Un modèle générique de neurone impulsionnel adapté à la simulation événementielle

Olivier Rochel, Dominique Martinez

Un modèle générique de neurone impulsionnel adapté à la simulation événementielle

Olivier Rochel, Dominique Martinez
LORIA - INRIA Lorraine
Campus scientifique B.P. 239
F-54506 Vandœuvre-lès-Nancy Cedex
E-mail : {rochel,dmartine}@loria.fr

Résumé

Cet article présente un cadre formel décrivant un modèle de neurone impulsionnel adapté à la simulation événementielle de réseaux de neurones. Tous les neurones impulsionnels pour lesquels le prochain temps d'émission de l'impulsion est calculable analytiquement peuvent être décrits par ce formalisme. Le neurone 'integrate and fire' et le neurone quadratique en sont deux exemples particuliers. Ce cadre formel a l'avantage de permettre une certaine flexibilité dans le choix des neurones indépendamment d'une plate-forme de simulation événementielle fixée.

1 Introduction

Les neurones impulsionnels sont des systèmes dynamiques à temps continu qui communiquent par l'intermédiaire d'impulsions. L'information est, dans ce type de codage, complétement contenue dans les temps d'émission des impulsions. Ces modèles de neurones ont été introduit comme simplification extrême du comportement des neurones biologiques, les impulsions étant analogues aux potentiels d'action. Le modèle 'integrate and fire' [MB98] en est l'exemple le plus utilisé. Cependant il rend difficilement compte de certaines constatations biologiques comme par exemple la pésence d'oscillations sous le seuil. C'est la raison pour laquelle d'autres modèles ont été introduit récemment, en particulier le neurone 'resonate and fire' [Izh01], le neurone 'bifurcation' [GF01] ou le neurone quadratique [HM01, GK02]. Pour simuler des réseaux de tels neurones, une approche événementielle, pour laquelle la simulation est dirigée par l'occurence des émissions et réceptions d'impulsions, est préférable à une approche basée sur l'intégration numérique des équations différentielles régissant la dynamique propre des neurones [LF01, GA99, Wat93, MG00] . Malheureusement, il n'existe pas de modèle générique permettant de prendre en compte ces différents modèles et éventuellement d'autre, tout en étant adapté à la simulation évènementielle de réseaux de neurones. Un neurone du type 'Spike Response Model' [MB98, GK02] est bien générique mais malheureusement mal adapté à une approche événementielle car le temps de la prochaine impulsion n'est pas donné explicitement dans le cas général. Dans cet article, nous présentons un cadre formel décrivant un modèle de neurone impulsionnel générique adapté à la simulation événementielle de réseaux. Nous prenons l'exemple d'un neurone 'integrate and fire' pour montrer comment des neurones de ce type peuvent être décrit dans le cadre de ce modèle.

2 Modèle de neurone impulsionnel

L'approche événementielle pour la simulation de réseaux de neurones impulsionnels est depuis longtemps reconnue comme efficace et bien adaptée à la modélisation des impulsions (équivalentes à des événements) [Wat93, LC94]. Le principe d'une telle approche est de gérer des événements que l'on traite un par un en respectant la cohérence temporelle (ie l'ordre d'occurence). Pour la simulation de neurones impulsionnels, deux types d'événements sont possibles :

- L'émission d'une impulsion par un neurone.
- La réception d'une impulsion, via une synapse donnée, par un neurone.

La simulation d'un réseau se fait donc en répétant les étapes suivantes :

- Trouver l'événement prioritaire, donc le plus imminent.
- S'il s'agit d'une réception, on évalue la réponse du neurone recevant l'impulsion.
- S'il s'agit d'une émission, on recalcule l'état du neurone émettant l'impulsion. Pour chaque connexion partant de ce neurone, on programme un événement correspondant à la réception de l'impulsion, compte tenu du délai de transmission.

Un modèle de neurone adapté à une telle simulation événementielle doit fournir les fonctions nécessaire à cette approche : temps d'émission spontanée, réponse à une impulsion et réponse à une émission.

