|\beta \sin(2\Phi_0)|$ bien inférieur à 1). L'amplitude de l'information d'entrée $u(t)$ est réglée de manière à ce qu'elle induise un fonctionnement non linéaire significatif (au moins 2 extrema de la fonction d'interférence sont ainsi balayés par l'amplitude de u). Chaque information d'entrée contenue dans u consiste en une séquence d'échantillons, injectée dans le calculateur neuromorphique par un générateur de forme d'onde arbitraire (AWG, Arbitrary Function Generator). En contrôlant le débit d'injection, on peut adresser et répartir l'ensemble de la séquence d'entrée sur la totalité des N nœuds virtuels dans un retard temporel τ_D . Cette répartition est réalisée par une matrice de connectivité W^I définie aléatoirement mais uniquement, pour un type particulier d'information à traiter. Chaque réponse transitoire du calculateur neuromorphique pour chaque donnée à traiter, est enregistrée par un oscilloscope numérique, pour pouvoir ensuite être traitée par un algorithme d'apprentissage.

3.2 Le test de reconnaissance vocale

Il existe différents types de tests standards permettant de quantifier la puissance de calcul d'un Reservoir Computing. La prédiction de séries temporelles (test appelé NARMA, Nonlinear Auto-Regressive Moving Average) en est un, mais celui qui nous intéresse plus particulièrement ici est un test de classification de données. Le test de reconnaissance vocale est un test qui nous permet d'évaluer simplement et surtout de comparer les performances de notre Reservoir Computer photonique et de valider, ou non, les nouveaux procédés mis en œuvre. L'objectif principal de ce test standard de classification est de reconnaître un chiffre parmi les dix possibles de 0 à 9 utilisés dans une base de données. Les 500 chiffres prononcés utilisés sont extraits de la base de données standard TI46 de Texas Instrument. Chaque chiffre

est prononcé 10 fois par 5 femmes différentes. Pour réaliser ce test, les données sont mises en forme suivant un pré-traitement. La forme d'onde acoustique correspondant à chaque chiffre prononcé est échantillonnée à une fréquence de 12,5 kHz puis est convertie sous forme 2D par une représentation temps-fréquence (cochleagramme) de l'onde acoustique suivant le modèle « Lyon Ear Model ».

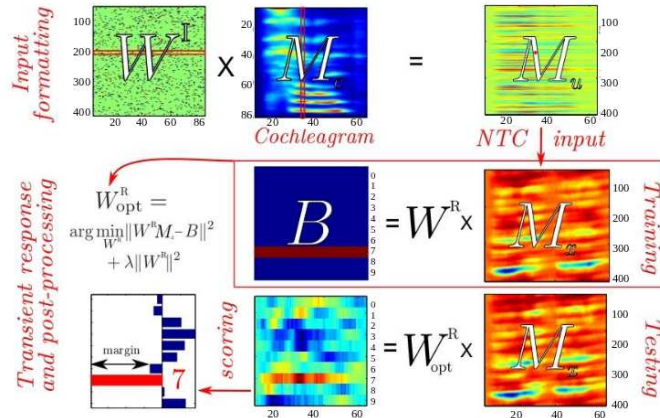


Figure 4. Schéma de principe du pré-traitement et du post-traitement pour le test de reconnaissance vocale, pour un chiffre particulier.

Ce pré-traitement réalise un spectrogramme ($N_f = 86$ canaux de fréquence) tout au long de la prononciation du chiffre ($N_s =$ environ 60 à 80 échantillons en moyenne par chiffres prononcés). La matrice 2D ainsi obtenue est appelée cochléagramme (matrice M_c , Figure 4). Le cochléagramme représente le signal d'entrée, dont l'information est à distribuer sur les nœuds de la dynamique non linéaire, émulo temporellement par le principe de la dynamique à retard [4,5]. Cet étalement est réalisé aléatoirement par l'intermédiaire de la matrice de connectivité W^I dont les dimensions sont définies par le nombre de nœuds N utilisés ($N = 400$), et N_f qui correspond aux nombres de canaux de fréquence du cochleagramme du « Lyon Ear Model ». On utilise une matrice sparse (sparsité de 0.1) et dont les éléments non nuls sont égaux à ± 1 . Les données d'entrée (sous forme de matrice) à injecter dans la dynamique non linéaire se composent donc d'une matrice M_u de dimension $N \times N_s$, avec un nombre de colonnes représentant la durée du chiffre prononcé (N_s échantillons, éventuellement différents d'un chiffre à l'autre). Chaque valeur de N éléments (le nombre de nœuds virtuels à l'intérieur d'un retard τ_D) d'une colonne, est construit selon W^I (identique pour tous les chiffres). Le signal d'entrée construit, on l'enregistre dans un AWG afin de l'injecter sous forme d'une simple trace temporelle au sein de la dynamique non linéaire. Le signal transitoire 1D issu du Reservoir (la dynamique non linéaire à retard) est enregistré en temps réel via un oscilloscope numérique. Ce signal de sortie correspond à la réponse transitoire des amplitudes des nœuds virtuels. Cette réponse, mise sous forme de matrice et appelée M_x (après un découpage du transitoire 1D en colonnes de la matrice, correspondant aux nœuds dans un intervalle de temps de durée τ_D), est multipliée à une matrice de lecture optimisée W_{opt} . Cette dernière est le résultat de la phase d'apprentissage effectuée sur un sous-ensemble de 475 chiffres prononcés dans la base de donnée. Le sous-ensemble complémentaire de 25 chiffres est utilisé pour tester la performance du Reservoir Computing, avec la matrice de lecture « apprise ». Le test et l'apprentissage sont répétés pour les 20 partitions différentes possibles (principe appelé validation croisée), pour que chaque chiffre prononcé joue une fois le rôle de chiffre test dans l'évaluation de la performance de classification. Ces différentes partitions croisées sont redéfinies plusieurs fois, aléatoirement, de telle sorte qu'une faible valeur de taux d'erreur de mots (Word Error Rate WER) puisse être obtenue même avec une base de données limitées à 500 chiffres prononcés. Les excellentes

