



Auto organisation d'une carte de neurones par modulation de la règle BCM dans un cadre multimodal

Mathieu Lefort, Yann Boniface, Bernard Girau

► To cite this version:

Mathieu Lefort, Yann Boniface, Bernard Girau. Auto organisation d'une carte de neurones par modulation de la règle BCM dans un cadre multimodal. 17e congrès francophone AFRIF-AFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle - RFIA 2010, Jan 2010, Caen, France. pp.423-430. hal-00434530

HAL Id: hal-00434530

<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00434530>

Submitted on 23 Nov 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Auto-organisation d'une carte de neurones par modulation de la règle BCM dans un cadre multimodal

Mathieu Lefort¹

Yann Boniface¹

Bernard Girau¹

¹ Loria

Campus Scientifique - BP 239 - 54506 Vandoeuvre-lès-Nancy Cedex
mathieu.lefort@loria.fr

Résumé

Le cerveau doit constamment traiter les stimulations provenant de l'environnement, qu'il capte à travers différentes perceptions séparées. Ces stimuli convergent dans le cortex afin d'être traités dans leur ensemble et de former une représentation multimodale et cohérente du monde. Lorsque l'on fait entendre à un sujet le son [ba], tout en lui montrant un mouvement de lèvres correspondant à [ga], il perçoit le son [da]. Cet effet, connu sous le nom de McGurk, met en évidence les influences réciproques entre les différentes modalités. Par ailleurs, certaines aires cérébrales sont principalement dédiées au traitement du flux perceptif d'une modalité spécifique. Ces aires sont organisées de manière topographiques, à savoir que deux neurones proches répondent à deux stimuli proches. Notre objectif est ici de proposer une modification de la règle de plasticité synaptique BCM afin d'obtenir l'auto organisation d'une carte neuronale. L'apprentissage va être modulé par un signal de retour représentant les contraintes multimodales de l'environnement. Cette activité de retour sera obtenue en utilisant une architecture multicartes et multiniveaux permettant la mise en cohérence des activités des cartes unimodales.

Mots clés

auto-organisation, règle BCM, modulation de retour, multimodalité

Abstract

The cortex must permanently deal with stimuli coming from the environment, perceived through different sensors spatially separated. These stimuli converge in the cortex to be processed together in order to construct a multisensory and coherent view of the world. When somebody is hearing /ba/ and is simultaneously viewing the lips movements corresponding to /ga/, he is perceiving /da/. This phenomenon, known as McGurk effect, reveals the cross correlation between different modalities. Some cortical areas are mainly dedicated to the processing of a specific perception. These areas are topographically organized, meaning that two spatially close neurons respond to close stimuli. The purpose of this paper is to modify the BCM synaptic rule to ob-

tain a self organization of a neuronal map. We introduce a feedback modulation of the learning rule, representing multimodal constraints of the environment. This feedback will be obtained by using a multimap and multilevel architecture of modality assembling.

Keywords

self organization, BCM rule, feedback modulation, multimodality

1 Introduction

Le cortex est représenté en un certain nombre d'aires fonctionnelles. Parmi celles-ci, certaines sont connues pour traiter spécifiquement un flux perceptif, comme par exemple l'aire V1 pour la vue. Bien que chaque aire remplisse une fonction spécifique, elle dispose d'une architecture générique, composée de colonnes corticales, qui lui permet potentiellement d'avoir une fonctionnalité différente. Ceci peut être observé dans le cas d'absence d'un sens chez une personne handicapée, le cortex utilisant l'aire habituellement dédiée à la perception manquante pour traiter d'autres sens et ainsi améliorer leurs détections.

Le cortex doit pouvoir traiter des données multimodales pour percevoir le monde de façon intégrée et cohérente. Chaque objet est défini par un certain nombre de perceptions que l'on peut ressentir à travers nos cinq sens et par l'ensemble de ses affordances. Cette dernière notion, développée par Gibson [5], correspond aux interactions qu'un individu peut avoir avec un objet (par exemple "se coucher sous" ou "grimper dedans" pour un arbre). Les différentes perceptions sensorielles (vue, ouïe, toucher, odorat, goût, proprioception) nous parviennent par des flux séparés, mais des connexions convergent vers des aires dites associatives qui traitent de la multimodalité.

