

# Les champs neuronaux comme outil de représentation des informations visuelles

Sorin MOGA, Philippe GAUSSIER

Groupe Neurocybernetique, ETIS / CNRS UPRES A 8051  
6, Avenue du Ponceau, 95014 Cergy-Pontoise, France  
moga@ensea.fr, gaussier@ensea.fr

**Résumé** – Nous présentons ici une application des champs neuronaux pour le contrôle d'un robot que nous avons utilisé dans le cadre d'un problème d'apprentissage par imitation [5]. Nous avons utilisé les champs neuronaux pour les commandes motrices, la représentation interne de la perception du mouvement dans l'environnement et pour le choix de cibles à suivre. L'utilisation des champs neuronaux nous a permis d'avoir un comportement de suivi avec une dynamique temporelle continue allié à une capacité de bifurcation.

**Abstract** – In this paper an applications the of neural field to mobile robot control is presented in order to learn to imitate a sequence of actions performed by another robot or human [5]. We show that the use of a representation of the information in a continuous and dynamic way is necessary and the use of the neural fields can be a good solution.

## 1 Introduction

La<sup>1</sup> théorie des champs neuronaux a été étudiée et utilisée en physique théorique [1] dans les années 70. Les propriétés mathématiques telles que la capacité à bifurquer, ou l'effet de mémoire (hystérésis de la décision) ont attiré l'attention des roboticiens. La conjugaison des propriétés de champs neuronaux avec une description mathématique du comportement a abouti à des mécanismes de contrôle dynamique pour des tâches de navigation en environnement ouvert [7, 2].

Nous présentons ici une application des champs neuronaux pour l'analyse du mouvement que nous avons utilisé dans le cadre d'un problème d'apprentissage par imitation [5]. Nous avons utilisé les champs neuronaux pour la représentation interne des orientations des mouvements perçus dans l'environnement et pour calculer les ordres moteurs correspondants. Même s'il ne s'agit que d'une partie de notre architecture, nous présentons ici l'importance des champs neuronaux.

En conclusion, nous montrerons que les propriétés des champs neuronaux peuvent être utilisées aussi pour la quasi totalité des applications de vision impliquant des problèmes de prise de décision devant avoir une certaine cohérence temporelle.

## 2 Le cadre expérimental

Les expériences sont réalisées avec des robots mobiles KOALA<sup>2</sup>, équipés d'une caméra CCD et d'un boussole magnétique. La caméra CCD est montée sur une plate forme mobile qui peut tourner entre -90/+90 degrés par

rapport à l'axe transversal du robot ce qui permet à notre système d'avoir 2 degrés de liberté.

A partir d'une série d'images, on détermine les zones en mouvement (différence temporelle et/ou extraction de flot optique). Comme les zones en mouvement sont représentées dans le repère caméra (égocentrique) nous effectuons une translation des informations dans un repère lié à l'orientation du corps (360 degrés) pour avoir une représentation complète de l'environnement. Les stimuli en entrée de notre système sont les intensités des mouvements perçus dans chaque direction.

Le problème est de calculer des ordres moteurs pour le robot (changements d'orientation et/ou de la vitesse) en utilisant l'intensité des mouvements perçus. Les consignes doivent imposer au robot un comportement de suivi des cibles en mouvement.

Le synoptique de fonctionnement est présenté dans la figure 1.

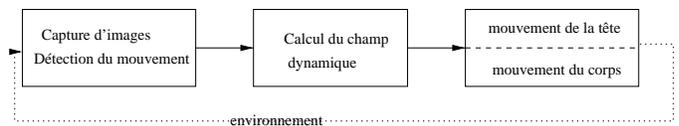


FIG. 1: Schéma général de l'architecture. A partir des images, on détermine les zones en mouvement qui seront utilisées comme stimuli par le champ neuronal. Le changement de vitesse et/ou orientation est fait en utilisant l'activité du champ neuronal.