performances (état de l'art), WER de 10^{-4} , ont été obtenues pour un $\phi = \pi/4$ ($f(x)$ = fonction localement parabolique).

4 Conclusion

Le Reservoir Computing apparaît bien physiquement comme une alternative aux approches de calcul classiques basées sur des techniques algorithmiques implémentées dans des machines de Turing-Von Neumann. La solution physique que nous proposons avec une dynamique optoélectronique à retard a en plus le potentiel de fonctionner en « temps réel », ce qui lui donne un attrait particulier concernant la recherche fondamentale et/ou technologique. Les domaines d'applications sont nombreux, que se soit dans le traitement des images et/ou du son ou encore leurs utilisations dans le cadre du traitement automatique de données biomédicales (EEG, ECG, IRM). La version physique de calculateurs neuromorphiques que nous avons présentée est basée simplement sur un réseau neuronal artificiel émulé par une dynamique à retard. Partant de ce principe, nous avons étudié puis conçu plusieurs prototypes de calculateurs neuromorphiques optoélectronique. La capacité calculatoire de notre système optoélectronique a été validée expérimentalement par des performances, déjà au niveau de l'état de l'art, sur deux tests standards : reconnaissance vocale de chiffres prononcés, et prédiction de signaux déterministes complexes [5]. D'importants travaux sont encore nécessaires pour comprendre l'origine précise du pouvoir calculatoire de ces dynamiques complexes à retard, notamment pour en optimiser les performances. L'architecture hybride et programmable proposée devra permettre d'explorer de manière flexible, de multiples configurations possibles, notamment avec des retards multiples. L'institut de recherche FEMTO-ST propose aussi d'explorer des problèmes réels au lieu des tests standards : signaux EEG haute résolution, pronostic de fonctionnement des piles à combustibles, ou encore contrôle complexe temps-réel du profil de phase de lasers femtoseconde pour le nano-usinage.

Références

1. H. JAEGER, The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks, *GMD Report, German National Research Center of Information Technology*, **148** (2001).
2. W. MAASS, T. NATSCHLÄGER & H. MARKRAM, Real-time computing without stable states : a new framework for neural computation based on perturbations, *Neural Computation*, **14**, 2531–2560 (2002).
3. D. VERSTRAETEN, B. SCHRAUWEN, M. D'HAENE & D. STROOBANDT, An experimental unification of reservoir computing methods, *Neural Networks*, 391–403 (2007).
4. L. APPELLANT, M. C. SORIANO, G. VAN DER SANDE, J. DANCKAERT, S. MASSAR, J. DAMBRE, B. SCHRAUWEN, C. R. MIRASSO & I. FISCHER, Information processing using a single dynamical node as complex system, *Nature Commun.* **2**, 1–6 (2011).
5. L. LARGER, M. C. SORIANO, D. BRUNNER, L. APPELLANT, J. M. GUTIERREZ, L. PESQUERA, C. R. MIRASSO & I. FISCHER, Photonic information processing beyond Turing : an optoelectronic implementation of reservoir computing, *Opt. Express*, **20**, 3241–3249 (2012).
6. R. MARTINENGI, S. RYBALKO, M. JACQUOT, Y. K. CHEMBO & L. LARGER, Photonic Nonlinear Transient Computing with Multiple-Delay Wavelength Dynamics, *Phys. Rev. Lett.*, **108**, 244101 (2012).
7. D. BRUNNER, M. C. SORIANO, C. R. MIRASSO & I. FISCHER, Parallel photonic information processing at gigabyte per second data rates using transient states, *Nature Commun.*, **4**, 1364 (2013).
8. V. MAASS, T. NATSCHLÄGER & H. MARKRAM, Real-time computing without stable states : a new framework for neural computation based on perturbations, *Neural computation.*, **148**, 2531–2560 (2002).
9. L. LARGER & J. M. DUDLEY, Nonlinear dynamics : Optoelectronics chaos, *Nature*, **465**, 41–42 (2010).
10. A. ARGYRIS, D. SYVRIDIS, L. LARGER, V. ANNOVAZZI-LODI, P. COLET, I. FISCHER, J. GARCIA-OJALVO, C. R. MIRASSO, L. PESQUERA & K. A. SHORE, Chaos-based communications at high bit rates using commercial fiber-optic links, *Nature*, **438**, 343 (2005).