Cette interaction entre les modalités est perceptible au quotidien. Par exemple, lorsqu'un individu se rend dans une salle de cinéma, ses yeux perçoivent une scène dans laquelle des acteurs bougent les lèvres et ses oreilles captent le dialogue provenant des hauts parleurs. Le cerveau utilise ces perceptions pour recréer une sensation multimodale de personnes qui parlent.

Cette perception multimodale nous est indispensable au quotidien en améliorant, par exemple, nos seuils de perceptions. Lorsque l'on demande à un individu de réagir à différents types de stimuli (visuel, auditif ou les deux combinés), on constate que le temps de réaction est plus faible dans le cas du stimulus multimodal que dans les cas monomodaux (voir Goldring *et al.* [7]). Cette amélioration de la perception par la multimodalité pourrait être due aux retours corticaux des aires associatives vers les aires perceptives multimodales.

Le cortex est capable, à partir d'un stimulus perçu dans une modalité, de rappeler une sensation connue dans une autre perception. Par exemple, un individu adulte est en mesure de désigner l'image d'un objet qu'il aura uniquement palpé. Ce mécanisme d'association multimodale est également utilisé dans des tâches de type *perception/action*, comme le pointage d'un objet présent dans le champ visuel. Cette mise en relation des différentes perceptions impose une cohérence spatiale entre elles.

Notre étude se place dans le cadre général de la conception d'une architecture multicarte multimodale permettant la réalisation de tâches de type *perception/action*. Celle-ci a pour but de s'inspirer de, sans vouloir modéliser, l'architecture et des propriétés biologiques du cortex humain explicitées ci-dessus, à savoir la plasticité des aires fonctionnelles, l'influence réciproque des perceptions, l'association de modalités pour obtenir une vision cohérente et unifiée et la cohérence spatiale entre les perceptions. Le développement de ce paradigme soulève un certain nombre de questions dont celle traitée ici, à savoir comment initialiser une entrée du système en tenant compte du contexte, ou dans un langage plus neuronal, *comment obtenir l'auto-organisation d'une carte unimodale par un apprentissage continu dans un cadre multimodal*.

Tout d'abord, nous présenterons le cadre général de notre étude puis un modèle d'architecture simplifié permettant la mise en cohérence d'activités monomodales, *Bijama* [9]. Cette dernière nous permettra de traiter de la question de l'auto-organisation dans un cadre multimodal et d'analyser les problèmes inhérents. Dans une troisième partie, nous introduirons une règle d'apprentissage synaptique afin de palier aux principaux problèmes soulevés par le modèle *Bijama*. Cette règle s'inspire de BCM (Bienenstock *et al.* [3]), mais y introduit la notion de retour multimodal. Nous présenterons donc d'abord BCM puis sa modification pour l'utiliser dans le modèle *Bijama* et les résultats obtenus.

2 Cadre général

L'objectif est de développer une architecture multicarte multimodale permettant la réalisation de tâches de type *perception/action*. Pour cela, nous souhaitons utiliser des modèles de cartes génériques perceptives et associatives. Les connexions intra et inter cartes doivent également être génériques. On veut pouvoir rajouter une carte au système pour l'ajout d'une fonctionnalité ou en cas de nécessité de

plus grande précision. Ces cartes doivent pouvoir se spécialiser, grâce à un mécanisme d'apprentissage décentralisé, c'est-à-dire à partir de règles locales sans système de contrôle, et non supervisé. Un exemple d'une telle architecture est représenté figure 1.

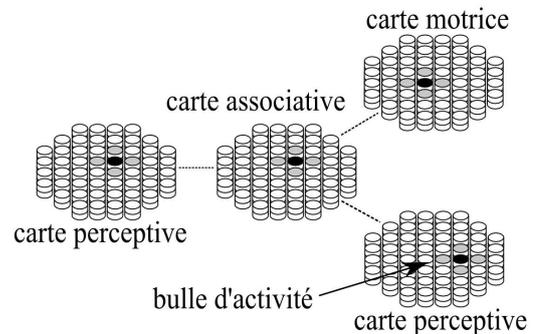


FIG. 1 – Exemple d'utilisation de l'architecture multicarte multimodale.

Cette architecture soulève le problème d'obtention d'une auto-organisation d'une carte perceptive contrainte par un contexte multimodal, que nous allons traiter en utilisant une architecture de cartes neuronales, *Bijama* [9], permettant la mise en relation de modalités.