Nous avons mis au point un mécanisme de suivi d'une cible qui s'opère en 2 étapes : chaque mouvement est perçu avec un mécanisme d'extraction de flot optique et génère un changement de l'orientation de la tête (caméra CCD) vers la cible. Si la cible reste dans la même orientation (par rapport au robot) pendant plusieurs itérations alors

1. In GRETSI'99, pages 515–518, Vannes, France, Septembre 1999.

2. fabriqué par K-Team à Lausanne

le robot changera l'orientation de son corps pour avancer vers la cible. Ce mécanisme de suivi réalise en même temps un filtrage actif de la trajectoire perçue de la cible.

### 3 La solution retenue

Le mécanisme de suivi développé initialement avait 2 contraintes: la trajectoire de suivi était instable (malgré une intégration temporelle, chaque nouveau stimulus détermine un changement immédiat d'orientation du robot) et ne permettait pas de suivre correctement une cible en milieu de plusieurs autres cibles.

Une solution pour résoudre ces problèmes sont les champs neuronaux qui ont été étudiés dans les années 70. Nous avons utilisé la formule proposé par S. Amari [1]. La dynamique du système est décrite par l'équation suivante:

$$\tau \cdot \frac{df(\phi, t)}{dt} = -f(\phi, t) + I(\phi, t) + h + \int_{z \in V_\phi} w(z) \cdot g(f(\phi - z, t)) dz$$

Sans entrées, la forme du champ neuronal,  $f(\phi, t) = h$ , est stable pour  $h < 0$ . La sortie du champ neuronal est  $P(\phi, t) = g(f(\phi, t))$ ,  $g(\phi, t)$  est une fonction non linéaire. Les entrées du système,  $I(\phi, t)$  représentent les stimuli qui excitent des régions du champ neuronal et  $\tau$  détermine le temps de relaxation du système,  $w$  est le noyau des interactions latérales (modélisé par un DOG);

Une innovation majeure a été le mécanisme de "read-out" proposé par Schöner [7, 2]. Ce mécanisme consiste à utiliser la dérivée spatiale de l'activité du champ neuronal pour obtenir la commande motrice.

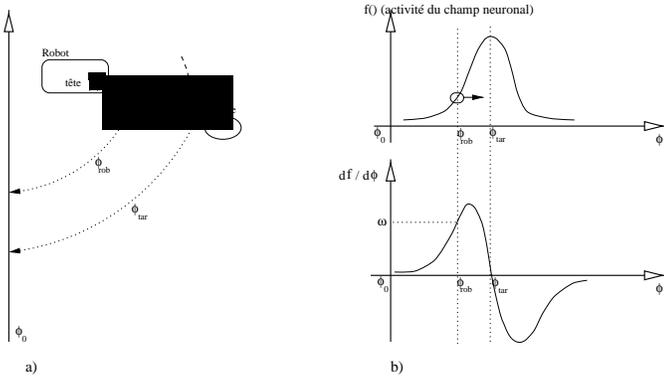


FIG. 2: a) Les coordonnées du robot et de la cible sont représentées dans le même repère. L'orientation de référence,  $\phi_0$ , est utilisée pour calculer  $\phi_{rob}$  et  $\phi_{tar}$ . b) La position de la cible permet la formation d'un attracteur à  $\phi_{tar}$ . Le mécanisme de "read-out" permet de calculer la vitesse de rotation  $\omega$ .

Schöner propose d'utiliser l'orientation de la tête du robot,  $\phi_{rob}$ , relative à un repère fixe comme variable comportementale. L'état du système est représenté comme une valeur de cette variable. Par analogie avec la notion physique du potentiel, les maxima locaux du champ neuronal sont nommés *attracteurs*. Si l'orientation de la cible est  $\phi_{tar}$  (figure 2, a) alors un attracteur est créé dans

le champ neuronal et la vitesse de rotation du robot est  $\omega = \dot{\phi} = \frac{dP}{d\phi}$ .

Séparément, chaque entrée détermine la formation d'un attracteur (c.a.d. un point fixe, asymptotiquement stable) dans le champ neuronal. L'équation d'Amari permet la coopération entre les stimuli associés aux entrées différentes (cibles séparées spatialement). Pour des entrées proches spatialement, la dynamique a un seul attracteur qui correspond à la moyenne des entrées (figure 3).

