

Implémentation numérique de neurones biomimétiques stochastiques

Digital implementation of stochastic biomimetic

Filippo Grassia¹, Takashi Kohno³, Timothée Levi^{2, 3}

¹ LTI Lab., Univ. Picardie Jules Verne, Amiens, France, filippo.grassia@u-picardie.fr

² IMS Lab., Univ. Bordeaux, Bordeaux, France, timothee.levi@u-bordeaux.fr

³ IIS, The University of Tokyo, Tokyo, Japan, kohno@sat.t.u-tokyo.ac.jp, levi@sat.t.u-tokyo.ac.jp

RÉSUMÉ. Des millions de personnes à travers le monde sont affectées par des troubles neurologiques qui nuisent à la bonne communication entre le cerveau et le corps. Le développement de neuroprothèses aura un impact social sur la qualité de vie des patients. Ces neuroprothèses sont conçues sur la base de nos connaissances des interactions des cellules neuronales, en partant des activités spontanées intrinsèques des réseaux de neurones jusqu'à la stimulation des réseaux de neurones afin d'obtenir un état ou comportement spécifique. L'objectif à long-terme de remplacer les réseaux de neurones endommagés par des systèmes artificiels requiert le développement de modèles de neurones dont l'activité est similaire à l'activité électrophysiologique des réseaux biologiques vivants : ce sont les réseaux de neurones artificiels biomimétiques (SNN). En raison de leurs structures parallèles, les réseaux neuronaux sur puce peuvent simuler des activités neuronales biologiques, ce qui permettra de réaliser un réseau comparable à celui du cerveau humain dans un futur proche. Cette étude explore la faisabilité de l'implémentation de neurones biomimétiques stochastiques sur FPGA, avec un modèle de neurone à deux dimensions. La stochasticité est ajoutée par une source de bruit reproduisant le bruit synaptique biologique dans le neurone biomimétique. Les résultats expérimentaux ont confirmé la validité de la mise en œuvre stochastique, ce qui rend ces neurones artificiels plus proche de la biologie.

ABSTRACT. Millions of people around the world are affected by neurological disorders that impair good communication between the brain and the body. The development of neuroprostheses will have a social impact on the quality of life of patients. These neuroprostheses are designed on the basis of neuronal cell interactions, starting from the spontaneous intrinsic activities of neural networks until the stimulation of the neural networks in order to obtain a specific behavior. The long-term objective of replacing damaged neuron networks by artificial systems requires the development of neuron models whose activity is similar to the biological electrophysiological activity of living biological networks: the biomimetic Spiking Neural Networks (SNN). On account of their parallel and distributed structures, spiking neuronal networks can simulate neuronal activities, potentially realizing an extremely large-scale network comparable to that of the human brain in future. This study explores the feasibility of simulation stochastic neurons in digital systems (FPGA), which realizes an implementation of a simple two-dimensional neuron model. The stochasticity is added by a source of current noise mimicking biological synaptic noise in the silicon neuron. The experimental results confirmed the validity of the developed stochastic FPGA implementation, which makes the implementation of the silicon neuron more biologically plausible.

MOTS-CLÉS. Neurones artificiels, biomimétique, bruit, bio-hybride, FPGA, implémentation numérique, stochasticité.

KEYWORDS. Artificial neurons, biomimetic, noise, bio-hybrid, FPGA, digital hardware, stochastic process.

1. Contexte

1.1. Neuroprothèse

De nos jours, les troubles neurologiques qui perturbent les connexions entre le cerveau et le corps entraînant des paralysies touchent des millions de personnes à travers le monde. Ce nombre va probablement augmenter dans les prochaines années et la technologie d'assistance actuelle reste limitée. Durant ces dernières années, une recherche intensive a été effectuée pour le développement d'Interface Cerveau Machine (BMI) et les neuroprothèses [NIC 09], [HOC 12], [JUN 15]. La possibilité de contrôler le mouvement du corps par la pensée [RAJ 16] est en train de devenir une réalité grâce à l'arrivée des Interfaces Neuronales Directes (INDs). En plus des INDs, les prothèses neuronales peuvent remplacer les fonctions motrices qui ont pu être altérées par une blessure ou une maladie. Le développement de ces dispositifs a et aura un impact sérieux sur la qualité de vie, et la recherche actuelle dans ce domaine vise à corriger ces handicaps. Cependant les interfaces neuronales

actuelles sont principalement vouées à restaurer des fonctions motrices perdues, en agissant dans une seule direction (du cerveau au corps). Ces neuroprothèses sont conçues à partir des connaissances des réseaux neuronaux et de leur interaction, prenant en compte l'activité spontanée des réseaux de neurones mais également l'activité de ces réseaux suivant diverses stimulations. L'objectif à long-terme est de remplacer les réseaux de neurones biologiques endommagés par les systèmes artificiels. Ces systèmes doivent intégrer le comportement du réseau de neurones à remplacer mais également générer les stimulations appropriées pour restaurer la fonction neuronale désirée. Le système matériel qui effectue l'interface avec le composant biologique est un réseau de neurones artificiels biomimétiques qui intègre des modèles de neurones biologiquement réalistes, partant des propriétés électrophysiologiques d'un neurone seul, jusqu'au réseau de neurones avec sa plasticité, son bruit synaptique et ses délais axonaux. Ce domaine de recherche est appelé "Ingénierie Neuromorphique".

L'ingénierie neuromorphique est un domaine de recherche pluridisciplinaire émergent où la microélectronique rencontre la biologie, la physique, les mathématiques, et l'informatique. Le lien entre ces domaines est, entre autres, opéré par les neurosciences computationnelles. Ces réseaux de neurones artificiels reproduisent l'activité électrique des réseaux de neurones biologiques. Il existe deux types de réseaux artificiels, les réseaux bio-inspirés et les réseaux biomimétiques. Les systèmes bio-inspirés s'inspirent de la nature pour effectuer en général des tâches liées à l'ingénierie (Reconnaissance de Pattern par exemple). Ils ne travaillent pas en temps réel biologique mais souvent accéléré. Les systèmes biomimétiques, ceux que nous élaborons, utilisent des modèles le plus proche de la nature, et permettent de reproduire l'activité électrique d'un neurone biologique, mais également la plasticité du réseau, le bruit synaptique, etc... L'objectif de ces systèmes est l'hybridation à savoir faire communiquer des neurones artificiels avec des neurones biologiques. Ceci permet de remplacer des parties vivantes par leur alter-ego artificiel. Ces systèmes travaillent en temps réel biologique. La plupart de ces systèmes sont électroniques (analogique, numérique ou mixte) avec des travaux pionniers sur le neurone sur Silicium en 1991 [MAH 91], et les expériences hybrides [LEM 02].

L'objectif de notre recherche est de concevoir de nouveaux systèmes biomimétiques pour la prochaine génération de neuroprothèses qui visent à restituer des fonctions perdues en organisant une fusion naturelle entre le dispositif artificiel et son équivalent naturel [BON 13], [JOU 16], [AMB 17], [LEV 17]. Pour atteindre ce but, nous nous focalisons sur des systèmes neuromorphiques pouvant effectuer des expériences hybrides [LEV 16]. Les points importants de ces systèmes sont la reconfigurabilité, et leur aptitude à fonctionner en temps réel, propriété indispensable lorsqu'ils sont liés à une application orientée vers la physiologie. Nous testons également d'abord nos circuits sur des systèmes neuronaux sains puis sur des systèmes atteints (maladies neurodégénératives, lésion, etc.).

1.2. Physiologie du neurone pour les circuits neuromimétiques

Il existe une grande diversité de neurones en fonction de l'espèce animale, de leur localisation au sein du système nerveux ou de leur fonction. Cependant il existe une base commune à ces architectures: chaque neurone possède un corps cellulaire appelé soma, des dendrites, un axone et des synapses.

Les neurones sont à l'origine de signaux électriques qui transmettent des informations. Bien que les neurones ne soient pas intrinsèquement de bons conducteurs, ils ont perfectionné des mécanismes d'émission de signaux fondés sur les flux d'ions au travers de leur membrane plasmique. La physiologie du neurone (figure 1) peut être décomposée en deux étapes, le potentiel de repos et le potentiel d'action. Lorsque la membrane n'est pas soumise à une excitation électrique, le système constitué de la membrane, du milieu extracellulaire et du milieu intracellulaire atteint un équilibre. Nous pouvons alors mesurer ce potentiel, appelé potentiel de repos, il est de l'ordre de -65 mV. Les canaux ioniques ont une activité dépendante de la différence de potentiel entre les milieux intra et extracellulaire. La propriété de ces canaux donne naissance à un phénomène électrique se propageant le long de l'axone : le Potentiel d'Action (PA) ou Spike.

