

Réjection du bruit dans des populations de neurones synchronisés

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

Nous étudions dans cet article un nouveau modèle de codage temporel par ordre de décharge en présence de neurones bruités. Le modèle proposé n'est pas basé sur un asynchronisme entre neurones mais entre populations de neurones ; une population de neurones étant définie comme l'ensemble des neurones dont l'activité est synchronisée. L'ordre relatif dans lequel les populations sont synchronisées est utilisé comme exemple de codage temporel. Nous montrons que la synchronisation des neurones d'une même population amène une certaine robustesse vis à vis du bruit.

1 Introduction

Il est connu que les neurones biologiques sont des systèmes dynamiques à temps continu qui communiquent par l'intermédiaire d'impulsions, appelées potentiels d'action ou 'spikes'. Ainsi, les neurones déchargent avec une latence plus ou moins longue et dépendante de l'activation qu'ils reçoivent. Avec ce type de codage, la transformation se fait du domaine analogique vers le domaine temporel. Un neurone biologique peut émettre des potentiels d'action de façon très irrégulière en présence d'une activation constante. Cette irrégularité dans le profil de décharge est imputée à du bruit intervenant dans le neurone – bruit pouvant être d'origine interne, causé par exemple par les fluctuations d'ouverture et de fermeture des canaux ioniques membranaires, ou d'origine externe provenant d'autres neurones et de perturbations issues de l'environnement –.

Un important domaine de recherche en neuroscience est d'élucider le moyen par lequel les neurones biologiques, qui sont des éléments de calcul bruités, encodent néanmoins l'information sensorielle de façon robuste. Il était généralement accepté jusqu'à maintenant que seule la fréquence d'émission des impulsions véhicule l'information utile. On peut alors faire l'analogie entre un neurone biologique et un convertisseur électronique sigma-delta qui reconstruit le signal en moyennant les bits transmis sur une certaine période de temps. Afin d'éliminer le bruit de quantification, le convertisseur sigma-delta fonctionne par sur-échantillonnage à des fréquence de l'ordre de 100 fois la fréquence

maximale du signal [1]. La technique de sur-échantillonnage est cependant en contradiction avec le fait que les neurones biologiques sont des dispositifs très lents, fonctionnant à des fréquences de quelques centaines de Hertz, et que les temps de réaction humains sont trop courts pour permettre un moyennage temporel [7]. Dans un contexte de traitement rapide de l'information, de nombreuses données expérimentales ont cependant mis en évidence le rôle de la structure temporelle des impulsions dans le codage neuronal [4].

D'autres types de codage ne prenant en compte que quelques spikes ont alors été proposés comme alternative, par exemple un codage par ordre de décharge utilisant l'asynchronisme entre les neurones [8]. Plusieurs modèles de réseaux de neurones artificiels basés sur ce codage ont montré qu'il est possible d'effectuer des tâches de reconnaissance visuelle extrêmement rapidement avec seulement un spike par neurone, e.g. [8, 5]. Malheureusement, tous ces modèles utilisent des neurones impulsionnels non bruités et les performances du codage par ordre de décharge des neurones se dégradent très rapidement en présence de bruit. Afin d'amener une certaine robustesse vis à vis du bruit, nous proposons dans cet article un nouveau modèle de codage par ordre de décharge qui n'est pas basé sur un asynchronisme entre neurones mais entre populations de neurones. Une population de neurones est définie dans cet article comme l'ensemble des neurones dont l'activité est synchronisée. Ainsi l'ordre relatif dans lequel les populations sont synchronisées est utilisé comme exemple de codage temporel.

