

Utilisation d'ASICs pour la modélisation de petits réseaux de neurones

Adel Daouzli, Sylvain Saïghi
Laboratoire IMS - UMR 5218 CNRS
351, cours de la Libération
33405 TALENCE Cedex

E-mail: adel.daouzli@ims-bordeaux1.fr

Résumé

Ce papier présente le résultat de l'exploration des propriétés d'un petit réseau de neurones émulés par des ASICs et soumis à une règle de plasticité synaptique biophysique. Les ASICs utilisent un modèle de neurone à conductances qui se base sur le formalisme de Hodgkin et Huxley. Le réseau simulé comprend 6 neurones stimulés par des patterns de bruit corrélés et connectés par des synapses plastiques soumises à une STDP (Spike Timing Dependent Plasticity).

1. Introduction

Le champs des neurosciences computationnelles s'est enrichi de l'apport de différentes disciplines. L'exploration de propriétés des réseaux de neurones bénéficie du développement de l'informatique. Parallèlement l'amélioration des connaissances des réseaux de neurones apporte de nouveaux paradigmes au calcul. L'informatique a vu ses performances augmenter grâce à la miniaturisation des circuits électroniques et l'augmentation de leur rapidité de calcul. Aujourd'hui les limites de la miniaturisation ont amené le monde de l'électronique à commencer sa fusion avec les neurosciences car un système nerveux permet à un animal un comportement très complexe et adaptable aux aléas de son environnement. Ainsi, dans l'équipe d'Ingénierie des Systèmes Neuromorphiques, des circuits analogiques sont développés pour fonctionner comme des neurones en temps réel identique au temps biologique. De tels circuits permettent l'exploration de propriétés fonctionnelles de petits réseaux de neurones. Dans la section 2, nous verrons non-exhaustivement les caractéristiques du modèle de neurone implanté. Cependant, afin de cadrer avec les propriétés biophysiques d'un réseau biologique, il est nécessaire de connaître la correspondance entre les valeurs numériques envoyées au circuit et les valeurs biophysiques qu'elle représentent. Ainsi, dans la section 3, nous verrons la méthode utilisée à cette fin impliquant un comparatif matérielle/logiciel. Dans la section 4, nous présenterons les caractéristiques de la simulation effectuée avec le système. Et enfin, en section 5 nous présenterons les résultats de la simulation.

2. Plate-forme de simulation

L'environnement de simulation est constitué d'une carte PCI, nommée PAX [1], incorporant 6 ASICs, avec un neurone par circuit, et un circuit FPGA contrôlant la configuration des circuits analogiques et la gestion du réseau de neurones.

2.1. Modèle de neurone

Les circuits modélisent les courants ioniques des neurones selon le formalisme de Hodgkin et Huxley [2]. Un condensateur externe connecté au circuit fournit une tension, modulée par des canaux de courant ioniques, équivalente au potentiel de membrane. Quatre courants ioniques voltage-dépendants sont implémentés : I_{Na+} , I_{K+} , I_{fuite} et I_M . Le neurone modélisé est de type RS (Regular Spiking) exciteur glutamique [3]. Les neurones matériels sont caractérisés par leurs paramètres statiques (cf tableau 1) comme les constantes de temps, les tensions de décalage, les valeurs de conductance, et par leurs caractéristiques fonctionnelles comme les courbes de fréquences *versus* courant de stimulation (appelées courbes $f(I)$), et l'adaptation de fréquence de décharge (voir section 2.2). Dans le tableau 1, des variables d'état s (m , n , mm pour l'activation et h pour l'inactivation), décrivant l'état des canaux ioniques, sont décrites comme suit : $\tau(V_{MEM}) \frac{ds(t)}{dt} = s_{\infty}(V_{MEM}) - s(t)$ avec $s_{\infty}(V_{MEM}) = \frac{1}{1 + \exp(\pm \frac{V_{MEM} - V_{DECALAGE}}{V_{PENTE}})}$.

Le modèle synaptique à base de conductances utilisé est le modèle de synapse cinétique présenté dans [4]. Il décrit le poids synaptique en tant que durée d'ouverture des récepteurs post-synaptiques (récepteurs AMPA pour les synapses excitatrices). La durée d'un pulse représente l'incrément de la conductance due à la libération de neurotransmetteurs [5].