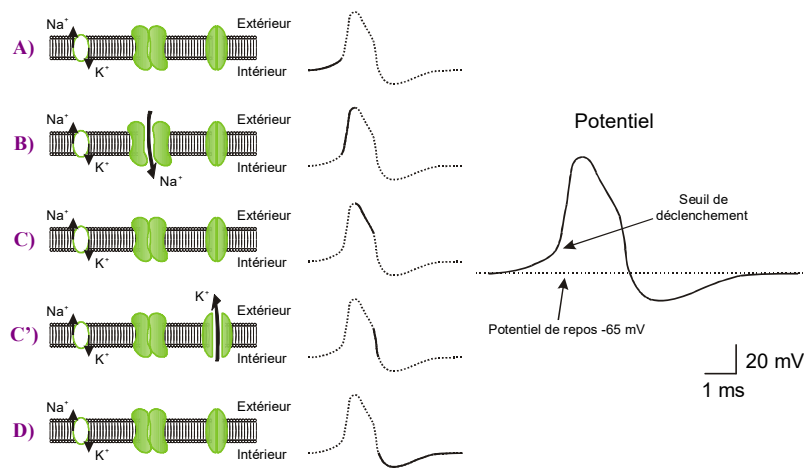


Figure 1. Description de la génération du potentiel d'action [SAI 00]

Suite à une stimulation électrique, la membrane commence par se dépolariiser (A).

Si le phénomène dure, la dépolariisation déclenche l'ouverture rapide des canaux Na^+ . L'entrée des ions Na^+ continue de dépolariiser la membrane même après l'arrêt de la stimulation conduisant la membrane hors de son état d'équilibre (B).

Le potentiel ne croît cependant pas jusqu'au potentiel d'équilibre du sodium, car très vite deux processus entrent en action. Le premier est l'inactivation des canaux sodium, ce qui permet au courant de fuite de commencer à repolariser la membrane (C). Toujours grâce au potentiel atteint, mais avec après un certain délai, l'ouverture des canaux K^+ accélère le phénomène de repolarisation (C').

On retrouve également l'inertie de changement d'état des canaux potassiques à leur fermeture ce qui provoque une hyperpolarisation transitoire de la membrane (D).

A partir de cette physiologie du neurone, plusieurs modèles ont été élaborés afin de reproduire l'activité électrique du neurone.

1.3. Modèles mathématiques de neurones

Les neurones impulsionnels diffèrent totalement des neurones formels car leurs modèles sont biologiquement réalistes. Différents paramètres peuvent être modélisés : de la physiologie du neurone à la plasticité d'un réseau de neurones.

Un modèle de neurone impulsionnel est une description mathématique de certaines propriétés d'un neurone, créé pour imiter et prédire le comportement biologique d'un neurone. Ces modèles vont décrire les dynamiques régissant les variations de la tension de membrane. Parmi ceux-ci, certains modèles décrivent le potentiel de membrane par une variable unique, en mettant de côté la dimension spatiale, et sont appelés modèle à compartiment simple. Dans ce groupe, beaucoup de dynamiques de neurones biologiques peuvent être reproduites grâce à des modèles de neurones reposant sur les conductances ioniques. Parmi ces modèles à conductances, se trouve le modèle Hodgkin-Huxley (HH). Les modèles à compartiment simple permettent en effet de décrire avec précision les dynamiques de neurones et ainsi d'émuler le comportement de plusieurs familles de neurones. Cependant, ces modèles ne permettent pas de retranscrire d'autres réalités biologiques telles que la physiologie des dendrites ou des axones. Ces derniers sont intégrés dans d'autres modèles dits à compartiments multiples ou des modèles reposant sur la théorie des câbles. Les modèles à compartiment unique sont aussi capables de générer plusieurs familles de neurones. La figure 2 présente quelques types de neurones d'après [IZH 03].

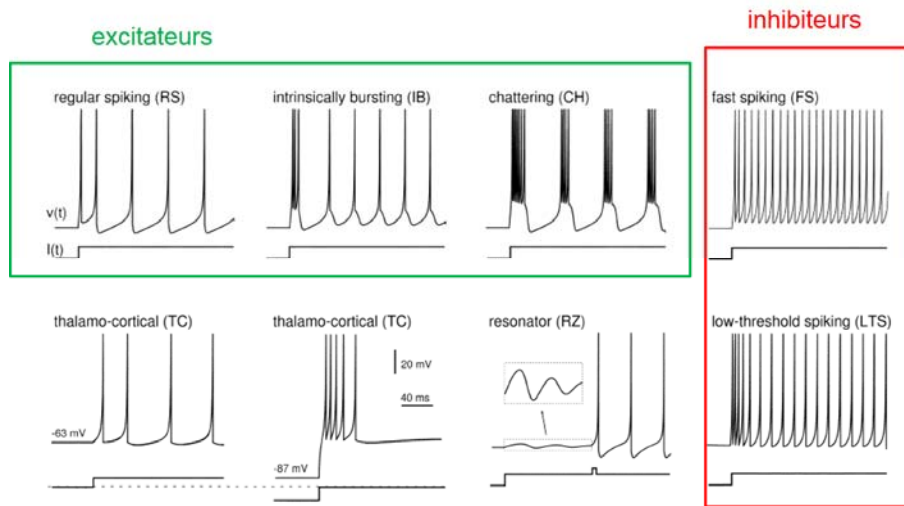


Figure 2. Description de plusieurs familles de neurones [IZH 03]

Quel est le modèle de neurone le plus pertinent à utiliser ? Tous les différents modèles ont leurs avantages et inconvénients [IZH 04]. La figure 3 présente les différents modèles. Dans notre cas, nous souhaitons reproduire le comportement électrique d'un neurone précisément afin d'effectuer des expériences hybrides. Lors de nos différents travaux de recherche, nous avons utilisé le modèle Hodgkin-Huxley [HOD 52] pour le système analogique, le modèle Izhikevich [IZH 03] et Touboul [TOU 08] pour notre système numérique. Les raisons de ces choix seront expliquées lors de la présentation des systèmes conçus lors des prochains paragraphes.

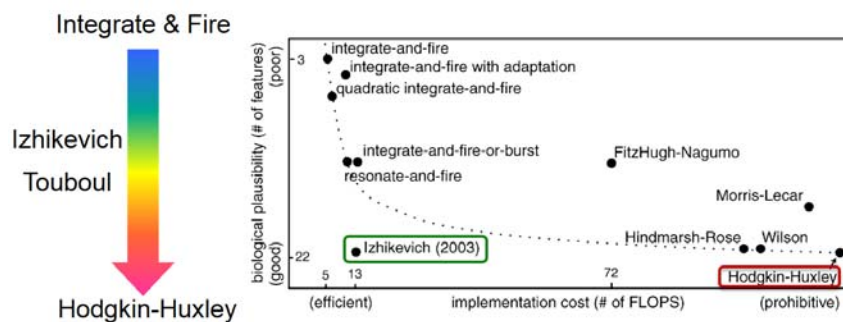


Figure 3. Classement des différents modèles suivant leur coût d'implantation et leur mimétisme par rapport à la biologie. La figure est droite provient de www.izhikevich.com

Nous présentons ici les trois modèles de neurones que nous avons implémentés et nous nous focaliserons par la suite sur le model Touboul.

1.3.1. Modèle Hodgkin-Huxley (HH)

Le formalisme d'Hodgkin-Huxley est une étape très importante dans la modélisation d'un neurone. En 1952, Alan Lloyd Hodgkin et Andrew Fielding Huxley ont fourni une publication très importante dans la revue Journal of Physiology [HOD 52]. Ils proposent un formalisme mathématique pour décrire l'activité électrique du potentiel de membrane des cellules nerveuses. Ces travaux, complétés par John Carew Eccles sur les mécanismes synaptiques, ont été une telle avancée pour les neurosciences qu'ils ont permis à chacun de ces trois scientifiques de partager le Prix Nobel de Médecine en 1963.

Le formalisme qui a été élaboré propose un circuit électrique ayant le même comportement électrique que la membrane décrit par la figure 4. Les différentes branches qui constituent ce circuit électrique sont la capacité de membrane C_{MEM} qui sépare les milieux extra et intracellulaire, les générateurs de courants sodium (Na) et potassium (K) qui possèdent des conductances voltage

dépendantes et enfin un canal de fuite à conductance constante. Ce formalisme est très largement utilisé dans le domaine des neurosciences car il est généralisable à tout type de cellule nerveuse.