2 Description du modèle

Notre système est composé de plusieurs populations de neurones où chaque population P_i est défini par l'ensemble des neurones i dont l'activité est synchronisée. Le modèle de neurone utilisé est un neurone à intégration et tirage. Chaque neurone i est caractérisé par un potentiel de membrane V_i dont la dynamique est décrit par l'équation différentielle suivante

$$\tau \frac{dV_i}{dt} = -V_i + K \sum_{i \in P_i} \sum_f \delta(t - t_i^f) + I_i(t) \quad (1)$$

où $I_i(t)$ représente un signal d'entrée analogique au temps t et τ est une constante de temps fixée a priori. Dans l'équation (1), i représente les indices des neurones de la population P_i . t_j^f , $f=1,2, \dots$, est l'ensemble des temps d'émission du neurone j , et δ est la fonction de Dirac. Ainsi, le neurone i reçoit une excitation locale de valeur K chaque fois qu'un neurone est actif dans sa population. Le neurone i émet une impulsion chaque fois que V_i est supérieur au seuil V_{th} . Après l'émission d'un potentiel d'action, V_i est réinitialisé à une valeur aléatoire entre 0 et $0.75 V_{th}$ de façon à introduire du bruit dans le modèle.

3 Résultats expérimentaux

3.1 Synchronisation

La synchronisation entre neurones est une propriété connue des réseaux de neurones impulsionnels [3]. Nous avons simulé un réseau de neurones en utilisant l'équation (1). Dans ce cas, la synchronisation entre neurones d'une même population est obtenue grâce aux liaisons excitatrices locale de paramètre K . La Figure 1 montre l'évolution temporelle de l'activité de 5 populations de 20 neurones. Nous constatons que l'émission d'une impulsion par un neurone tend à entraîner les autres neurones de sa population ayant

des potentiels V_i proches du seuil V_{th} . De plus, ce phénomène d’avalanche a lieu très rapidement, en quelques impulsions.

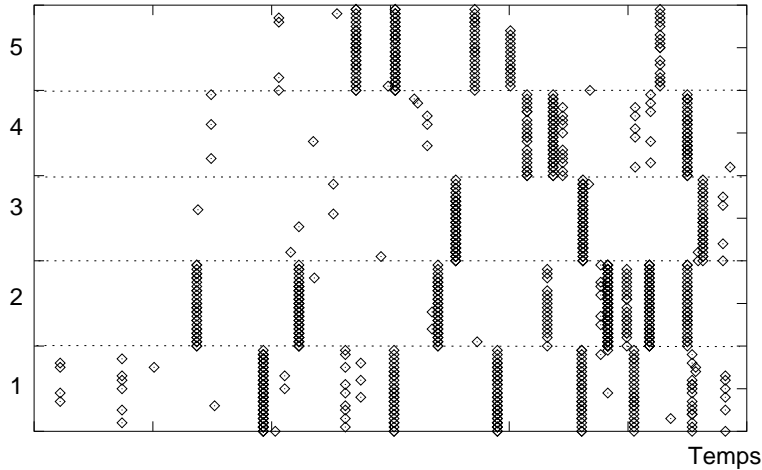


Fig 1. Evolution temporelle de l’activité de 5 populations de 20 neurones. L’axe horizontal et vertical représentent respectivement le temps et l’indice des populations. Les temps d’émission des différents neurones sont représentés par des points.

Afin d’utiliser l’ordre relatif dans lequel les populations sont synchronisées comme code, nous devons détecter l’instant précis de cette synchronisation. Cette détection est réalisée très simplement en connectant les neurones de chaque population à un neurone de sortie. Le seuil de ce neurone est tel que seule l’émission simultanée de plusieurs impulsions dans une population déclanchera à son tour l’émission d’un potentiel d’action en sortie, alors que l’émission d’une impulsion isolée ne suffit pas.

3.2 Réjection du bruit

Nous appliquons ici notre modèle de codage temporel basé sur l’ordre relatif dans lequel les populations sont synchronisées pour coder et reconstruire les images naturelles en niveaux de gris disponibles sur <http://hlab.phys.rug.nl/archive.html>. La procédure utilisée est similaire à celle décrite en [6] : une image est décomposée par des filtres détecteurs de contraste à plusieurs échelles. Les valeurs de contraste sont encodées et transmises par le réseau. En sortie, on évalue les valeurs initiales à l’aide de l’ordre relatif de synchronisation et l’image est reconstruite.