3 Modèle *Bijama*

3.1 Principe général

Avec *Bijama*, Ménard et Frezza-Buet [9] proposent un modèle générique de cartes et de connexions permettant la mise en relation de modalités. Chaque modalité est traitée par une carte perceptive. L'ensemble de ces cartes est reliée par des connexions réciproques à une unique carte associative permettant la prise en compte de la multimodalité. Chaque carte perceptive, par un apprentissage continu, s'auto-organise en étant influencée par les contraintes multimodales de l'environnement. Les cartes utilisées sont rondes et composées de modules identiques représentant des colonnes corticales. Chaque colonne corticale comprend un certain nombre de niveaux, chacun ayant accès aux valeurs des couches inférieures et à celle de la couche supérieure des autres colonnes pour calculer sa sortie.

3.2 Carte perceptive

Une colonne d'une carte perceptive se compose de quatre étages (voir figure 2). Le premier étage (en bas) reçoit l'entrée perceptive et renvoie la distance entre celle-ci et le prototype auquel il est sensible. Le second intègre l'information corticale contenue dans la connexion en provenance de la carte associative (voir section 3.4). C'est ce second étage qui permet la prise en compte de l'information multimodale. Vient ensuite un étage de mise en commun de l'information cortico-perceptive qui module la sortie perceptive en fonction des contraintes multimodales. L'étage de sortie est un étage de compétition de type CNFT, Continuous

Neural Field Theory (voir Amari [1]), avec des connexions latérales intra cartes en différence de gaussiennes.
La sortie de la carte perceptive est une bulle d'activité, de par les propriétés de la CNFT, qui code spatialement la perception reçue, modulée par les autres perceptions multimodales (voir figure 5).

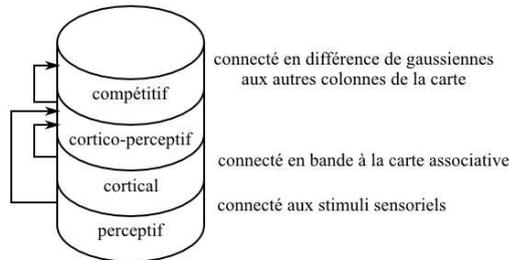


FIG. 2 – Représentation d’une colonne d’une carte perceptive.

3.3 Carte associative

Une carte associative est reliée à chacune des cartes perceptives (voir section 3.4) permettant ainsi la prise en compte de la multimodalité. Les niveaux 1 à n de la colonne (voir figure 3) intègrent l’information perceptive, chaque étage correspondant à une modalité différente. Tous ces niveaux sont intégrés dans l’étage de regroupement pour former une représentation multimodale. Le dernier étage est, comme pour la carte perceptive, un étage de compétition permettant la formation d’une bulle d’activité, représentative du contexte multimodal.

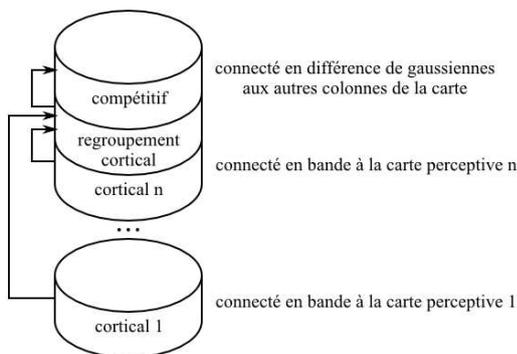


FIG. 3 – Représentation d’une colonne d’une carte associative.

3.4 Connectivité inter cartes

Les cartes perceptives sont reliées à une carte associative et réciproquement par des connexions en forme de bande (voir figure 4). La sortie des niveaux corticaux est la somme pondérée des activités des colonnes se trouvant dans la bande. Un apprentissage continu sur les poids latéraux de

la bande permet d’apprendre les présences d’activités au sein d’une bande.

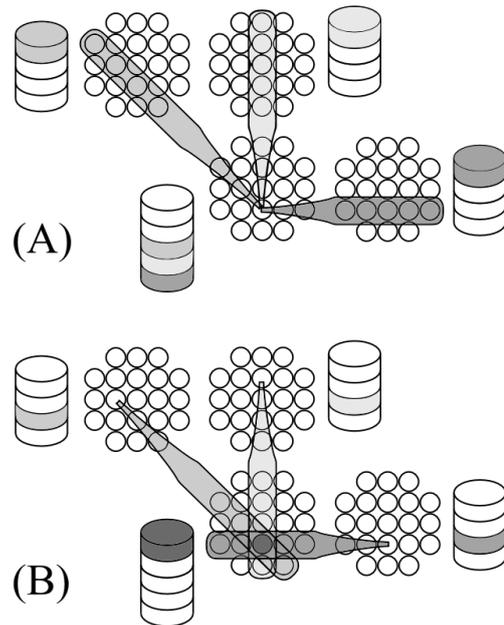


FIG. 4 – (A) La carte associative est reliée à toutes les cartes perceptives par des connexions en bandes. (B) Les cartes perceptives sont réciproquement connectées à la carte associative par le même type de connexions en bandes.