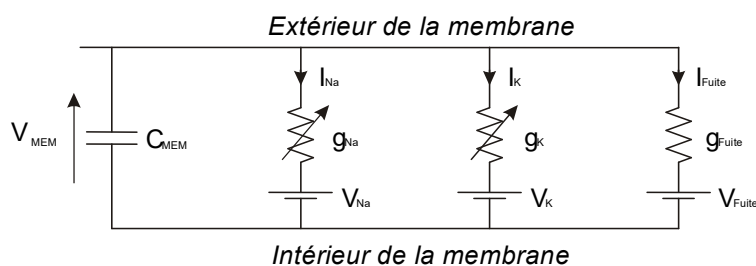


Figure 4. Circuit électrique équivalent du modèle HH

Ce schéma électrique nous permet d'établir l'équation suivante :

$$C_{mem} \frac{dV_{mem}}{dt} + I_{Na} + I_K + I_{fuite} = 0 \quad [1]$$

Avec cette notation tous les courants sont rentrants dans les différentes branches constituant le circuit électrique. V_{mem} et C_{mem} représentent respectivement le potentiel et la capacité de la membrane. L'équation des courants ioniques se traduit sous la forme :

$$I_{ion} = g_{max} m^p h^q (V_{mem} - V_{equi}) \quad [2]$$

V_{equi} est le potentiel propre à chaque ion, il traduit la différence de concentration de cet ion de part et d'autre de la membrane, g_{max} est la valeur maximale de la conductance. Quant à m et h , ils sont respectivement les fonctions d'activation et d'inactivation. La catégorie du neurone dépend du nombre et du type de ces courants ioniques. Par exemple, un neurone Fast Spiking (FS) possède trois courants ioniques : le courant Sodium, le courant Potassium et un courant de Fuite.

1.3.2. Modèle Izhikevich et Touboul

En utilisant la méthode des bifurcations, Izhikevich [IZH 03] réduit le modèle HH et propose un modèle IZH composé de deux équations dans lesquels v est la variable d'état représentant la tension de la membrane d'un neurone et u représente la régénération de la membrane, qui prend en compte l'activation des courants ioniques K^+ et l'inactivation des courants ioniques Na^+ .

$$\frac{dv}{dt} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I_{Izh} \quad [3]$$

$$\frac{du}{dt} = a(bv - u) \quad [4]$$

Avec les conditions de reset :

$$si \quad v \geq 30mV \Rightarrow \begin{cases} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{cases} \quad [5]$$

Dans ce modèle, le paramètre a décrit l'échelle de temps de la variable de régénération $u(t)$. Plus la valeur de a sera faible et plus la régénération sera lente. Le paramètre b décrit la sensibilité de la variable de régénération influant sur les fluctuations sous-seuil du potentiel de la membrane. Les paramètres c et d sont tous les deux des valeurs de réinitialisation respectivement de la tension de la membrane et de la variable de régénération, après un potentiel d'action. Le modèle IZH permet de

reproduire le comportement de tous les neurones corticaux connus en ne changeant que 4 paramètres a, b, c et d.

Le modèle quartique, créé par Jonathan Touboul [TOU 08] sur la base d'analyse de bifurcation mathématique est de la forme :

$$\frac{dv}{dt} = v^4 + 2av - w + I \quad [6]$$

Avec w comme variable de régénération de la membrane et I un courant.

$$\frac{dw}{dt} = a(bv - w) \quad [7]$$

$$v(t^-) > \alpha \quad \text{then} \quad \begin{cases} v(t) = v_r \\ w(t) = w(t^-) + d \end{cases} \quad [8]$$

Ce modèle est très proche du modèle IZH, avec cette fois-ci un seuil α , qui variera en fonction de la famille de neurone représentée. De la même manière que le modèle IZH, la première équation décrit la dynamique du potentiel de membrane. La tension de membrane est couplée à la seconde qui décrit la récupération de la membrane. Lorsque le seuil est atteint, un potentiel d'action est émis et les deux variables sont réinitialisées. Tout comme le modèle IZH, le modèle Touboul possède quatre paramètres sans dimension a, b, v_r et d. L'implémentation de la puissance 4 ajoute un cycle de calcul, ce qui implique une réduction de la vitesse de calcul.

Dans nos différents projets, nous avons deux objectifs, le premier est l'hybridation et le second l'implémentation sur une plateforme numérique. L'hybridation impose de choisir un modèle de neurone qui sur le plan biologique est réaliste, tandis que le second objectif nous impose de ne pas utiliser un modèle de neurone qui nécessiterait beaucoup de ressources pour son implémentation. Parmi tous les modèles présentés, le modèle IZH et Touboul sont les plus adéquats pour notre plateforme numérique notamment pour les équations quadratiques beaucoup plus facilement implantable en numérique que les fonctions exponentielles. Cependant, le modèle Touboul permet une meilleure stabilité du comportement et la possibilité de reproduire quelques familles de neurones supplémentaires par rapport au modèle Izhikevich.

1.4. Etat de l'art : les architectures neuromorphiques

Pour présenter les différentes implémentations matérielles de réseaux de neurones, nous nous appuyerons sur les articles d'état de l'art des architectures neuromorphiques [LEV 08], [MIS 10] et nous compléterons cette étude avec d'autres articles depuis les années 2010. Ceci nous permettra de montrer l'intérêt croissant pour les réseaux de neurones durant ces dernières années, leurs utilités et leurs potentiels. En effet, leurs applications s'étendent à la physique à haute énergie, au traitement d'images (reconnaissance d'objets/d'images/de motifs (pattern), segmentation d'images, traitement vidéo), à la robotique, à la reconnaissance acoustique ou olfactive et à la compréhension du système nerveux. Les implémentations matérielles sont divisées en 2 catégories majeures : l'implémentation analogique (à base de puces dédiées) et l'implémentation numérique (à base de FPGA, microprocesseurs, microcontrôleurs ou neuropuces). Nous nous focalisons ici sur les systèmes biomimétiques et non bio-inspirés. Les toutes premières plateformes sont apparues il y a une vingtaine d'années [MAH 91], [JUN 01], [LEM 02]. L'Université de Bordeaux avec la Pr. Sylvie Renaud fait partie de ces pionniers.

Concernant les implémentations analogiques, des systèmes implémentent les modèles multi-compartimentaux [HAS 07], [GEO 13], des modèles à base de conductances [SOR 04], [BIN 06],

[GRA 11] ou avec des modèles à seuils comme le modèle Izhikevich [LIU 04], [VOG 04], [IND 07], [SCH 07], [AMB 13], [QIA 15], [KOH 16]. Toutes ces plateformes partent d'un cœur de calcul analogique, en général un ASIC, qui décrit l'activité du neurone. L'architecture des différentes plateformes résulte d'un compromis entre le coût de calcul et la complexité du modèle (directement corrélée à la plausibilité biologique). Souvent, le calcul de la plasticité et des synapses se fait par une carte numérique qui fait le lien entre les différentes puces analogiques.

Du côté de l'implémentation numérique, les implémentations de réseaux de neurones sur FPGA sont en général utilisées pour la reconnaissance de patterns [RIC 09], [SAB 12], [NAN 16], la segmentation d'images [GIR 07], le traitement d'images vidéo et l'analyse vidéo [YAN 03], [WAN 13]. Dans les exemples précédemment cités, les implémentations impliquent des réseaux de neurones impulsifs. Au final, le nombre d'implémentations sur plateforme FPGA n'a cessé d'augmenter depuis 1997. En effet [NAZ 15] présente les travaux de [CAS 11] (implémentation d'un million de neurones simples), [ART 12] (implémentation de 256 neurones Integrate-and-Fire et 1024 x 256 synapses), de [WAN 13] (implémentation de 4000 neurones et 1.15 millions de synapses), ou alors de [BON 14] (implémentation de HH simplifié).

Le dernier point de la discussion concerne la taille des réseaux artificiels. En effet, les neurones sont organisés en réseaux de tailles variées. La plausibilité biologique est une contrainte sur la taille maximale possible du réseau. Pour obtenir de grands réseaux de neurones (populations de 10 000 neurones ou plus), il faut :

- soit implémenter un modèle de neurone simple et un modèle de synapse simple. [CAS 11] présente une implémentation sur une plateforme FPGA d'un million de neurones LIF.
- soit effectuer les calculs du réseau de neurones en temps accéléré comme la plateforme SpiNNaker [FUR 13] qui comporte une architecture multiprocesseurs permettant de simuler jusqu'à 18 000 neurones. Nous avons aussi le système BrainScaleS qui est un empilement de modules composés d'un wafer intégrant 448 puces neuromorphiques et d'un système de routage. Chaque module permet d'émuler l'activité de 512 neurones et 115 000 synapses, effectuant les calculs 104 fois plus rapidement que le temps biologique [RAS 13].

