

Modulation d'une cellule BCM par signal de retour dans un cadre multimodal

Mathieu Lefort, Yann Boniface et Bernard Girau

LORIA

mathieu.lefort@loria.fr

Mots-clefs—BCM, modulation de retour, multimodalité, réseau de neurones.

INTRODUCTION

Selon Gibson, un objet est caractérisé par des affordances, actions que l'individu peut effectuer. Ces affordances ne sont perceptibles que par la combinaison de différentes sensations associées à cet objet. Dans la perspective de la construction d'un mécanisme générique d'assemblage incrémental de modalités, nous voulons étendre le mécanisme BCM (Bienenstock Cooper et Munro [1]), qui permet à des cellules de se spécialiser de manière décentralisée et non supervisée. L'objectif est ici d'introduire un mécanisme de modulation de retour permettant de créer une auto-organisation spatiale et de l'influer afin de prendre en compte la multimodalité.

I. MÉCANISMES BCM

A. Fondements biologiques

BCM se base sur le résultat d'expériences biologiques (voir [2]) introduisant la notion de seuil de plasticité synaptique entre LTD (Long-Term Depression) et LTP (Long-Term Potentiation). Ce passage d'un apprentissage anti hebbien à hebbien est variable et dépend de l'activité antérieure du neurone. Il permet une régulation des poids synaptiques ainsi que la spécialisation du neurone à une entrée.

B. Formalisation mathématique

Le potentiel u d'un neurone est égal au produit scalaire de ses poids synaptiques w et de l'entrée x .

La variation de ses poids se fait suivant l'équation:

$$\Delta w = \eta * x * u * (u - \theta) \quad (1)$$

avec η le taux d'apprentissage et θ le seuil variable LTD/LTP. θ est la moyenne temporelle de u^2 filtrée exponentiellement.

Sous conditions de convergence, le neurone va répondre $1/p$ à l'entrée discriminée, si p est la probabilité d'apparition de cette entrée, et θ aux autres. Ceci correspond aux deux états stables de l'équation de Δw , $u=0$ et $u=\theta$. Pour plus d'informations se référer à [3].

II. INTRODUCTION D'UN MÉCANISME DE MODULATION DE RETOUR

A. Motivation

Nos travaux se basent sur la mise en relation de plusieurs modalités par une architecture neuronale multi-niveaux et multi-cartes définie dans [4], chaque carte modale devant s'auto-organiser en cohérence avec l'ensemble. Un niveau compétitif permet l'apparition de bulles d'activité dans toutes les cartes, cohérentes entre elles. La bulle d'activité sera utilisée comme influence de retour sur l'organisation spatiale de la modalité.

B. Principe

Le but est de favoriser la LTP sous la bulle d'activité. On utilise pour cela un signal de modulation multiplicatif sigmoïdal, qui facilitera le passage de u au dessus du seuil θ .

La dynamique de u devient:

$$u = (w \cdot x) * \frac{\alpha}{1 + (\alpha - 1) * e^{-\beta * feedback}}$$

III. RÉSULTATS ET CONCLUSION

Nous obtenons une auto-organisation spatiale dans une carte de neurones BCM influée par le retour des états excités et inhibés d'une carte compétitive de type CNFT produisant une bulle d'activité. Cette dernière permet de diriger la convergence de la carte BCM de manière à obtenir une structure spatiale. La prise en compte des contraintes multimodales devra influencer sur la position de la bulle d'activité pour chaque carte modale.

IV. BIBLIOGRAPHIE

- [1] Leon N. Cooper, Nathan Intrator, Brian S. Blais, and Harel Z. Shouval. Theory of Cortical Plasticity. World Scientific, Singapore, 2004.
- [2] A. Kirkwood, M. G. Rioult, and M. F. Bear. Experience-dependent modification of synaptic plasticity in visual cortex. , 381 :526–528, June 1996.
- [3] B.S. Blais. The Role of the Environment in Synaptic Plasticity : Towards an Understanding of Learning and Memory. PhD thesis, Brown University, 1998.
- [4] Olivier Ménard and Hervé Frezza-Buet. Model of multimodal cortical processing : coherent learning in self-organizing modules. Neural Netw., 18(5-6) :646–655, 2005.