On définit donc un neurone i comme un ensemble $\{x_i, r_i, s_i, \tilde{t}_i\}$, où

- $x_i \in X$ est la variable d'état du neurone et X l'espace d'état,
- $r_i : X \times S \times \mathbb{R} \mapsto X$ est la fonction caractérisant la modification de l'état du neurone lors de la réception d'une impulsion via une certaine synapse $s \in S$ avec S l'ensemble des synapses, au temps $t_r \in \mathbb{R}$.
- $s_i : X \mapsto X$ est la fonction caractérisant la modification de x_i lors de l'émission d'une impulsion,
- $\tilde{t}_i : X \mapsto \mathbb{R}^+ \cup \{+\infty\}$ donne le temps de la prochaine émission (en supposant l'absence d'interactions avec d'autres neurones du réseau).

Une simplification apparait s'il est possible d'utiliser le temps de la prochaine émission comme variable d'état. Dans ce cas, la fonction $\tilde{t}_i$ devient inutile (voir par exemple [LC94]). Dans le cas général toutefois, $\tilde{t}_i$ n'est pas bijective. De plus, l'ajout de $\{+\infty\}$ est nécessaire si aucune émission spontanée n'est prévue pour certains états.

3 Application au neurone 'integrate-and-fire'

Nous illustrons maintenant l'application de ce cadre formel pour un neurone impulsionnel classique, le neurone intègre-et-tire à fuite (voir [MB98] pour une description plus précise). Ce neurone est caractérisé par une variable d'état V_i, analogue à un potentiel de membrane, et une condition de seuil : si V_i franchit un seuil θ, le neurone émet une impulsion et son potentiel V_i est réinitialisé à une valeur V_r. La réception d'une impulsion se traduit par un saut de potentiel instantané d'une amplitude égale au poids w_{ij}

de la synapse correspondante. Nous supposerons d'autre part que le neurone i est soumis à un courant I_i constant et suffisant pour obtenir une émission périodique spontanée en l'absence de toute interaction avec d'autres neurones ($I_i > \theta$). Entre deux émissions, la dynamique du potentiel V_i d'un neurone i est donnée par l'équation différentielle suivante :

$$\frac{dV_i}{dt} = -V_i + I_i + I_{syn} \tag{1}$$

où $I_{syn} = \sum_j w_{ij} \sum_f \delta(t - t_j^f)$ correspond aux sauts de potentiels induits par la réception d'impulsions aux temps t_j^f via les synapses w_{ij} Pour placer cette description dans le cadre formel présenté en 2, la variable d'état du neurone devient un vecteur $x_i = \begin{bmatrix} V_i^0 \\ t_i^0 \end{bmatrix}$ où t_i^0 mémorise le temps de la dernière interaction (réception ou émission d'une impulsion) et V_i^0 le potentiel $V(t_i^0)$. De plus, on assimile ici une synapse à son poids w_{ij}. Dans ce cas, les fonctions r_i, s_i et $\tilde{t}_i$ s'expriment :

$$r_i(x_i, w_{ij}, t_r) = \begin{bmatrix} V_i(t_r) + w_{ij} \\ t_r \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$s_i(x_i) = \begin{bmatrix} V_r \\ \tilde{t}_i(x_i) \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$\tilde{t}_i(x_i) = \begin{cases} t_i^0 & \text{si } V_i^0 \geq \theta \text{ ,} \\ t_i^0 + log\left(\frac{I_i - V_i^0}{I_i - \theta}\right) & \text{sinon.} \end{cases} \tag{4}$$

où $V_i(t_r)$ est donné en intégrant l'équation (1), soit $V_i(t_r) = I_i + \exp\left(t_i^0 - t_r\right)\left(V_i^0 - I_i\right)$.

4 Discussion

La motivation principale de ce travail est le besoin d'un cadre générique adapté à l'étude du codage impulsionnel, relativement flexible, et assurant une garantie de simulation efficace. Le besoin de flexibilité est double :

- il doit être possible d'adapter des modèles utilisés classiquement, pour lesquels de nombreux résultats existent, en particulier pour des modèles d'origine biologiques. Ainsi, dans l'approche proposée en 2, il est possible d'utiliser un neurone quadratique, similaire au neurone 'integrate-and-fire' présenté en 3, dont la dynamique est donnée sur le modèle de l'équation 1 par $\frac{dV_i}{dt} = V_i^2 + I_i + I_{syn}$. Ce modèle est équivalent à un modèle de neurone biologique de type I canonique [GK02].
- l'étude du codage impulsionnel est facilitée lorsqu'on peut analyser directement la réponse temporelle d'un neurone (par ex. en terme de phase) à une interaction impulsionnelle, comme par exemple dans [MS90].