Nous présentons le projet Human Brain Project [MAR 12] porté par l'EPFL et Henry Markram. Ce projet a été sélectionné en 2013 avec un financement de 1 milliard d'euros sur 10 ans. L'objectif est reconstruire le cerveau d'un rat avec tous ses neurones et synapses en utilisant un supercomputer. Les simulations se font en temps accéléré et non en temps réel biologique ce qui diffère de notre approche. De plus, la simulation d'un nombre important de neurones est différente de notre approche de l'étude de petits réseaux (centaines de neurones). Ces deux approches sont complémentaires, et notre travail peut apporter des pistes sur l'extension de certains phénomènes qui apparaissent dans les petits réseaux vers les grands réseaux et inversement.

Une voie intéressante est également l'intégration de réseau de neurones artificiels à base de Memristors (Memory resistor) qui est un composant électronique passif dont sa résistance varie selon le courant appliqué et de circuits électriques. Le but est d'utiliser le Memristor qui est un composant plastique et qui permet donc de simuler le comportement d'une synapse et de son apprentissage. Le grand avantage est la très faible consommation en courant. Pour le moment, ces systèmes utilisent des neurones plus computationnels et sont donc optimisés pour des tâches d'ingénieries. Nous sommes alors dans le bio-inspiré et non dans le biomimétique.

Notre objectif étant de se rapprocher le plus du biologique et de travailler en temps réel biologique afin d'effectuer des expériences hybrides, le nombre de neurones que nous pouvons implémenter est donc plus faible (centaine de neurones). Cependant l'étude des petits réseaux est un enjeu important pour l'étude et le traitement des maladies neurodégénératives.

Avec l'émergence de plateformes neuromorphiques temps réel, est apparue la volonté de connecter des réseaux de neurones artificiels avec des réseaux de neurones biologiques. Les caractéristiques de ces systèmes sont: temps réel biologique, modèles de neurone complexe et plasticité qui reproduisent l'activité neuronale temporelle et/ou la morphologie du potentiel d'action. [POT 14] présente différents travaux autour de l'expérimentation hybride en boucle fermée, qui est caractérisée cette fois-ci par l'interconnexion entre des réseaux de neurones biologiques et leurs homologues artificiels. Dans sa présentation, [POT 14] montre les dernières innovations dans le domaine, comme l'expérimentation hybride en boucle fermée utilisant des MicroElectrode Arrays (MEAs) [BAR 12], [ROB 13], des expériences 'in vitro' [BON 13], [PIM 13], des expériences 'in vivo' [OPR 12], [NIS 13] et des essais cliniques [FER 13], [WAL 12].

2. Implémentation matérielle du neurone biomimétique stochastique

2.1. Méthodologie de conception

Dans ce paragraphe, nous présentons rapidement la méthodologie de conception (figure 5) que nous avons mise au point afin de valider chaque étape de notre système neuromorphique numérique.

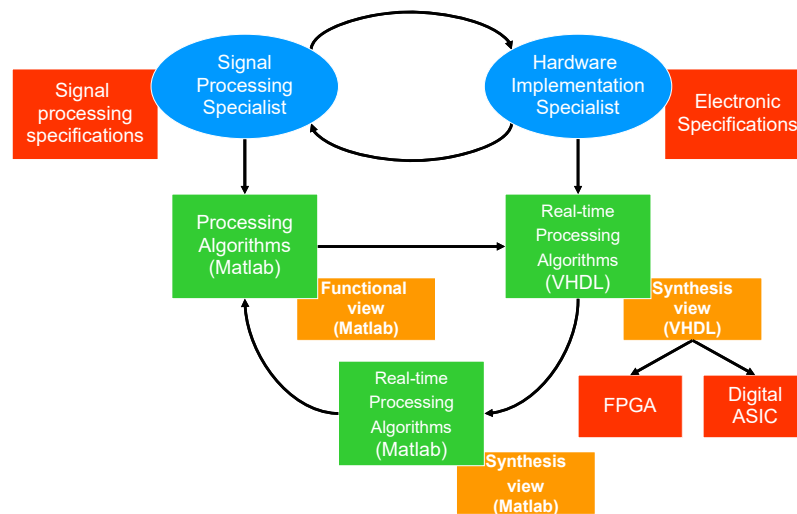


Figure 5. Méthodologie pour la conversion d'algorithmes Matlab en algorithmes VHDL [LEV 09]

Pour la conception de notre système neuromorphique numérique nous avons choisi de travailler en virgule fixe plutôt qu'en virgule flottante qui exige plus de ressources pour l'implémentation. Pour chaque choix du nombre de bits utilisé, nous avons comparé avec le logiciel Matlab les erreurs d'approximations faites et nous les avons minimisées pour que le comportement global du neurone respecte les données biologiques. Afin d'optimiser ces comparaisons, nous avons développé une boîte à outils Matlab dite « Matlab-FPGA » qui fonctionne en virgule fixe.

Ensuite, pour tester nos algorithmes et pour valider l'implémentation des neurones et des petits réseaux sans plasticité, nous comparons les résultats en 3 étapes avec les logiciels Matlab, Matlab-FPGA et ensuite FPGA. Nous avons ainsi validé chaque étape de la conception des synapses et petits réseaux de neurones. Cependant, le logiciel Matlab ne pouvant faire de simulations en temps réel et prenant beaucoup de temps dès que le réseau devient complexe, nous avons choisi une alternative pour les réseaux complexes.

Lorsque nous créons un réseau de neurones complexe, à savoir un grand nombre de neurones, l'ajout de la plasticité du réseau, du bruit synaptique et des délais axonaux, le logiciel Matlab ne peut nous fournir une comparaison satisfaisante. En effet, la moindre variation des paramètres d'entrées des courants de stimulation, du modèle de neurones ou de synapses modifie le comportement du réseau. L'implémentation Matlab-FPGA nous fournit alors une première étape dans la validation du réseau, à

savoir quel est le nombre de neurones à utiliser, la connectivité du réseau, le pourcentage inhibiteur/excitateur, l'amplitude du bruit, etc... Nous implémentons ensuite ce réseau dans le FPGA et nous comparons son comportement avec des données biologiques.

2.2. Bruit synaptique

Les neurones biologiques se caractérisent par un degré élevé d'irrégularité. L'activité électrique des neurones est loin d'être périodique. Du bruit est intégré dans l'information des neurones à la fois dans la génération des potentiels d'action mais également dans la transmission des signaux synaptiques. Beaucoup d'expériences "in vivo" d'activité neuronale présentent des comportements bruyants et des oscillations de potentiel de membrane sous le seuil. Le bruit provient d'une source intrinsèque qui génère un comportement stochastique au niveau de la dynamique du neurone mais également de sources extrinsèques issues du réseau de neurones et de la transmission des signaux synaptiques [MAN 99]. De plus, une source de bruit, omniprésente, s'ajoute : le bruit thermique. Comme le bruit affecte le calcul neuronal, il existe plusieurs études théoriques visant à comprendre l'impact du bruit sur les propriétés intégratives des neurones [STE 05]. Des modèles théoriques ont alors été développés pour étudier l'effet du bruit dans les neurones. Habituellement, l'activité synaptique est modélisée par une source de bruit (ajout d'un courant) dans le neurone [LEV 68], [TUC 02] ou par une conductivité fluctuante [DES 01], et donc le potentiel de la membrane neuronale est décrit par un processus stochastique. La dynamique neuronale est alors modélisée par des équations différentielles stochastiques. De nombreuses études ont prouvées que cette stochasticité est cruciale pour le comportement dynamique global des neurones [CHO 96], [SCH 98], [WHI 00]. Le bruit joue un rôle bénéfique au moins en induisant une variabilité neuronale [ERM 08], réglant le degré de synchronisation entre les neurones [CAS 03], [BEH 15] et en améliorant la sensibilité des neurones aux stimuli environnementaux [WIE 95]. L'effet sur la synchronisation pourrait également se rapporter à des troubles neuronaux tels que la maladie de Parkinson [HAM 07]. En outre, les études sur la lésion de la moelle épinière ont montré que, en présence de bruit, les potentiels de membrane enregistrés par les neurones des ganglions de la racine dorsale présentent des oscillations sous le seuil haute fréquence conjuguées à des répétitions de spikes ou bursts qui jouent un rôle dans la douleur neuropathique [AMI 99], [LIU 00].

L'exploration du bruit et son effet sur les neurones est un sujet fascinant, qui peut avoir des conséquences profondes. La compréhension de l'effet du bruit est donc cruciale à la fois pour les neurosciences informatiques et pour améliorer les traitements de ces maladies neuronales.

L'article [BON 14] décrit l'implémentation numérique du modèle de neurone de Hodgkin-Huxley. Un nombre aléatoire a été rajouté au courant synaptique afin de reproduire le bruit synaptique. Ce bruit est généré à partir d'une distribution gaussienne de moyenne nulle pour chaque neurone implémenté. Une mémoire ROM est utilisée pour la génération des nombres aléatoires, cela nécessite alors une grande quantité de ressources mémoire. Dans ce travail, nous explorons la faisabilité de la simulation des neurones stochastiques dans les systèmes numériques (FPGA), qui réalise une implémentation du modèle de neurones Touboul qui est un modèle neuronal bidimensionnel avec un diagramme de bifurcation plus riche que le modèle Izhikevich. En outre, les bruits sont générés en créant un courant synaptique bruité provenant de la modélisation la plus proche du bruit synaptique biologique.