2.2. Caractéristiques fonctionnelles des neurones

Dans le système PAX, les valeurs de courant de stimulation sont des valeurs électroniques différentes d'un neurone à l'autre pour atteindre une même fréquence de décharge. Ce phénomène est dû à l'imprécision et à la variabilité intrinsèques au processus de fabrication des

Fuite	$I_{Fuite} = g_{Fuite}(V_{MEM} - V_{EQUI})$ $g_{Fuite} = 33nS$; $V_{EQUI} = -80mV$
Na	$I_{Na} = g_{Na}m^3h(V_{MEM} - V_{EQUI})$ $g_{Na} = 11\mu S$; $V_{EQUI} = 50mV$ m : $V_{DECALAGE} = -37mV$; $V_{PENTE} = 7,2mV$ h : $V_{DECALAGE} = -42mV$; $V_{PENTE} = -4,6mV$ $\tau(m) = 0,03ms$; $\tau(h) = \begin{cases} 3,00ms & \text{if } V_{MEM} > 0 \\ 0,25ms & \text{if } V_{MEM} < 0 \end{cases}$
K	$I_K = g_Kn^4(V_{MEM} - V_{EQUI})$ $g_K = 1,1\mu S$; $V_{EQUI} = -100mV$ n : $V_{DECALAGE} = -37mV$; $V_{PENTE} = 11,38mV$ $\tau(n) = 3ms$
Mod.	$I_M = g_Mm(V_{MEM} - V_{EQUI})$ $g_M = 10nS$; $V_{EQUI} = -100mV$ mm : $V_{DECALAGE} = -35mV$; $V_{PENTE} = 11,4mV$ $\tau(mm) = \begin{cases} 300ms & \text{if } V_{MEM} < 0 \\ 8ms & \text{if } V_{MEM} > 0 \end{cases}$

TAB. 1. Paramètres des canaux ioniques pour le modèle implémenté (relatif à une aire de membrane de $0,00022cm^2$).

circuits analogiques. Nous utilisons des courbes $f(I)$ afin de caractériser les circuits et ainsi pouvoir configurer nos simulations. Les courbes $f(I)$ correspondent aux résultats obtenus par simulation logicielle malgré une dispersion inter-neurones (fig. 1). De plus, la forme de l'adaptation de fréquence de décharge observée sur des raster-plots est cohérente avec les données biologiques. Ces résultats sont détaillés dans [6].

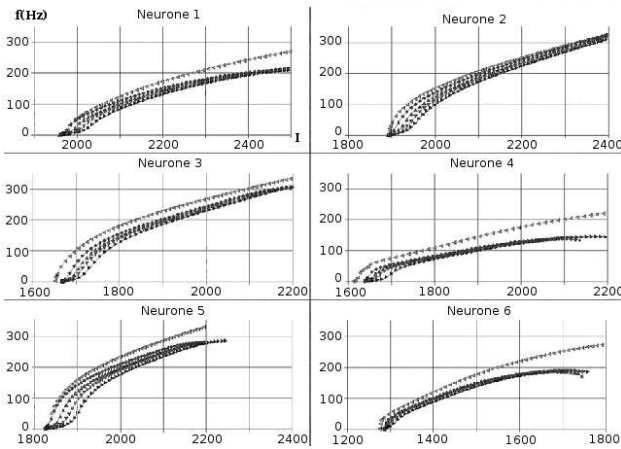


FIG. 1. Courbes de fréquences versus courant de stimulation pour les 6 neurones. Chaque graphique représente les courbes $f(I)$ pour un neurone donné pour différents réglages du canal modulant. On observe des différences entre les différents neurones dues aux disparités intrinsèques au procédé de fabrication des circuits analogiques.

3. Equivalences Matériel/Biologie

Les courants appliqués aux neurones ne sont pas directement liés aux valeurs biologiques du modèle. Les valeurs numériques sont envoyées au FPGA qui les

convertit en tensions pour les circuits analogiques. Ces valeurs sont comprises entre 0 et 4095 et sont censées représenter des valeurs de courant. Concernant les conductances synaptiques le même problème de correspondance nous impose des valeurs numériques comprises entre 0 et 255. Afin de connaître pour chaque neurone analogique la correspondance avec les valeurs biophysiques, nous avons développé un modèle de neurone avec les mêmes paramètres à l'aide du logiciel NEURON [7]. Ayant des modèles équivalents, nous avons développé un protocole permettant de définir l'équivalence des paramètres biophysiques pour les valeurs numériques du matériel.