De par la connectivité en bandes, la compétition dans la carte associative ne peut donner une bulle d’activité forte que si les entrées perceptives sont cohérentes (voir figure 5). Si ce n’est pas le cas, les connexions corticales réciproques entre les cartes permettent d’influencer, via les étages corticaux, les sorties des cartes et ainsi de trouver, par relaxation, un point d’équilibre.

3.5 Apprentissage

Deux apprentissages sont présents dans *Bijama* et s’effectuent de manière continue, ce qui permet une adaptabilité du système aux variations de l’environnement.

Le premier concerne l’étage d’entrée de la colonne perceptive. L’apprentissage consiste à augmenter la réponse de l’étage perceptif en rapprochant l’entrée à laquelle il est sensible de l’entrée courante. Cet apprentissage est modulé par l’activité de sortie de la colonne. Cette règle s’apparente à celle développée par Kohonen [8] mais avec la bulle d’activité de l’étage de compétition utilisée comme “winner take all” décentralisé.

Le deuxième apprentissage concerne les poids des bandes corticales. L’apprentissage utilisé est celui développé par Widrow et Hoff [13] afin que le niveau cortical soit sensible à la présence d’une bulle dans la bande de connexion. Sa réponse va être non nulle uniquement si une bulle se trouve

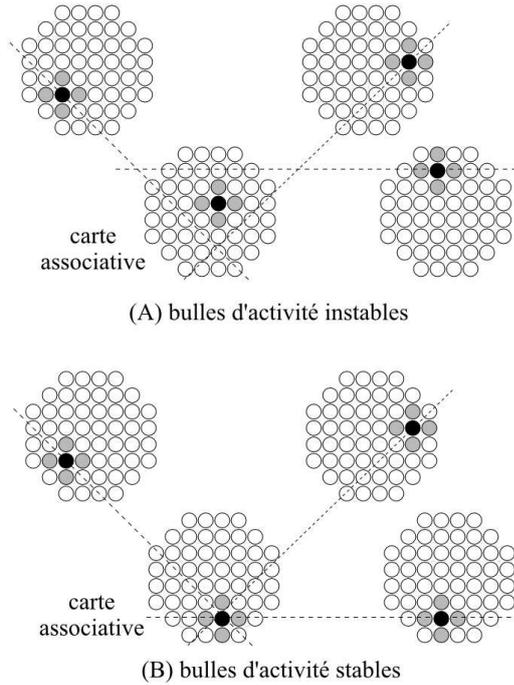


FIG. 5 – Si les activités dans les cartes perceptives ne sont pas cohérentes entre elles, à savoir que les bulles compétitives ne se trouvent pas dans des bandes qui se croisent en un même endroit de la carte associative (A), les connexions corticales vont amener, par relaxation, le système dans un état stable (B) (tiré de Ménard [9]).

dans sa bande à des endroits précis. Cet apprentissage permet ainsi à un même stimulus monomodal d'être associé à plusieurs contextes multimodaux. La valeur de sortie de l'étage cortical converge vers celle de la colonne. Ainsi, en cas d'absence d'entrée perceptive, la valeur de sortie de la colonne est maintenue, permettant un mécanisme de rappel.

3.6 Limitations du modèle

Le modèle de Ménard et Frezza-Buet [9] utilise des apprentissages continus et décentralisés afin d'obtenir l'auto-organisation de cartes correspondant aux perceptions sensorielles. En utilisant ce modèle dans certains contextes multimodaux, nous avons observé une non stabilisation de la convergence des niveaux perceptifs des colonnes corticales. Certaines considérations pratiques peuvent expliquer ce phénomène.

Premièrement, la règle d'apprentissage utilisée par Kohonen nécessite une diminution du rayon d'apprentissage au fil du temps. Etant donné que le modèle utilise un apprentissage continu, les connexions latérales utilisées pour la CNFT sont fixes, ce qui entraîne une taille de bulle et donc un rayon d'apprentissage constants.