2.3. Implémentation numérique

Pour permettre l'activité spontanée et rendre l'activité de notre réseau plus réaliste biologiquement, nous avons implémenté un bruit dans la source de courant du modèle de neurone. Nous utilisons le processus Ornstein-Uhlenbeck qui est l'un des meilleurs modèles pour modéliser le bruit synaptique dans un réseau de neurones [RUD 05].

Le processus d'Ornstein-Uhlenbeck (X_t) est un processus de bruit qui est un processus gaussien avec une variance bornée et qui admet une distribution de probabilité stationnaire. Le processus Ornstein-

Uhlenbeck est stationnaire, gaussien et markovien. Il vérifie l'équation différentielle stochastique suivante:

$$dX_t = \theta(\mu - X_t)dt + \sigma dW_t \quad [9]$$

Où $\theta > 0$, μ et $\sigma > 0$ sont les paramètres et W_t nomme le processus de Wiener.

Le paramètre μ représente l'équilibre ou la valeur moyenne du processus. La variance stationnaire est donnée par :

$$\text{var}(X_t) = \frac{\sigma^2}{2\theta} \quad [10]$$

Cette forme de courant représente une approximation des probabilités d'ouverture et de fermeture des canaux ioniques d'un neurone [TUC 02].

Chaque équation définie dans le domaine continu doit être convertie en un espace discret pour le calcul numérique. La méthode d'Euler permet de résoudre les équations différentielles et d'effectuer un calcul discret. Les équations du modèle Touboul sont ainsi traduites :

$$\left\{ \begin{array}{l} v[n+1] = v[n] + (v[n]^4 + 2av[n] - w[n] + I)\Delta t \end{array} \right. \quad [11]$$

$$\left\{ \begin{array}{l} w[n+1] = w[n] + a(bv[n] - w[n])\Delta t \end{array} \right. \quad [12]$$

Où n est le pas d'itération, Δt pas de calcul et I le courant synaptique.

Pour permettre une diminution des ressources, nous travaillons en virgule fixe. Afin de définir le nombre de bit optimal pour conserver les valeurs tout en diminuant les ressources, nous effectuons plusieurs simulations. Nous avons alors choisi 25 comme nombre de bits dont 13 pour la partie décimale.

L'implémentation numérique de ce bruit dans le courant de stimulation du neurone est traduite par :

$$I[n+1] = I[n] + \theta(\mu - I[n]) \Delta t + \sigma \Delta W[n] \quad [13]$$

2.4. Architecture du système

L'architecture du système est décrite par la figure 6. Le calcul des équations du neurone [GRA 12] s'effectue par les pipelines w et v tandis que le bruit synaptique est créé par le pipeline I . Tous les paramètres des modèles sont stockés dans la mémoire RAM. Un module RS232 a été rajouté afin d'envoyer les paramètres et la topologie du réseau de neurone directement via le PC.

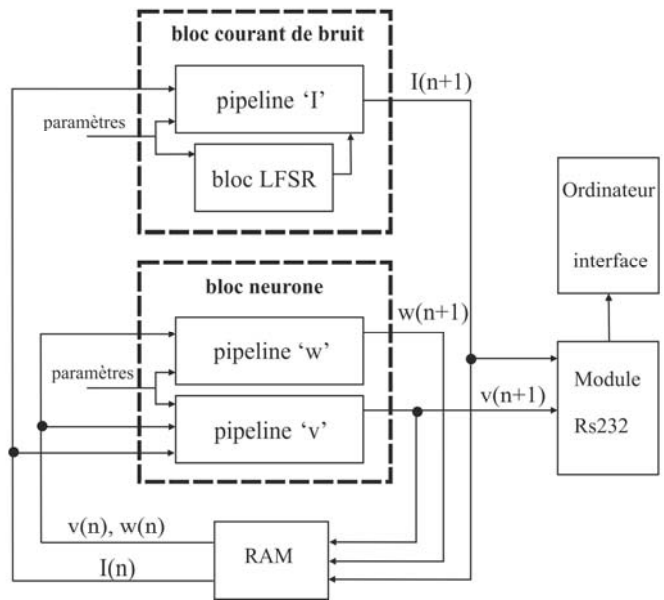


Figure 6. Schéma fonctionnel du neurone biomimétique stochastique

En ce qui concerne l'implémentation du bruit synaptique, nous devons générer des variables aléatoires avec un écart type $\sqrt{\Delta t}$ sur le FPGA. Les variables aléatoires sont utilisées dans les pipelines pour les calculs de courant de bruit. Pour la génération de nombres pseudo-aléatoires, nous avons utilisé des registres à décalage à rétroaction linéaire (LFSR). Les LFSRs sont utilisés en cryptographie pour engendrer des suites de nombres pseudo-aléatoires. En électronique, un LFSR est un registre à décalage dont le bit d'entrée est une fonction linéaire de son état précédent. Un LFSR possède une fonction de rétroaction bien choisie pour produire une séquence de bits qui semble aléatoire et avec un cycle très long. Les implémentations matérielles et logicielles des LFSR sont courantes [DAN 00], notre mise en œuvre d'une distribution unidimensionnelle gaussienne repose sur un travail [STO 13] dans lequel un module VHDL a été créé en utilisant des LFSRs avec des polynômes pour optimiser la longueur de séquence maximale. Ce module a été réglé afin de générer des variables aléatoires normalement distribuées avec l'écart type $\sqrt{\Delta t}$. Comme vous pouvez le voir sur la figure 7, dans le cycle de calcul 3, les variables aléatoires sont utilisées dans les pipelines pour les calculs de courant de bruit.

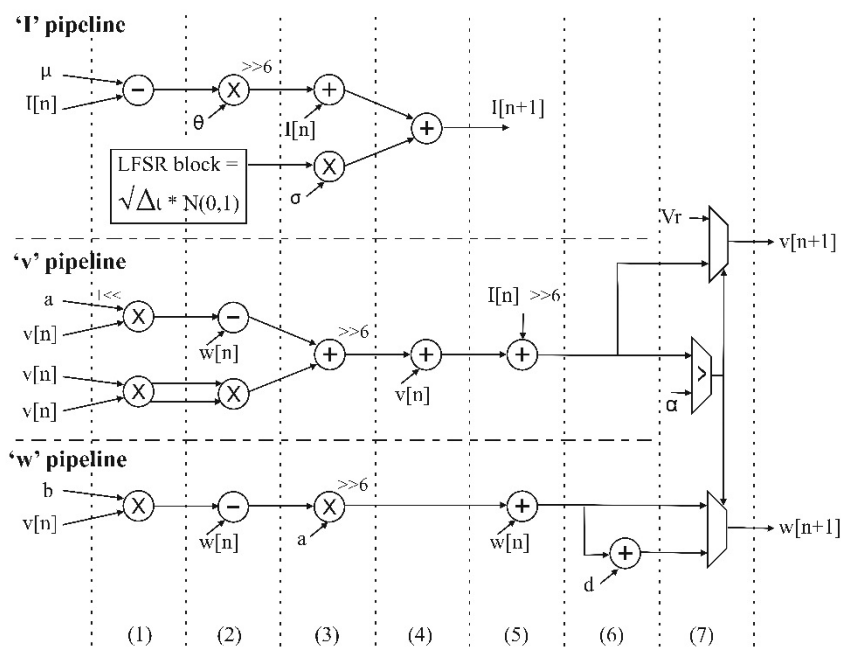


Figure 7. Description des pipelines

2.5. Résultats

Ces neurones biomimétiques stochastiques ont été implémentés sur une carte FPGA équipé d'un Xilinx Virtex 5 (XC5VLX50) [GRA 17]. Les ressources utilisées sont présentées dans le tableau 1. Tous les paramètres des modèles sont stockés dans des blocs RAM et les multiplieurs sont implémentant avec des éléments DSP. Le système fonctionne à une fréquence de 100 MHz. Il est possible de diminuer le nombre de multiplexeurs en partageant physiquement les blocs DSP.

Resources	Utilization	Available
Slice registers	1037 (3%)	28,800
LUTs	1339 (4%)	28,800
DSPs	11 (22%)	48

Tableau 1. Utilisation des ressources du FPGA pour l'implémentation de 14 neurones biomimétiques stochastiques en parallèles

La figure 8 décrit la validation du neurone Touboul avec plusieurs activités neuronales présentes dans le néocortex. Ces comportements (spike frequency adaptation, tonic bursting, tonic spiking et self-sustained sub-threshold oscillations) proviennent directement de la carte FPGA et sont en temps réel et biologique.