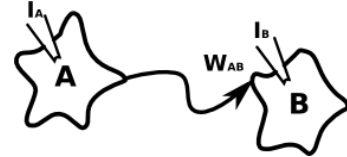


FIG. 2. Réseau de 2 neurones A et B.

3.1. Correspondance des conductances synaptiques

Nous avons créé un réseau de 2 neurones A et B (fig. 2). Les neurones sont stimulés respectivement par des courants I_A et I_B impliquant des fréquences respectives de environ $f_A = 8.5Hz$ et $f_B = 3Hz$. Une synapse excitatrice de conductance W_{AB} connecte A à B. Cette conductance est augmentée pour passer de 0 à 255 sur le matériel et de 0 à $20nS$ sur le logiciel. A chaque poids imposé, la fréquence f_B est calculée. Les courbes fréquence versus poids synaptique $f(W)$ sont ainsi tracées pour le matériel et pour le logiciel puis mise en correspondance pour obtenir des équations de passage des valeurs numériques du matériel aux valeurs biophysiques du logiciel (exemple d'équation obtenue : $\omega_{BIO} = (0,0943\omega_{PAX} + 3,0562)/1070,33$).

3.2. Correspondance des courants

Un protocole similaire au précédent a été utilisé pour déterminer la correspondance entre les valeurs numériques et les valeurs biophysiques du courant appliqué à un neurone. Cette fois-ci, la conductance synaptique W_{AB} est fixée ainsi que le courant I_A . Le courant I_B est augmenté progressivement (en partant d'une fréquence à 3Hz) afin d'atteindre une synchronisation avec le neurone A en obtenant $f_B = f_A$. Les courbes fréquence versus courant $f(I)$ sont alors mises en correspondance afin d'obtenir des équation de passage des valeurs numériques aux valeurs biophysiques de courant pour chaque neurone (exemple d'équation obtenue : $I_{BIO} = -0,01625I_{PAX} + 36,363$).

4. Expérimentation

La simulation a été réalisée avec le système PAX connecté au bus PCI à un ordinateur Intel Pentium 4[®], dual

core 2.6GHz, 512Ko de cache, SDRAM 1Go. Le système d'exploitation utilisé est un Linux Ubuntu[®]. La plasticité synaptique est calculée par l'ordinateur et les poids mis-à-jours en permanence sur le système PAX durant la simulation.

4.1. Modèle de plasticité

Le modèle de plasticité utilisé est un modèle de type STDP basé sur le modèle biophysique de [8] dont l'équation est la suivante :

$$\frac{d\omega_{ji}}{dt} = -\epsilon_j \epsilon_i \left[(\omega_{ji} - \omega_{LTP}) \sum_k P[t - \tilde{t}_j(t)] \delta(t - t_{i,k}) + (\omega_{ji} - \omega_{LTD}) \sum_l Q[t - \tilde{t}_i(t)] \delta(t - t_{j,l}) \right] \quad (1)$$

où ω_{ji} est le poids synaptique entre les neurones pré- et post-synaptiques j et i . $t_{i,k}$ et $t_{j,l}$ sont les ensembles des temps de décharge des neurones pré- et post-synaptiques. P et Q sont les quantités de variation de potentiation (LTP) et de dépression (LTD) définies par : $P(t) = A_+ \exp(-t/\tau_P)$ et $Q(t) = A_- \exp(-t/\tau_Q)$, avec A facteurs multiplicateurs ($A \in]0, 1[$). Les fonctions ϵ_k prennent en compte l'historique des décharges du neurone k , et sont définies par : $\epsilon_j = 1 - \exp[-(t - \tilde{t}_j(t))/\tau_{\epsilon_j}]$ et $\epsilon_i = 1 - \exp[-(t - \tilde{t}_i(t))/\tau_{\epsilon_i}]$. ω_{LTP} et ω_{LTD} sont les limites maximal et minimal des valeurs de poids. Pour connaître les paramètres utilisés, se référer à [9]. Pour des détails sur le mode d'implémentation de l'équation voir [10].