Comme critère d’évaluation, nous avons estimé l’information mutuelle entre les image originales et les images reconstruites. La Figure 2 montre l’évolution de l’information mutuelle au cours de la reconstruction progressive d’une image particulière. En présence de bruit, nous constatons que notre codage temporel basé sur l’ordre relatif dans lequel les populations sont synchronisées donne une valeur d’information mutuelle supérieure à celle obtenue sans population.

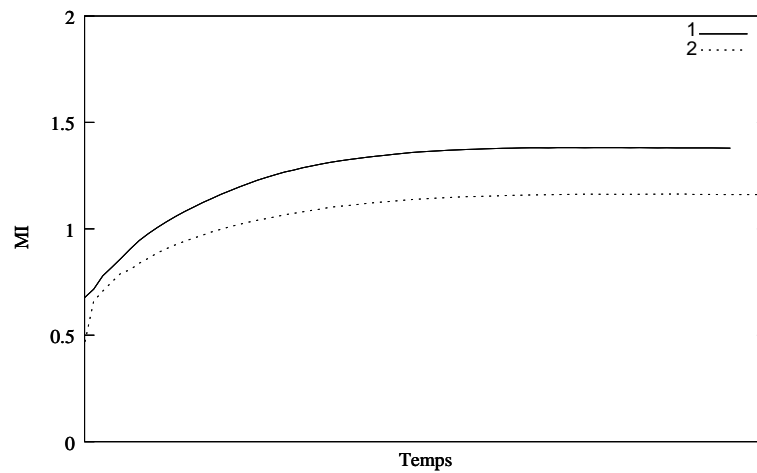


Fig 2. Evolution de l'information mutuelle au cours de la reconstruction progressive d'une image particulière. Les courbes 1 et 2 ont été obtenues avec des neurones bruités respectivement avec et sans population.

4 Conclusion

Dans cet article, l'ordre relatif dans lequel des populations de neurones se synchronisent est utilisé comme exemple de codage temporel. Nous avons montré par simulation que la synchronisation des neurones d'une même population peut amener une certaine robustesse vis à vis du bruit interne au système. Cette réjection du bruit que nous avons obtenue est en accord avec le phénomène de "noise shaping" mis en évidence dans [2]. La différence est que ce dernier a été obtenu pour un codage en fréquence dans des populations de neurones désynchronisés.

Références

- [1] Pervez Aziz, Henrik Sorensen, and Jan Van Der spiegel. An overview of sigma delta converters. *IEEE signal processing Magazine*, pages 61–84, Jan. 1996.
- [2] D.J. Mar, C.C. Chow, W. Gerstner, R.W. Adams, and J.J. Collins. Noise shaping in populations of coupled model neurons. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 96 :10450–10455, August. 1999.
- [3] R.E. Mirollo and S.H. Strogatz. Synchronization of pulse-coupled biological oscillators. *SIAM J. Applied Math.*, 50 :1645–1662, Dec. 1990.
- [4] F. Rieke, D. Warland, R. Van Steveninck, and W. Bialek, editors. *Spikes : exploring the neural code*. MIT-Press, 1998.
- [5] Ruffin Van rullen, Jaques Gautrais, Arnaud Delorme, and Simon Thorpe. Face processing using one spike per neurone. *Biosystems*, 48 :229–239, 1998.
- [6] Ruffin Van rullen and Simon Thorpe. Rate coding vs temporal order coding : what the retinal ganglion cells tell the visual cortex. *Submitted*.
- [7] Simon Thorpe, denis Fize, and Catherine Marlot. Speed of processing in the human visual system. *Nature*, 381 :520–522, June. 1996.
- [8] Simon Thorpe and Jaques Gautrais. Rapid visual processing using spike asynchrony. In *Advances in neural information processing systems 9*, volume 9, pages 901–907, Proc. of the 1996 Conference in Denver, 1997.