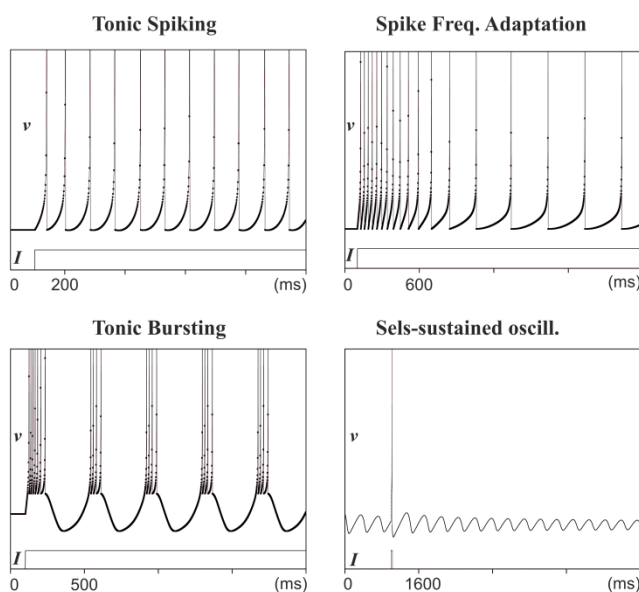


Figure 8. Validation de l'implémentation numérique sous FPGA avec différents dynamiques de neurones

Comme l'illustre la figure 8 plusieurs comportements de neurones corticaux sont reproduits. Tonic Spiking, le neurone peut déclencher des trains périodiques de potentiel d'action sans aucune adaptation; Spike Freq. Adaptation, le neurone déclenche quelques potentiels d'action pendant les premières millisecondes, puis la fréquence diminue jusqu'à devenir constante. Ce phénomène est l'adaptation en fréquence aux impulsions de courant dépolarisantes; Tonic Bursting, ce comportement est un état dynamique où un neurone déclenche à plusieurs reprises bursts de potentiels d'action. Chacun de ces burst est suivi d'une période de repos; Self-sustained oscill., les neurones peuvent montrer des oscillations sous le seuil auto-entretenues qui revêtent une importance particulière dans les neurosciences. La plupart des modèles de neurones comme le modèle Izhikevich par exemple ne peuvent reproduire ce comportement.

Après avoir validé le modèle Touboul, nous ajoutons le bruit à ce modèle pour le rendre plus biomimétique. Les paramètres du modèle Touboul sont conservés et le pas de calcul reste à 1ms.

Comme l'illustre la figure 9A, nous reprenons la dynamique du Tonic bursting décrit précédemment. Dans la Fig. 9B, nous pouvons voir que la source de bruit provoque une variabilité dans la périodicité des potentiels d'action ce qui rend ce neurone artificiel biologiquement plus réaliste. En jouant avec les paramètres du courant de bruit synaptique, nous pouvons plus précisément imiter l'activité neuronale biologique et conserver le rôle prépondérant du bruit dans l'activité neuronale.

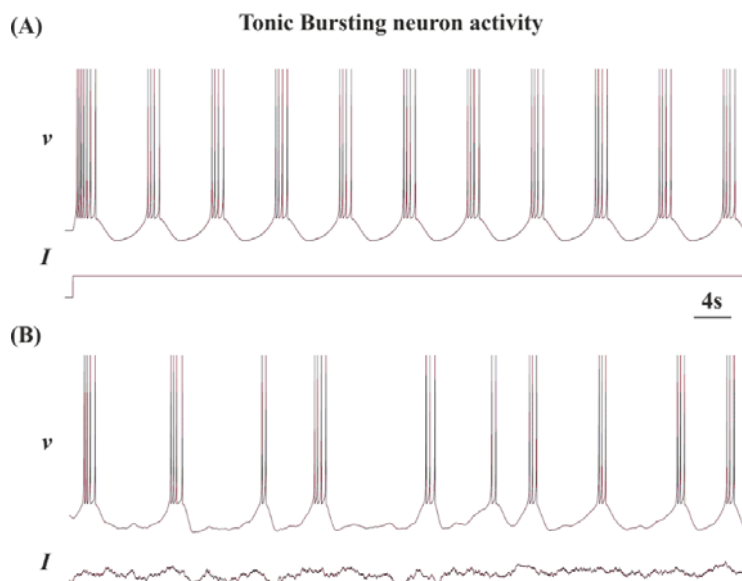


Figure 9. La figure (A) est le comportement d'un neurone Tonic Bursting avec un courant de stimulation fixe. La figure (B) permet de représenter le comportement biologiquement réaliste de ce neurone en ajoutant ce bruit synaptique.

À titre d'exemple d'activité neuronale biologique, nous avons mentionné précédemment que des études sur la lésion de la moelle épinière ont permis de prouver que les potentiels de membrane enregistrés par les neurones des ganglions de la racine dorsale (DRG) présentent des oscillations sous le seuil haute fréquence conjuguées à des répétitions de spikes ou bursts qui jouent un rôle dans la douleur neuropathique. Nous pouvons reproduire cette activité dans un FPGA. La figure 10 décrit un enregistrement matériel dans lequel une activité de bursts intermittents a été reproduite selon l'échelle temporelle et la dynamique d'enregistrement biologique fournie dans [AMI 99] et [LIU 00]. Ce comportement ne peut pas être reproduit par le modèle neuronal sans contribution de bruit.

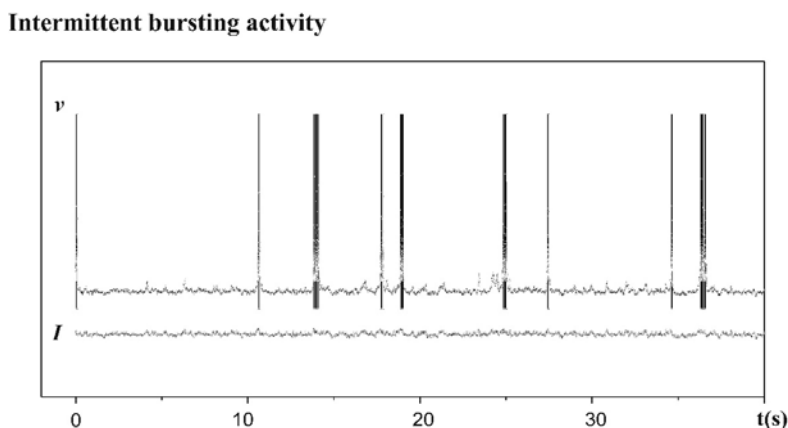


Figure 10. Comportement du neurone biomimétique stochastique avec le mode intermittent bursting. Les valeurs numériques pour l'implémentation numérique sont définis par : $a=1$, $b=-5.5$ $v_r=-3.63$, $d=1$, $\alpha=10$, $\mu=0$, $\sigma=5.5$ et $\theta=0.8$.

3. Conclusion

Une étape clé dans la conception d'un système numérique neuromimétique est d'ajouter l'effet de facteurs stochastiques, un terme aléatoire qui crée de petites différences entre les neurones, ce qui rend le neurone artificiel plus biologiquement plausible. Dans ce chapitre, cette stochasticité a été ajoutée par une source de bruit dans le neurone utilisant le modèle Touboul en utilisant un processus d'Ornstein-Uhlenbeck. La première étape a consisté à choisir un modèle neuronal efficace qui nécessitait peu de ressources pour sa mise en œuvre numérique. La topologie et la mise en œuvre matérielle de ces neurones artificiels ont été intégrées dans un FPGA. Cette approche utilise le calcul numérique pour imiter le comportement des neurones individuels en utilisant une opération arithmétique à point fixe. Enfin, le système a été validé en reproduisant plusieurs dynamiques de neurones corticaux puis en ajoutant le bruit synaptique qui permet d'élargir la gamme de comportement et de permettre d'améliorer la bio-plausibilité du système artificiel.

Par rapport aux circuits analogiques, les conceptions numériques sous FPGA sont stables, évolutives et flexibles, et constituent donc une plate-forme idéale pour analyser l'influence du bruit synaptique sur les neurones. Ce système artificiel biomimétique permet également la conception d'un réseau hybride incorporant à la fois du silicium et des neurones biologiques. La perspective à court terme de ce travail est d'améliorer la technique hybride, également appelée «clamp dynamique» qui consiste à connecter des neurones artificiels et biologiques pour étudier la fonction des circuits neuronaux à l'aide de matrices de microélectrodes, à la fois «in vitro» et «in vivo». Tous ces systèmes neuromorphiques vont nous permettre d'explorer de nouvelles voies de recherche qu'elles soient sur les maladies neurodégénératives ou sur des tâches d'ingénieries et sur l'humain augmenté.