4.2. Corrélation des patterns de bruit

Chaque neurone est stimulé par un pattern d'entrée qui lui est propre et qui représente le bruit ambiant d'un neurone cortical. Un neurone isolé stimulé par un pattern de bruit dont la fréquence moyenne des stimuli est de 5Hz, aura une fréquence de décharge d'environ 3Hz. Les différents patterns des différents neurones sont corrélés entre eux suivant le protocole suivant. Un pattern X de référence est généré suivant une loi de Poisson : $X = \{x_1, \dots, x_n\}/x_i = N(0, 1) \cdot \sqrt{m-1/2} + m$ où $N(0,1)$ est une loi normale, m l'intervalle moyen entre deux stimulations. Cette distribution est convertie en pattern Y de temps absolus :

$$Y : y_i = \sum_{j=1}^i x_j \quad (2)$$

Les patterns de bruit corrélés sont alors générés en tirant pour chaque pattern un événement autour de chaque événement de Y . L'intervalle entre l'événement de Y et celui d'un pattern particulier est donné par ϵ :

$$\epsilon = N(0, 1) \cdot (\alpha - 1) \cdot \frac{T}{6} \quad (3)$$

où $N(0,1)$ est une loi normale et T la période moyenne et $\alpha \in [0, 1]$ est le coefficient de corrélation des patterns de bruit.

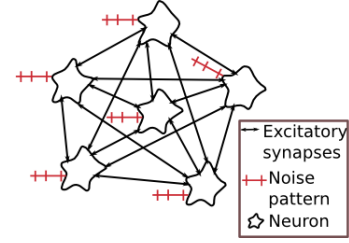


FIG. 3. Réseau de 6 neurones excitateurs interconnectés stimulés par des patterns de bruit corrélés. Les neurones sont interconnectés par des synapses excitatrices soumises à un algorithme de STDP.

4.3. Réseau simulé

L'objectif de la simulation est d'étudier l'effet de la corrélation des patterns de bruit appliqués en entrée aux neurones d'une part sur l'évolution de la distribution des poids synaptiques et d'autre part sur la corrélation des patterns de sortie des neurones. Cette étude a été réalisée avec PAX sur un réseau de 6 neurones où chacun est connecté à tous les autres neurones par des synapses excitatrices (fig. 3). Les neurones sont stimulés par des courants constants compris entre 0,4 et 0,5 nA. Les poids synaptiques initiaux sont tirés aléatoirement entre 0 et 20 nS. Lorsqu'un neurone émet un potentiel d'action, toutes les conductances synaptiques lui étant liées sont recalculées avec l'algorithme de STDP.

5. Résultats

La convergence des poids synaptiques donne une distribution confinée dans une plage de valeurs moyennes (fig. 4A) lorsque la corrélation des patterns de bruit est faible ($\alpha < 0,5$, α de l'équation 3). Lorsque la corrélation des patterns de bruit augmente, une répartition autour des extrêmes commence à apparaître ($\alpha = 0,6$, fig. 4C). La distribution des poids est bimodale (répartie aux extrêmes) lorsque la corrélation des patterns de bruit est très forte ($\alpha = 1$, fig. 4E). Concernant la corrélation des patterns de décharge des neurones, la corrélation est très faible lorsque la corrélation des patterns de bruit est faible, et elle augmente avec l'augmentation de la corrélation des patterns de bruit (fig. 4B pour $\alpha = 0,2$, fig. 4D pour $\alpha = 0,6$ et fig. 4F pour $\alpha = 1$).

6. Conclusion

Nous avons observé une évolution de la distribution des poids synaptiques dépendante de la corrélation des patterns de bruit des neurones. Cette distribution peut être confinée dans une plage de valeurs lorsque les patterns de bruit sont peu corrélés, bimodale lorsqu'ils sont très corrélés et mixte (à la fois confinée et bimodale) pour des corrélations intermédiaires. Nous avons réalisé cette étude en utilisant des circuits analogiques pour explorer des propriétés de petits réseaux de neurones. Une telle exploration aurait été longue à réaliser en utilisant un environnement logiciel. En effet, pour 6 minutes biologiques de simulation avec PAX, il faut 6 minutes réelles. Avec