Deuxièmement, lors du passage d'un exemple au suivant, de par le mécanisme de connectivité en bandes, les bulles

d'activité doivent passer d'un point stable à un autre. Ceci prend du temps car le mécanisme compétitif CNFT engendre une inertie temporelle et spatiale des bulles d'activité. Cette incohérence du système durant la relaxation lors du changement d'exemple entraîne le désapprentissage de la représentation du premier exemple.

La source commune de ces deux constatations réside, à notre avis, dans la trop grande dépendance du modèle vis à vis de la bulle d'activité compétitive. En effet, c'est cette bulle qui sert à la mise en cohérence multimodale mais également qui dirige les apprentissages aux niveaux perceptif et cortical par son emplacement et sa force. Notre idée est de réduire cette dépendance en permettant au niveau perceptif de converger de manière autonome, la bulle d'activité servant uniquement à influencer l'apprentissage. Cette approche consistant en la capacité des aires monomodales à s'organiser avant que la multimodalité ne se mette en place est confirmée par des études biologiques montrant que les neurones multimodaux sont moins nombreux chez l'enfant que chez l'adulte (voir Wallace [12]).

Nous proposons d'utiliser la règle de plasticité synaptique BCM comme apprentissage monomodal afin d'obtenir une convergence indépendante de la bulle d'activité. Cette dernière servira néanmoins à influencer l'organisation par le contexte multimodal, ce qui nous amènera à modifier la règle BCM pour l'insérer dans notre modèle.

4 Règle BCM

4.1 Inspiration biologique

L'apprentissage de type hebbien consiste à modifier les poids synaptiques entre deux neurones en fonction de leurs activités respectives et de leur corrélation. Si la sortie du neurone post synaptique est inférieure au seuil θ , ses poids synaptiques sont diminués (Long-Term Depression) et augmentés si sa sortie est supérieure à θ (Long-Term Potentiation). La règle d'apprentissage BCM (Bienenstock *et al.* [3]) se base sur la constatation biologique que ce seuil θ entre LTP et LTD est variable suivant l'historique récent de l'activité du neurone post synaptique (voir figure 6). A savoir que si ce neurone vient d'être excité, le seuil θ augmente ce qui favorisera la diminution de ses poids synaptiques et inversement. Ce mécanisme de seuil flottant permet de réguler la force des connexions présynaptiques contrairement au mécanisme d'apprentissage hebbien.

4.2 Modélisation

De manière classique, la sortie d'un neurone est égale à la somme pondérée de ses entrées :

$$u = w.x$$

La valeur du seuil θ est égale à l'espérance de u^2 sur une fenêtre temporelle τ :

$$\theta = E_{\tau}[u^2]$$

La dynamique de θ ainsi définie permet de réguler la valeur de sortie.

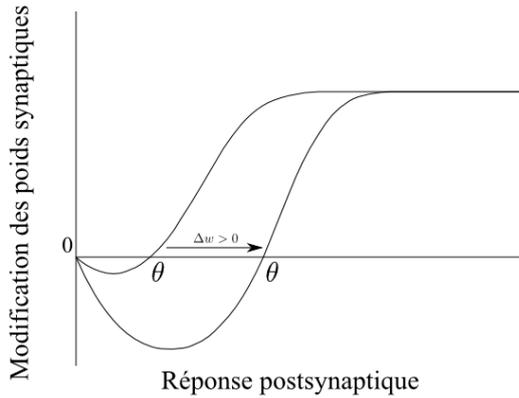


FIG. 6 – Le seuil θ entre LTP et LTD est flottant et dépend de l'activité récente du neurone (adaptée de Bear [2]).

La variation des poids synaptiques est définie comme suit :

$$\Delta w = \eta * x * \phi(u, \theta)$$

avec η le taux d'apprentissage et $\phi(u, \theta) = u * (u - \theta)$, une approximation de la dynamique biologique observée de modification du seuil LTD/LTP (voir figure 6).

Un neurone a convergé lorsque ses poids se stabilisent ce qui correspond à $\Delta w = 0$. Cette équation a deux solutions qui sont $c = 0$ et $c = \theta$. Le seul vecteur de poids solution stable de cette équation est, dans le cas d'entrées orthogonales, un vecteur nul sauf un poids non nul. Le neurone n'aura une sortie positive que pour une entrée, correspondant au poids non nul, alors discriminée par le neurone. Pour une étude complète, se référer à Cooper *et al.* [4].