Bibliographie

- [AMB 13] AMBROISE M., LEVI T., JOUCLA S., YVERT B., SAÏGHI S., « Real-time biomimetic Central Pattern Generators in an FPGA for hybrid experiments », *Frontiers in Neurosciences*, 7:215, November 2013
- [AMB 17] AMBROISE M., BUCCELLI S., GRASSIA F., PIROG A., BORNAT Y., CHIAPPALONE M., LEVI T., « Biomimetic neural network for modifying biological dynamics during hybrid experiments », *Journal on Artificial Life and Robotics*, 22:3, 398-403, September 2017
- [AMI 99] AMIR R., MICHAELIS M., DEVOR M., « Membrane Potential Oscillations in Dorsal Root Ganglion Neurons: Role in Normal Electrogenesis and Neuropathic Pain », *Journal of Neuroscience*, October 1, 1999.
- [ART 12] ARTHUR J., MEROLLA P., AKOPYAN F., ALVAREZ R., CASSIDY A., CHANDRA S., ESSER S., IMAM N., RISK W., RUBIN D., MANOHAR R., MODHA D., « Building block of a programmable neuromorphic substrate : A digital neurosynaptic core », *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2012
- [BAR 12] BAREKET-KEREN L., HANEIN Y., « Carbon nanotube-based multi electrode arrays for neuronal interfacing: progress and prospects », *Frontiers in neural circuits*, 6, 2012
- [BEH 15] BÉHURET, S., DELEUZE, C., BAL, T., « Corticothalamic Synaptic Noise as a Mechanism for Selective Attention in Thalamic Neurons », *Front. Neural Circuits*, 2015
- [BIN 06] BINCZAK S., JACQUIR S., BILBAULT JM., KAZANTSEV V., NEKORKIN V., « Experimental study of electrical fitzhugh-nagumo neurons with modified excitability ». *Neural Networks*, 19(5):684–693, 2006
- [BON 13] BONIFAZI P., DIFATO F., MASSOBRIO P., BRESCHI GL., PASQUALE V., LEVI T., GOLDIN M., BORNAT Y., TEDESCO M., BISIO M., KANNER S., GALRON R., TESSADORI J., TAVERNA S., CHIAPPALONE M., « In vitro large-scale experimental and theoretical studies for the realization of bi-directional brain-prostheses », *Frontiers in Neural Circuits*, 7:40, March 2013
- [BON 14] BONABI S., ASGHARIAN H., BAKHTIARI R., SAFARI S., AHMADABADI M., « FPGA implementation of a cortical network based on the Hodgkin-Huxley neuron model », *Iconip*, 8:1–12, 2014
- [CAS 03] CASADO, J.M., « Synchronization of two Hodgkin-Huxley neurons due to internal noise », *Phys. Lett. A*, vol. 310, no. 5–6, pp. 400-406, 2003

- [CAS 11] CASSIDY A., ANDREOU A., GEORGIU J., « Design of a one million neuron single FPGA neuromorphic system for real-time multimodal scene analysis », *45th Annual Conference on Information Sciences and Systems, CISS 2011*, pp 2–7, 2011
- [CHO 96] CHOW, C.C., WHITE, J.A., « Spontaneous action potentials due to channel fluctuations », *Biophys. J.*, 71 3013–3021, 1996
- [DAN 00] DANGER, J. L., GHAZEL, A., BOUTILLON, E., LAAMARI, H., « Efficient FPGA implementation of Gaussian noise generator for communication channel emulation », *IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems*, vol. 1, pp. 366-369, 2000
- [DES 01] DESTEXHE, A., RUDOLPH, M., FELLOUS, J.-M., SEJNOWSKI, T.J., « Fluctuating synaptic conductances recreate in vivo-like activity in neocortical neurons », *Neuroscience*, 107(1): 13-24, 2001
- [ERM 08] ERMENTROUT, G.B., GALÁN, R.F., URBAN, N.N., « Reliability, synchrony and noise », *Trends Neurosci.*, vol. 31, no. 8, pp. 428-434, 2008
- [FER 13] FERNANDEZ-VARGAS J., PFAFF H., RODRÍGUEZ F., VARONA P., « Assisted closed-loop optimization of SSVEP-BCI efficiency », *Frontiers in neural circuits*, 7, 2013
- [FUR 13] FURBER S., LESTER D., PLANA L., GARSIDE J., PAINKRAS E., TEMPLE S., BROWN A., « Overview of the SpiNNaker system architecture », *IEEE Transactions on Computers*, 62(12):2454–2467, 2013
- [GEO 13] GEORGE S., HASLER J., KOZIOL S., NEASE S., RAMAKRISHNAN S., « Low Power Dendritic Computation for Wordspotting », *Low Power Electronics and Applications*, vol. 3, pp. 73-98, 2013
- [GIR 07] GIRAU B., TORRES-HUITZIL C., « Massively distributed digital implementation of an integrate-and-fire legion network for visual scene segmentation », *Neurocomputing*, 70(7-9):1186–1191, 2007
- [GRA 11] GRASSIA F., BUHRY L., LEVI T., TOMAS J., DESTEXHE A., SAÏGHI S., « Tunable neuromimetic integrated system for emulating cortical neuron models », *Frontiers in Neurosciences*, 5:134, December 2011
- [GRA 12] GRASSIA, F., LEVI, T., KOHNO, T., SAÏGHI, S., « Silicon neuron: digital hardware implementation of the quartic model », *Artif Life Robotics*, 2014
- [GRA 17] GRASSIA F., KOHNO T., LEVI T., « Digital hardware implementation of a stochastic two-dimensional neuron model », *Journal of Physiology-Paris*, February 2017
- [HAM 07] HAMMOND, C., BERGMAN, H., BROWN P., « Pathological synchronization in Parkinson's disease: Networks, models, and treatments », *Trends Neurosci.*, vol. 30, no. 7, pp. 357-364, 2007
- [HAS 07] HASLER P., KOZIOL S., FARQUHAR E., BASU A., « Transistor channel dendrites implementing hmm classifiers », *In International Symposium on Circuits and Systems*, pages 3359–3362, 2007
- [HOC 12] HOCHBERG LR., BACHER D., JAROSIEWICZ B., MASSE N., SIMERAL J., VOGEL J., HADDADIN S., LIU J., CASH S., VAN DER SMAGT P., DONOGHUE J.P., « Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm », *Nature Methods*, 485, 372-375, 2012
- [HOD 52] HODGKIN AL., HUXLEY AF, « A quantitative description of membrane current and its applications to conduction and excitation in nerve », *The Journal of Physiology* 117:500-544, 1952.
- [IND 07] INDIVERI G., FUSI S., « Spike-based learning in VLSI networks of integrate-and fire neurons », *In International Symposium on Circuits and Systems*, pages 3371–3374, 2007
- [IZH 03] IZHIKEVICH E.M., « Simple model of spiking neurons », *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.14, no.6, pp. 1569- 1572, 2003.
- [IZH 04] IZHIKEVICH E.M., « Which model to use for cortical spiking neurons », *IEEE Transactions on Neural Networks*, 15, 1063-1070, 2004
- [JOU 16] JOUCLA S., AMBROISE M., LEVI T., LAFON T., CHAUVET P., SAÏGHI S., BORNAT Y., LEWIS N., RENAUD S., YVERT B., « Generation of Locomotor-Like Activity in the Isolated Rat Spinal Cord Using Intraspinal Electrical Microstimulation Driven by a Digital Neuromorphic CPG », *Frontiers in Neurosciences*, 10:67, February 2016
- [JUN 01] JUNG R., BRAUER E., ABBAS J., « Real-time Interaction Between a Neuromorphic Electronic Circuit and the Spinal Cord », *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.*, 9(3):319-26, 2001
- [JUN 15] JUNG R., HORCH K., ABBAS J., PHILLIPS S., BAKKALOGLU B., KIM S., « Communication Interface for Sensory Stimulation », *U.S. Patent No. 9,026,224 B2*, 2015