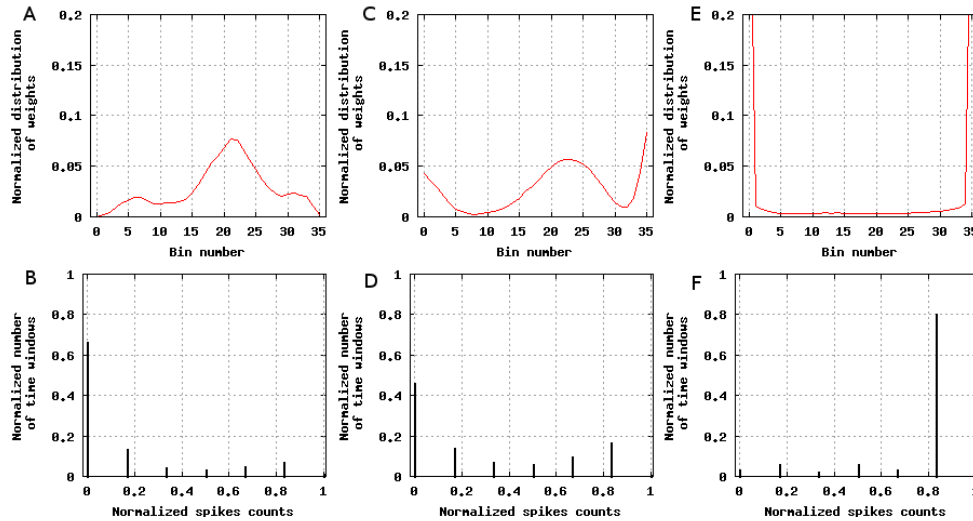


FIG. 4. Simulation de l'effet de la corrélation du bruit d'un petit réseau de neurones, interconnectés par des synapses excitatrices (soumises à une plasticité de type STDP), sur la distribution des poids synaptiques et sur la corrélation des patterns de décharge des neurones. Les figures du haut montrent la distribution des poids synaptiques. Les figures du bas montrent la corrélation des patterns de décharge des neurones (plus la répartition est proche de 0, plus la corrélation est faible, et inversement). Rangée du dessus : Distribution des poids pour des corrélations du bruit à 0,2 (A), 0,6 (C) et 1 (E). Rangée du bas : Corrélation des patterns de sortie des neurones pour des corrélations du bruit à 0,2 (B), 0,6 (D) et 1 (F).

un même modèle simulé avec le logiciel NEURON sur un ordinateur, il faut environ 3 heures de simulation pour 6 minutes biologiques. De plus, cette étude aurait été très difficile, voire impossible, à réaliser en physiologie avec des neurones biologiques. Un outil matériel tel que PAX permet une nouvelle approche de l'expérimentation en neurosciences qui enrichie nos connaissances sur les mécanismes du fonctionnement du système nerveux.

Références

- [1] Sylvie Renaud, Jean Tomas, Yannick Bornat, Adel Daouzli, and Sylvain Saïghi. Neuromimetic ICs with analog cores : an alternative for simulating spiking neural networks. In *International Symposium on Circuits And Systems*, pages 3355–3358. IEEE, 2007.
- [2] Alan Lloyd Hodgkin and Andrew Fielding Huxley. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *Journal of Physiology*, 117 :500–544, 1952.
- [3] BW. Connors and MJ. Gutnick. Intrinsic firing patterns of diverse neocortical neurons. *Trends in Neurosciences*, 13 :99–104, 1990.
- [4] A. Destexhe, Z. Mainen, and T. J. Sejnowski. An efficient method for computing synaptic conductances based on a kinetic model of receptor binding. *Neural Computation*, 6 :10–14, 1994.
- [5] Q. Zou, Y. Bornat, S. Saïghi, J. Tomas, S. Renaud, and A. Destexhe. Analog-digital simulations of full-conductance-based networks of spiking neurons with spike timing dependent plasticity. *Network : computation in neural systems*, 17 :211–233, 2006.
- [6] N. Lewis, Y. Bornat, L. Alvado, C. Lopez, A. Daouzli, T. Levi, J. Tomas, S. Saïghi, and S. Renaud. Pax : un outil logiciel / matériel d'investigation pour les neurosciences computationnelles. In *NeuroComp*, pages 171–174, October 2006.
- [7] M. L. Hines and N. T. Carnevale. The neuron simulation environment. *Neural Computation*, 9 :1179–1209, 1997.
- [8] Mathilde Badoual, Quan Zou, Andrew P. Davison, Michael Rudolph, Thierry Bal, Yves Frégnac, and Alain Destexhe. Biophysical and phenomenological models of multiple spike interactions in spike-timing dependent plasticity. *Int. J. Neural Syst.*, 16(2) :79–98, 2006.
- [9] R. C. Froemke and Y. Dan. Spike-timing-dependent plasticity modification induced by natural spike trains. *Nature*, 416 :433–438, 2002.
- [10] Quan Zou. *Computational models of spike timing dependent plasticity : synapses, neurons and circuits*. PhD thesis, Université Paris VI, 2006.