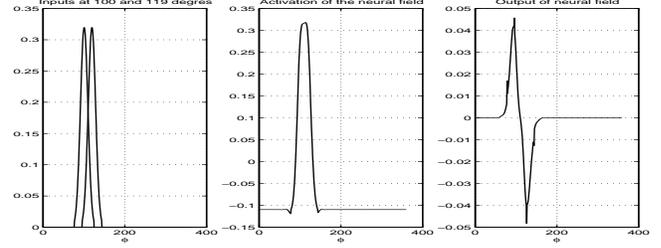


FIG. 3: La coopération de deux stimuli. À gauche, les stimuli à 100 et 119 degrés; au centre, l'activité du champ neuronal; à droite, la sortie du mécanisme de "read-out".

À partir d'une distance critique entre les 2 entrées, un point de bifurcation apparaît et l'attracteur devient un répulseur et 2 nouveaux attracteurs se forment (figure 4). En fonction de l'état initial, le robot choisit un des deux attracteurs. Ce mécanisme de compétition/coopération a une propriété d'hystérésis qui évite la formation des oscillations. Une autre propriété de champ neuronal est sa mémoire. Le pic d'activité est maintenu pendant un certain temps s'il n'y a pas des stimuli en entrée. Il dépend de la valeur de  $h$ , plus le  $h$  est négatif plus l'effet de mémoire est faible.

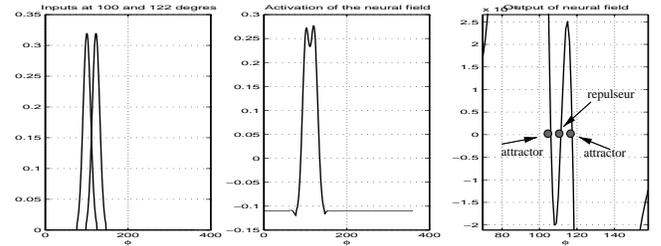


FIG. 4: Compétition entre deux stimuli. À gauche, les stimuli à 100 et 122 degrés; au centre, l'activité du champ neuronal; à droite, un agrandissement de la sortie du mécanisme de "read-out" après la dérivation du champ neuronal.

Pour avoir un comportement dynamique cohérent, il faut que les entrées aient une forme gaussienne. Mais les entrées visuelles de notre mécanisme de suivi sont déjà presque gaussiennes (figure 6), on peut donc utiliser un champ neuronal dans notre architecture sans avoir à modifier quoi que ce soit.

L'effet mémoire du champ neuronal nous permet de continuer à avoir un pic d'activation correspondant à la cible suivie même si celle-ci s'arrête momentanément de bouger (figure 5). On peut ainsi éliminer les erreurs dues aux acquisitions des image et garder un comportement

continu. De plus, si un nouveau stimulus est présenté en entrée (ex. une autre cible qui entre dans le champ visuel), l'effet mémoire permet de suivre la cible et de considérer ce stimulus comme un distracteur.

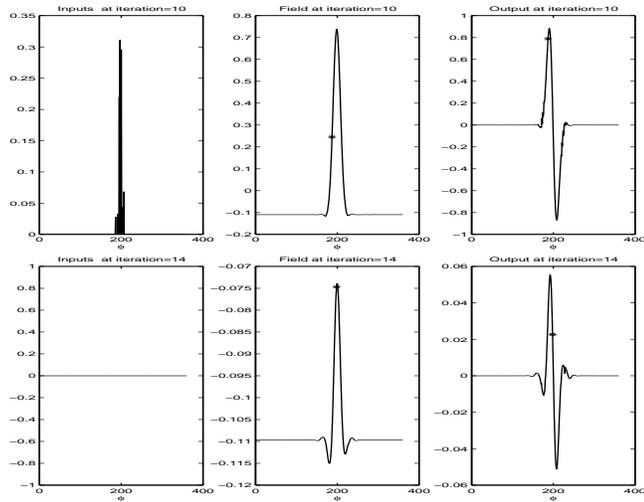


FIG. 5: L'effet mémoire. Haut, l'état du système pour la 10-ème itération. Bas, l'état du système pour la 14-ème itération. Entre la 11-ème et la 14-ème itération il n'y a pas de mouvement perçu. A gauche, l'entrée du champ neuronal, au centre, l'activité de celui-ci, à droite, la dérivée spatiale.