- [KOH 16] KOHNO T., SEKIKAWA M., LI J., NANAMI T., AIHARA K., « Qualitative-Modeling-Based Silicon Neurons and Their Networks », *Frontiers in Neuroscience*, Vol. 10, No.273, pp. 1-16, Jun., 2016.
- [LEM 02] LE MASSON G., RENAUD-LE MASSON S., DEBAY D., BAL T., « Feedback inhibition controls spike transfer in hybrid thalamic circuits », *Nature*, 417, 854–858, 2002
- [LEV 68] LEVITAN, H., SEGUNDO, J.P., MOORE, G.P., PERKEL, DH, « Statistical analysis of membrane potential fluctuations », *Biophys. J.* 8: 1256-1274, 1968
- [LEV 08] LEVI T., LEWIS N., SAIGHI S., TOMAS J., BORNAT Y., RENAUD S., « Neuromimetic Integrated Circuits », *Chap. 12 in VLSI Circuits for Biomedical Applications*, Artech House, Boston, pp. 241-264, 2008
- [LEV 09] LEVI T., BECHE JF., BONNET S., GUILLEMAUD R., « IP-based toolbox for digital signal processing reuse: Application to Real-time Spike sorting », *Design&Reuse Articles*, n°21034, 2009
- [LEV16] LEVI T AND FUJII T, « Microfluidic neurons: a new way in neuromorphic engineering? », *Micromachines*, 7:146, August 2016
- [LEV17] LEVI T, KHOYRATEE F, SAIGHI S, IKEUCHI Y, « Digital implementation of Hodgkin–Huxley neuron model for neurological diseases studies », *Journal on Artificial Life and Robotics*, 1-5, September 2017
- [LIU 00] LIU, C-N., MICHAELIS, M., AMIR, R., DEVOR, M., « Spinal Nerve Injury Enhances Subthreshold Membrane Potential Oscillations in DRG Neurons: Relation to Neuropathic Pain », *J Neurophysiol* 84:205-215, 2000
- [LIU 04] LIU S., DOUGLAS R., « Temporal coding in a silicon network of integrate-and fire neurons », *Transactions on Neural Networks*, 15(5):1305–1314, 2004
- [MAH 91] MAHOWALD M., DOUGLAS R., « A silicon neuron », *Nature*, 354, 515–518, 1991
- [MAN 99] MANWANI, A. KOCH, C., « Detecting and estimating signals in noisy cable structures, I: Neuronal noise sources », *Neural Computation*, 11:1797–1829, 1999
- [MAR 12] MARKRAM H., « The Human Brain Project », *Scientific American* 306, 50-55, 2012
- [MIS 10] MISRA J., SAHA I., « Artificial neural networks in hardware: A survey of two decades of progress », *Neurocomputing*, 74(1-3):239–255, 2010
- [NAN 16] NANAMI T., KOHNO T., « Simple cortical and thalamic neuron models for digital arithmetic circuit implementation », *Frontiers in Neuroscience*, Vol. 10, No.181, pp. 1-12, May, 2016
- [NAZ 15] NAZARI S., AMIRI M., FAEZ K., AMIRI M., « Multiplier-less digital implementation of neuron–astrocyte signalling on FPGA », *Neurocomputing*, 164:281–292, 2015
- [NIC 09] NICOLELIS M., LEBEDEV M., « Principles of neural ensemble physiology underlying the operation of brain-machine interfaces », *Nature Reviews Neuroscience*, 10, 530-540, 2009
- [NIS 13] NISHIMURA Y., PERLMUTTER S., FETZ E., « Restoration of upper limb movement via artificial corticospinal and musculoskeletal connections in a monkey with spinal cord injury », *Frontiers in neural circuits*, 7, 2013
- [OPR 12] OPRIS I., FUQUA J., HUETTL P., GERHARDT G., BERGER T., HAMPSON R., DEADWYLER S., « Closing the loop in primate prefrontal cortex: inter-laminar processing », *Frontiers in neural circuits*, 6, 2012
- [PIM 13] PIMASHKIN A., GLADKOV A., MUKHINA I., KAZANTSEV V., « Adaptive enhancement of learning protocol in hippocampal cultured networks grown on multielectrode arrays », *Frontiers in neural circuits*, 7, 2013
- [POT 14] POTTER S., EL HADY A., FETZ E., « Closed-loop neuroscience and neuroengineering », *Frontiers in Neural Circuits*, 8:2013–2015, 2014
- [QIA 15] QIAO N., MOSTAFA H., CORRADI F., OSSWALD M., STEFANINI F., SUMISLAWSKA D., INDIVERI G., « A reconfigurable on-line learning spiking neuromorphic processor comprising 256 neurons and 128K synapses », *Frontiers in neuroscience*, 9:141, 2015
- [RAJ 16] RAJANGAM S., TSENG P-H., YIN A., LEHEW G., SCHWARZ D., LEBEDEV M., NICOLELIS M., « Wireless Cortical Brain-Machine Interface for Whole-Body Navigation in Primates », *Scientific Reports* 6, Article number: 22170, 2016
- [RAS 13] RAST A., PARTZSCH J., MAYR C., SCHEMMELE J., HARTMANN S., PLANA L., TEMPLE S., LESTER D., SCHUFFNY R., FURBER S., « A location-independent direct link neuromorphic interface », *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2013

- [RIC 09] RICE K., BHUIYAN M., TAHA T., VUTSINAS C., SMITH M., « FPGA Implementation of Izhikevich Spiking Neural Networks for Character Recognition », *International Conference on Reconfigurable Computing and FPGAs*, pages 451–456, 2009
- [ROB 13] ROBINSON J., JORGOLLI M., PARK H., « Nanowire electrodes for high-density stimulation and measurement of neural circuits », *Frontiers in neural circuits*, 7, 2013
- [RUD 05] RUDOLPH M., DESTEXHE A., « An extended analytic expression for the membrane potential distribution of conductance-based synaptic noise », *Neural Computation*, 17(11):2301–2315, 2005
- [SAB 12] SABARAD J., KESTUR S., PARK M., DANTARA D., NARAYANAN V., CHEN Y., KHOSLA D., « A reconfigurable accelerator for neuromorphic object recognition », *Proceedings of the Asia and South Pacific Design Automation Conference, ASP-DAC*, pages 813–818, 2012
- [SAI 00] SAIGHI S., « Circuits et systèmes de modélisation analogique de réseaux de neurones biologiques: application au développement d'outils pour les neurosciences computationnelles », *Thèse Université Bordeaux*, 2000
- [SCH 98] SCHNEIDMAN, E., FREEDMAN, B., SEGEV, I., « Ion channel stochasticity may be critical in determining the reliability and precision of spike timing », *Neural Computation* 10 1679–1703, 1998
- [SCH 07] SCHEMMELE J., BRUDERLE D., MEIER K., OSTENDORF B., « Modeling synaptic plasticity within networks of highly accelerated I&F neurons », *In International Symposium on Circuits and Systems*, pages 3367–3370, 2007
- [SOR 04] SORENSEN M., DEWEERTH S., CYMBALYUK G., CALABRESE R., « Using a hybrid neural system to reveal regulation of neuronal network activity by an intrinsic current », *The Journal of Neuroscience*, 24(23):5427–5438, 2004
- [STE 05] STEIN, R.B., GOSSEN, E.R., JONES, K.E., « Neuronal variability: noise or part of the signal? », *Nature Reviews Neuroscience* 6, 389–397, 2005
- [STO 13] STOREY, T., « Pseudo Random Number Generator with Linear Feedback Shift Registers (VHDL) », Available at: <https://eewiki.net/pages/viewpage.action?pageId=10125438>, 2013
- [TOU 08] TOUBOUL, J., « Bifurcation analysis of a general class of nonlinear integrate-and-fire neurons », *SIAM J Appl Math* 68(4):1045–1079, 2008
- [TUC 02] TUCKWELL H.C., WAN F.Y.M., ROSPARS J.P., « A spatial stochastic neuronal model with Ornstein–Uhlenbeck input current », *Biol. Cybern.* 86, 137–145, 2002
- [VOG 04] VOGELSTEIN R., U. MALLIK U., G. CAUWENBERGHS G., « Silicon spike-based synaptic array and address-event transceiver », *In International Symposium on Circuits and Systems*, pages 385–388, 2004
- [WAL 12] WALTER A., MURGUIALDAY A., SPÜLER M., NAROS G., LEÃO M., GHARABAGHI A., ROSENSTIEL W., BIRBAUMER N., BOGDAN M., « Coupling BCI and cortical stimulation for brain-state-dependent stimulation : methods for spectral estimation in the presence of stimulation after-effects », *Frontiers in neural circuits*, 6, 2012
- [WAN 13] WANG R., COHEN G., STIEFEL K., HAMILTON T., TAPSON J., VAN SCHAİK A., « An FPGA Implementation of a Polychronous Spiking Neural Network with Delay Adaptation », *Frontiers in Neuroscience*, 7:1–14, 2013
- [WHI 00] WHITE, J.A., RUBINSTEIN, J.T., KAY A.R., « Channel noise in neurons », *TINS* 23 131–137, 2000
- [WIE 95] WIESENFELD, K., MOSS F., « Stochastic resonance and the benefits of noise: From ice ages to crayfish and squids », *Nature*, vol. 373, pp. 33–36, 1995
- [YAN 03] YANG F., PAINDAVOINE M., « Implementation of an RBF neural network on embedded systems: real-time face tracking and identity verification », *IEEE Transaction on Neural Networks*, 14(5):1162–1175, 2003