4.3 Propriétés

Les neurones utilisant la règle de plasticité synaptique BCM ont la propriété de devenir sélectifs à une entrée. Une fois la sélectivité atteinte, les neurones conservent une plasticité grâce à l'apprentissage continu, à savoir que la valeur de sortie va s'adapter à la probabilité d'apparition du stimulus. En cas de disparition de ce stimulus, le neurone va devenir sélectif à une autre entrée. Ce mécanisme d'apprentissage continu permet non seulement une sélectivité mais également une plasticité qui est nécessaire pour les cartes perceptives. En effet, celles-ci doivent s'auto-organiser mais également être capables de s'adapter en fonction des contraintes multimodales ou de la disparition d'un stimulus sensoriel.

4.4 Mise en réseau

Afin de faire interagir des neurones utilisant la règle de plasticité BCM entre eux, il est possible de les relier par une connectivité latérale, leur valeur de sortie devenant $u = w.x + lateral$, avec *lateral* la somme pondérée des connexions latérales. En utilisant, par exemple, une connectivité excitatrice, on augmente la sortie des neurones, ce qui favorise leur passage au dessus du seuil θ , et

tend à les faire converger vers la discrimination du même stimulus d'entrée.

Cependant ce mécanisme de connectivité latérale additive a ses limites. Prenons le cas d'un mécanisme d'inhibition latérale additive uniforme, à savoir que chaque neurone est connecté à tous les autres avec un poids égal. On s'attend à ce que plus l'inhibition est forte, correspondant à un poids fort, plus la discrimination des neurones est répartie sur les entrées. C'est ce que l'on constate jusqu'à ce que le poids atteigne une certaine valeur à partir de laquelle l'augmentation de la force de l'inhibition n'a plus l'effet attendu en entraînant une modification des poids dans le sens inverse de celui souhaité. La force de l'influence entre les neurones doit donc être limitée.

4.5 Auto-organisation

En utilisant une connectivité latérale en différence de gaussiennes dans une carte de neurones BCM, on peut obtenir son auto-organisation spatiale (voir Cooper *et al.* [4]), conservant les propriétés de convergence et de plasticité de BCM. Une telle carte dispose des propriétés adéquates afin d'être utilisée comme carte perceptive. Cependant, nous souhaitons que l'auto-organisation perceptive soit contrainte par retour du contexte multimodal. Nous proposons, dans ce but, une modification de la règle de plasticité BCM.

5 Modification de la règle BCM

5.1 Motivation

Nous avons choisi d'utiliser la règle BCM dans l'étage perceptif des cartes sensorielles afin d'obtenir une convergence décentralisée. Les travaux de Girod et Alexandre [6] montrent qu'il est possible de modifier la convergence de la règle BCM en utilisant la modulation. Nous proposons, afin d'obtenir l'auto-organisation de la carte sensorielle par l'influence du contexte multimodal, de moduler la sortie des neurones BCM par l'activité de sortie des colonnes, qui, par les mécanismes de compétition et de relaxation, reflètent les contraintes multimodales.

La modulation de retour utilisée est multiplicative, de par les limitations constatées sur le mécanisme de connexion latérale additive, mais également pour des considérations biologiques. Le mécanisme de modulation multiplicative est observé dans le cortex, en particulier pour effectuer des changements de repères (voir Salinas et Thier [10]). Le mécanisme de modulation de retour que l'on utilise contraint l'auto-organisation d'une modalité par le contexte multimodal. La représentation des modalités se fait alors dans un repère commun multimodal, ce qui est cohérent avec les observations réalisées dans le colliculus supérieur (voir Sparks et Nelson [11]).

5.2 Equation

Le principe est, au niveau d'une carte monomodale, d'influencer son organisation spatiale par le contexte multimodal représenté par la bulle d'activité compétitive. On veut

favoriser la LTP lorsque la colonne se trouve sous la bulle d'activité, afin d'orienter l'apprentissage vers l'entrée courante, et la LTD dans le cas contraire. Or les poids synaptiques sont augmentés si la sortie du neurone dépasse θ (voir figure 6). L'idée est donc d'augmenter la valeur de sortie d'un neurone, afin de favoriser son passage au dessus du seuil θ , si celui-ci se trouve sous la bulle d'activité. Pour cela, on module l'activité de sortie d'un neurone par un signal de retour dépendant de la valeur de sortie de la colonne corticale. L'équation devient :