## 4 Résultats - Perspectives

Dans une première phase, nous avons testé notre système dynamique avec une seule variable, la vitesse de rotation de la tête. La figure 6 présente un exemple de stimuli en entrée et l'activité du champ neuronal associé. Toutes les propriétés des champs neuronaux (mémoire, compétition/coopération, hystérésis) sont observées dans nos expériences en temps réel.

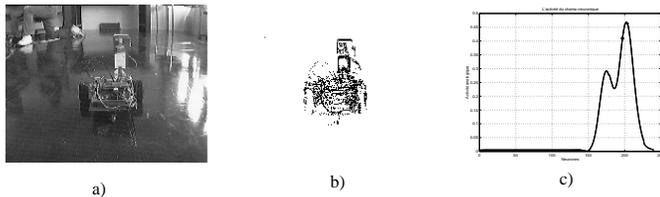


FIG. 6: a) Une image acquise par la caméra CCD. b) L'image du mouvement détecté par différence d'images. c) L'activité du champ neuronal. L'image de mouvement a été translaté dans un repère lié à l'orientation du robot.

Pour illustrer les possibilités de contrôle des champs neuronaux dans le cas d'un système à deux degrés de liberté (rotation de la tête et du corps du robot), nous présentons un exemple simple en figure 7. Supposons qu'une variable interne (ou une motivation) entraîne le robot à exécuter la séquence ABC [5]. La séquence commence avec l'activation du neurone correspondant à l'état A. L'entrée permet la création d'un attracteur  $\phi_A$  (figure 7). A l'ins-

tant  $\tau$ , le neurone qui correspond à l'état B est activé et l'attracteur va glisser vers  $\phi_B$ . Avec le mécanisme de "read-out", nous obtenons 2 vitesses de changement de l'orientation, différentes pour la tête et le corps du robot (à cause de différence d'inertie la tête tourne plus vite que le corps). L'utilisation des champs neuronaux permet un changement continue des orientations.

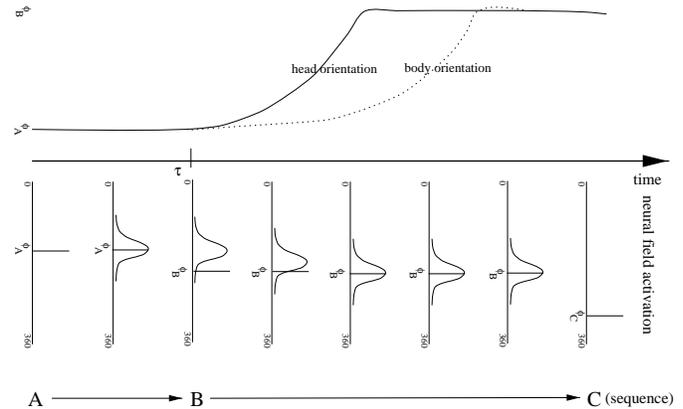


FIG. 7: Haut: le changement d'orientation du corps du robot et de sa tête; bas: l'activité du champ neuronal.

Dans la figure 8 nous montrons un exemple d'utilisation en traitement d'image. Dans un premier temps, en utilisant la détection du mouvement, le robot déclenche le suivi de la cible. En même temps, un système parallèle, apprend une ou plusieurs vues locales de la cible à suivre. Le mécanisme d'apprentissage des vues locales est basé sur l'extraction des points caractéristiques détectés dans l'image du gradient (voir [3] pour plus de détails). Ensuite, si le robot n'arrive plus à détecter la cible en utilisant l'information de mouvement (si la cible est temporairement arrêtée, ...) il utilisera les vues locales apprises pour retrouver sa cible (figure 8), droite. La sortie du système de détection du mouvement ainsi que celle de la reconnaissance des vues locales sont en effet les entrées d'un même champ neuronal. Celui-ci permet de fusionner (coopération et/ou compétition) des informations multimodales (détection du mouvement, reconnaissance de la forme). Nous envisageons par la suite, d'apprendre aussi à notre système, à discriminer les "objets" à suivre [4, 6].