La principale limitation du modèle est l'absence de correspondance simple avec certain des modèles les plus courant (ie, Spike Response Models), pour lesquels il n'est pas possible de calculer analytiquement la solution du temps de passage au seuil. L'utilisation de méthodes numériques (ex : Newton) pour calculer ce temps est cependant une possibilité (cf [LF01].

Une autre difficulté lorqu'on utilise la version événementielle d'un modèle à base de potentiel continu, est d'analyser les variations du potentiel (analyse fréquencielle du potentiel moyen par exemple), puisqu'on ne dispose de mesures du potentiel qu'aux temps de réception ou d'émission. Une solution simple consiste à retrouver a posteriori l'évolution du potentiel à partir de la liste des événements et des équations d'évolution du potentiel entre ces temps précis.

Finalement, cette approche offre un cadre adapté à des projets où contraintes temps-réel et modélisation de mécanismes neuronaux biologiques se rejoignent. En effet, elle permet :

- une certaine flexibilité dans les choix de modèles de neurones, indépendamment d'une plate-forme de simulation événementielle fixée,
- l'utilisation dans un même réseau de plusieurs types de neurones,
- de bonnes performances des implantations logicielles, avec de bonne perspectives pour des accélérations matérielles.

En particulier, nous souhaitons l'exploiter dans le cadre d'une action de recherche coopérative (NOSE : Neuromimetic Olfactory SEnsing[1]) où nous développons un système inspiré du système olfactif pour une application en robotique autonome. Pour cela, une plate-forme de simulation efficace, basée sur l'approche décrite dans cet article, a été développée. Elle est actuellement en cours de validation, et sera diffusée prochainement.

Références

[GA99] Cyprian Grassmann and Joachim K. Anlauf. Fast digital simulation of spiking neural networks and neuromorphic integration with spikelab. *International Journal of Neural Systems, Vol9, No. 5 473–478*, 1999.

[GF01] G.Lee and N.H. Farhat. The bifurcation neuron network 1. *Neural Networks 14 115-131*, 2001.

[GK02] Wulfram Gerstner and Werner Kistler. *Spiking Neuron Models : Single Neurons, Populations, Plasticity*. Cambridge University Press, 2002.

[HM01] D. Hansel and G. Mato. Existence and stability of persistent states in large neuronal networks. *Physical Review Letters 86(18)*, 2001.

[Izh01] Eugene M. Izhikevich. Resonate-and-fire neurons. *Neural Networks, 14 :883-894*, 2001.

[LC94] C. Lehmann and M. Cotrell. S.l.i.f. : un modèle stochastique d'une population de neurones. *Proc. Neurosciences et sciences de l'ingenieur (NSI)*, 1994.

[LF01] Geehyuk Lee and Nabil H. Farhat. The double queue method : a numerical method for integrate-and-fire neuron networks. *Neural Networks 14 921–932*, 2001.

[MB98] Wolfgang Maass and Christopher M. Bishop. *Pulsed Neural Networks*. MIT Press, 1998.

[MG00] Maurizio Mattia and Paolo Del Giudice. Efficient event-driven simulation of large networks of spiking neurons and dynamical synapses. *Neural Computation 12,2305-2329*, 2000.

[MS90] R.E. Mirollo and S.H. Strogatz. Synchronization of pulse-coupled biological oscillators. *SIAM J. Appl. Math. Vol. 50, No 6, pp 1645–1662*, 1990.

[Wat93] L. Watts. Event-driven simulation of networks of spiking neurons. *Proceedings of the Sixth Neural Information Processing Systems Conference, pp. 927-934.*, 1993.

[1] http ://www.loria.fr/~rochel/nose/