$$u = w.x * mod_{\alpha,\beta}(cnft)$$

$$et\ mod_{\alpha,\beta}(cnft) = \frac{\alpha}{1 + (\alpha - 1) * e^{-\beta * cnft}}$$

avec $cnft$ la valeur de retour correspondant à la sortie de la colonne corticale et α, β deux paramètres permettant de régler la force et la forme de la modulation. La modulation appliquée, $mod_{\alpha,\beta}(cnft)$, est une sigmoïde allant de 0 à α et qui vaut 1 en 0 (voir figure 7). Ainsi, si l'activité de la colonne est négative, ce qui correspond au cas où la colonne est hors de la bulle d'activité, la sortie est diminuée. Si la colonne est sous la bulle d'activité, la sortie de l'étage perceptif est augmentée et les poids des connexions présynaptiques sont renforcées.

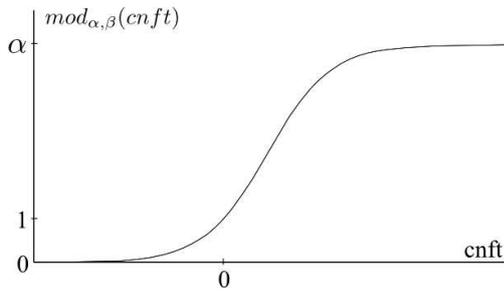


FIG. 7 – Fonction de modulation multiplicative de la règle BCM.

5.3 Résultats

On s'intéresse à l'auto-organisation spatiale d'une carte unimodale. Pour cela il nous faut vérifier que le mécanisme de modulation de retour permet bien d'obtenir cette auto-organisation. Par rapport au modèle de colonne perceptive initial (voir figure 2), les étages 2 et 3 correspondant respectivement à l'entrée corticale et à la mise en commun cortico-perceptive ont été supprimés. La colonne comporte donc un niveau perceptif composé de neurones utilisant la règle de plasticité synaptique BCM modulée par la sortie de l'étage de compétition (voir figure 8). Ce dernier conserve une distribution des poids de ses connexions latérales en différence de gaussiennes et prend en entrée la sortie du niveau perceptif.

Les entrées utilisées pour tester notre modèle sont des réels codés par une population de neurones. Chaque neurone de

l'entrée est sensible à un réel et sa courbe de réponse est une gaussienne centrée sur ce réel (voir figure 8). Ce codage fournit comme sortie de cette population de neurone, correspondant à l'entrée de la carte perceptive, une gaussienne. Cette dernière doit être suffisamment large afin de permettre une continuité spatiale dans l'auto-organisation de la carte (voir Cooper *et al.* [4]).

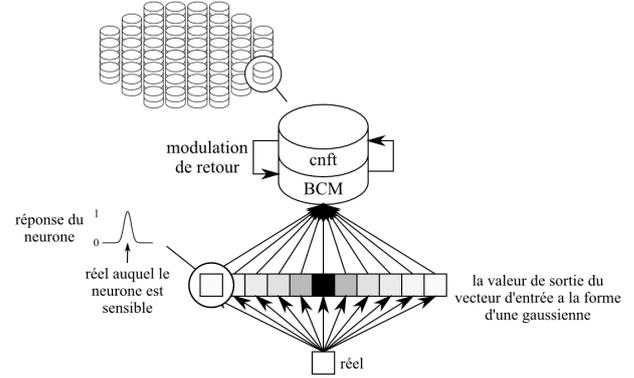


FIG. 8 – Architecture utilisée pour tester l'auto-organisation d'une carte perceptive.

En comparant les résultats de l'organisation des stimuli discriminés par la couche perceptive en absence (voir figure 9) et en présence (voir figure 10) de modulation de retour, on constate que la modulation descendante engendre bien une auto-organisation spatiale. De par les propriétés intrinsèques de l'apprentissage BCM, cette auto-organisation est stable.

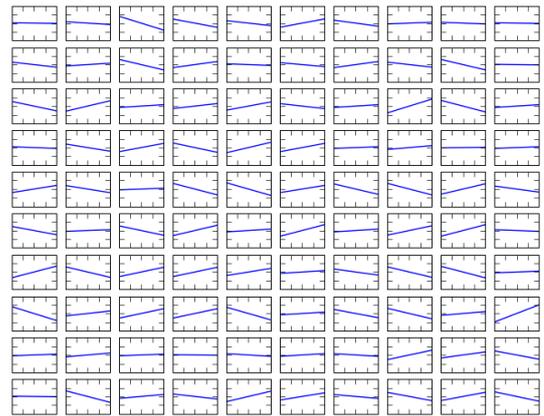


FIG. 9 – Représentation des entrées discriminées par les neurones de la couche perceptive lorsqu'aucune modulation de retour n'est présente. L'intervalle d'entrée est représenté par des angles dans $[-\frac{\pi}{4}; \frac{\pi}{4}]$.