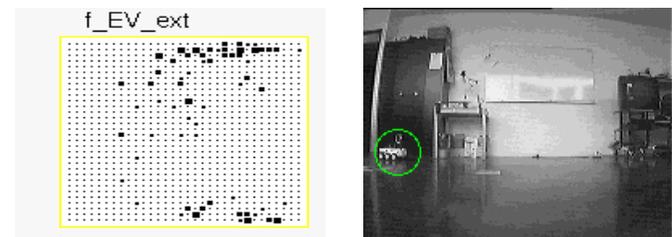


FIG. 8: A gauche, l'activité de la carte qui code l'imagette de la cible. A droite, une vue du robot avec sa cible.

On peut aussi envisager l'utilisation des champs neuronaux dans d'autres applications orientées vers le traitement d'image. En effet, les mécanismes de focalisation de l'attention peuvent être modélisés facilement par des

champs neuronaux. Une fois un objet trouvé (correspondant à un attracteur), il est plus facilement détecté et identifié dans les images suivantes (voir figure 9).

L'utilisation du champ neuronal permet d'avoir de bons résultats avec un coût calculatoire négligeable par rapport au temps d'acquisition des images. Ce type de technique permet de rendre les résultats beaucoup plus robustes au bruit car l'interprétation est dépendante du passé (stabilité d'hystérésis de l'interprétation retenue). Nous espérons ainsi pouvoir rendre compte et quantifier, à l'aide de cet outil, l'intérêt de l'aspect fortement dynamique des processus de reconnaissances de formes qui sont observés dans les expériences de psychophysiques.

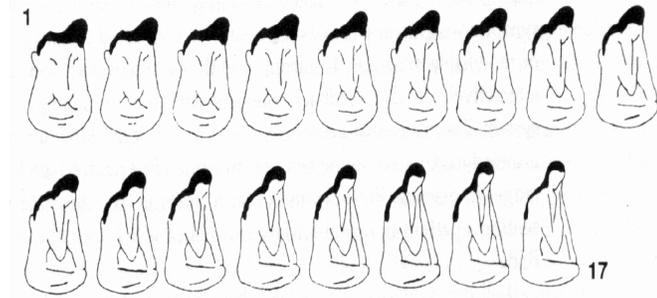


FIG. 9: Exemple sur l'aspect fortement dynamique des processus de reconnaissances de formes et sur la propriété d'hystérésis. Si on regarde les images de 1 à 17 on trouvera un point de changement différent de celui trouvé dans le cas où on regardera les images dans le sens 17 à 1.

## Références

- [1] S. Amari. Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields. *Biological Cybernetics*, 27:77–87, 1977.
- [2] E. Bicho and G. Schöner. The dynamic approach to autonomous robotics demonstrated on a low-level vehicle platform. *Robotics and Autonomous Systems*, 21:23–35, 1997.
- [3] P. Gaussier, C. Joulain, S. Moga, M. Quoy, and A. Revel. Autonomous robot learning: What can we take for free? In *International Symposium on Industrial Electronics - ISIE'97*, pages SS1–SS6, Guimarães, Portugal, July 1997. IEEE.
- [4] P. Gaussier, C. Joulain, S. Zrehen, J.P. Banquet, and A. Revel. Visual navigation in an open environment without map. In *International Conference on Intelligent Robots and Systems - IROS'97*, Grenoble, France, September 1997. IEEE/RSJ.
- [5] P. Gaussier, S. Moga, J.P. Banquet, and M. Quoy. From perception-action loops to imitation processes: A bottom-up approach of learning by imitation. *Applied Artificial Intelligence: An international Journal*, 12(7-8):701–727, 1998.
- [6] S. Leprêtre, P. Gaussier, and J.P. Cocquerez. Un modèle neuronal pour la reconnaissance d'objets. 1999. submitted to GRETSI.

- [7] G. Schöner, M. Dose, and C. Engels. Dynamics of behavior: theory and applications for autonomous robot architectures. *Robotics and Autonomous System*, 16(2-4):213–245, December 1995.