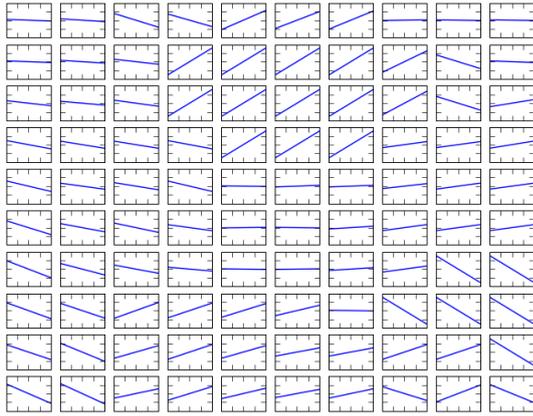


FIG. 10 – Représentation des entrées discriminées par les neurones de la couche perceptuelle modulée par la sortie de l'étage compétitif. L'intervalle d'entrée est représenté par des angles dans $[-\frac{\pi}{4}; \frac{\pi}{4}]$.

6 Conclusion

Nous avons proposé une modification de la règle de plasticité synaptique développée par Bienenstock *et al.* qui consiste en l'ajout d'un terme de modulation sigmoïdale multiplicatif à la sortie du neurone afin de favoriser ou défavoriser son passage au dessus du seuil variable LTD/LTP. Nous l'avons utilisé dans un modèle de carte de colonnes corticales pour l'étage perceptif modulé par un étage compétitif de type CNFT dont la sortie est une bulle d'activité. Nous avons ainsi obtenu une auto-organisation stable du niveau perceptif uniquement par ce mécanisme de modulation de retour.

Nous avons commencé à tester la mise en relation multimodale des cartes perceptives par l'architecture décrite dans la section 3. Les premiers résultats confirment une influence multimodale sur l'auto-organisation perceptuelle au travers de l'influence réciproque des bulles d'activité des cartes sensorielles.

Références

- [1] Shun-Ichi Amari. Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields. *BiolCyb*, 27 :77–87, 1977.
- [2] M. F. Bear. Mechanism for a sliding synaptic modification threshold. *Neuron*, 15(1) :1–4, Jul 1995.
- [3] EL Bienenstock, LN Cooper, and PW Munro. Theory for the development of neuron selectivity : orientation specificity and binocular interaction in visual cortex. *J. Neurosci.*, 2(1) :32–48, 1982.
- [4] Leon N. Cooper, Nathan Intrator, Brian S. Blais, and Harel Z. Shouval. *Theory of Cortical Plasticity*. World Scientific, Singapore, 2004.
- [5] J. J. Gibson. The theory of affordances. In R. Shaw and J. Bransford, editors, *Perceiving, acting, and know-*

ing : Toward an ecological psychology, pages 67–82. 1977.

- [6] T. Girod and F. Alexandre. Effects of a modulatory feedback upon the bcm learning rule. In *CNS*, 2009.
- [7] Jenny E. Goldring, Michael C. Dorris, Brian D. Corneil, Peter A. Ballantyne, and Douglas R. Munoz. Combined eye-head gaze shifts to visual and auditory targets in humans. *Experimental Brain Research*, 111 :68–78, September 1996.
- [8] T. Kohonen. Self-organization and associative memory. 24 :145–147, January 1985.
- [9] Olivier Ménard and Hervé Frezza-Buet. Model of multi-modal cortical processing : coherent learning in self-organizing modules. *Neural Netw.*, 18(5-6) :646–655, 2005.
- [10] E. Salinas and P. Thier. Gain modulation : a major computational principle of the central nervous system. *Neuron*, 27(1) :15–21, Jul 2000.
- [11] DL Sparks and JS Nelson. Sensory and motor maps in the mammalian superior colliculus. *Trends Neuroscience*, 10 :312–314, 1987.
- [12] Mark T. Wallace. The development of multisensory processes. *Cognitive Processing*, 5 :69–83, June 2004.
- [13] Bernard Widrow and Marcian E. Hoff. Adaptive switching circuits. pages 123–134, 1988.