

LES CHAMPS NEURONIQUES COMME OUTIL DE REPRÉSENTATION DES INFORMATIONS VISUELLES.

S. Moga et P. Gaussier

Groupe Neurocybernetique, ETIS URA CNRS 2235,
6, Avenue du Ponceau, 95014 Cergy-Pontoise, France.

{moga,gaussier}@ensea.fr

Résumé - Nous présentons ici une application des champs neuroniques pour le contrôle d'un robot que nous avons utilisé dans le cadre d'un problème d'apprentissage par imitation [4]. Nous avons utilisé les champs neuroniques 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 neuroniques nous a permis d'avoir un comportement de suivi avec une dynamique continue.

Mots clé - Champ neuronique, Robots mobiles, Imitation

1 Introduction

La théorie des champs dynamiques a été étudiée et utilisée en physique théorique [1]. 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 dynamiques avec une description mathématique du comportement a abouti sur des mécanismes de contrôle dynamique pour des tâches de navigation en environnement ouvert [5, 2]. Mais les propriétés des champs dynamiques peuvent être utilisées aussi pour des applications de vision artificielle 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, équipés d'une caméra CCD et d'une boussole magnétique. La caméra CCD est montée sur une plate forme mobile qui peut tourner entre -90/+90. Le robot a ainsi 2 degrés de liberté.

Synoptique de fonctionnement :

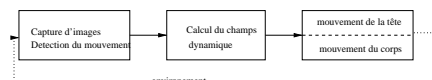


FIG. 1: Schéma général d'interconnexion. A partir des images, on détermine les zones en mouvement qui seront utilisées comme stimuli par le champ dynamique. Le changement de vitesse et/ou orientation est fait en utilisant l'activité d'un champ dynamique.

Nous avons mis au point un mécanisme de suivi d'une cible qui s'opère en 2 étapes (figure 1) : chaque mouvement perçu avec un mécanisme d'extraction de flot optique 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 le robot changera l'orientation de son corps pour avancer vers la cible. Il s'agit d'un mécanisme qui réalise en même temps un filtrage actif de la trajectoire perçue de la cible.

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) du robot pour avoir une représentation complète de l'environnement. Les stimuli en entrée de notre système sont les intensités des mouvements dans chaque direction.

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 le changement immédiat d'orientation du robot) et l'impossibilité de suivre plus d'une cible en mouvement à la fois.

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

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

Sans entrées, la forme du champ neuronique, $f(x, t) = h$, est stable. Les entrées du système, $I(x, t)$ représentent les stimuli qui excitent des régions du champ neuronique et τ détermine le temps de relaxation du système, w est le noyau des interactions latérales (modélisé par un DOG) ; g est une fonction non linéaire.

Une innovation majeure a été le mécanisme de “read-out” proposé par Schönner [5, 2]. Ce mécanisme consiste à utiliser la dérivée spatiale de l’activité du champ neuronique pour obtenir la commande motrice.

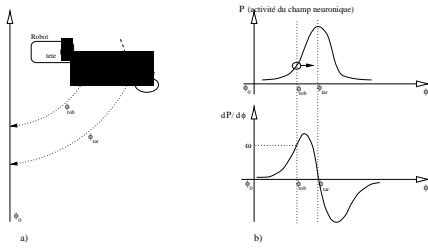


FIG. 2: a) Les coordonnées du robot et de la cible sont représentées dans le même repère. L’orientation de référence, ϕ_0 , est utilisée pour calculer ϕ_{rob} et ϕ_{tar} . b) La position de la cible permet la formation d’un attracteur à ϕ_{tar} . Le mécanisme de “read-out” permet de calculer la vitesse de rotation ω .

Schönner propose d’utiliser l’orientation du tête du robot, ϕ_{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 neuroniques est nommé *attracteur*. Si l’orientation de la cible est ϕ_{tar} (figure 2, a) alors un attracteur est créé dans le champ neuronique et la vitesse de rotation du robot est $\omega = \dot{\phi} = F(\phi_{rob}) \cdot \dot{\phi}$.

Séparément, chaque entrée détermine la formation d’un attracteur (c.à.d. un point fixe, asymptote stable) dans le champ neuronique. 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).

A partir d’une distance critique entre les 2 entrées, un point de bifurcation apparaît et l’attracteur devient un repulseur et 2 nouveaux attracteurs se forment (figure 4). En fonction de l’état initial, le robot

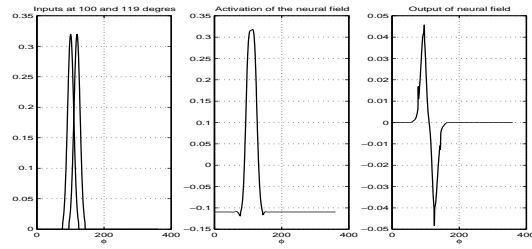


FIG. 3: La coopération de deux stimuli. A gauche, les stimuli a 100 et 119 degrés ; en centre, l’activité du champ neuronique ; a droite, la sortie du mécanisme de “read-out”.

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 dynamique est sa mémoire. Si le paramètre h a une valeur suffisamment négative, alors le pic d’activité est maintenu pendant un certain temps s’il n’y a pas des stimuli en entrées.

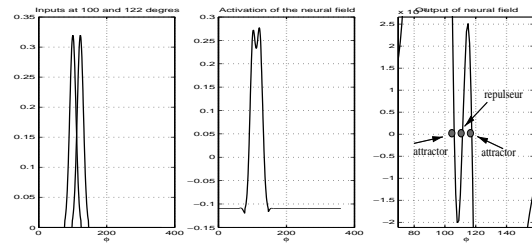


FIG. 4: La compétition entre deux stimuli. A gauche, les stimuli a 100 et 122 degrés ; en centre, l’activité du champ neuronique ; a droite, un agrandissement de la sortie du mécanisme de “read-out”.

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 5). On peut donc utiliser un champ neuronique dans notre architecture sans avoir à modifier quoi que ce soit.

4 Résultats - Perspectives

Dans une première phase, nous avons testé notre système dynamique avec un seul degré de liberté, la rotation de la tête. La figure 5 présente un exemple des stimuli d’entrée et l’activité du champ neuronique associé.

Toutes les propriétés de champs neuroniques (mémoire, compétition/coopération, hystérésis) sont présentes dans notre expériences en temps réel.



FIG. 5: a) Une image acquise par la caméra CCD. b) L'image du mouvement détecté par différence d'images. c) L'activité du champ dynamique.

Pour illustrer les possibilités de contrôle des champs neuroniques pour plusieurs degrés de liberté, nous présentons un exemple simple. Le robot suit son "prof" et apprend la séquence "ABC". Supposons qu'une variable interne (ou une motivation) entraîne le robot à exécuter la séquence ABC ([4]). La séquence commence avec l'activation du neurone correspondant à l'état A. L'entrée permet la création d'un attracteur ϕ_A (figure 6). A l'instant τ , le neurone qui correspond à l'état B est activé et l'attracteur va glisser vers ϕ_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 différences d'inertie). L'utilisation des champs neuroniques permet un changement continue des orientations.

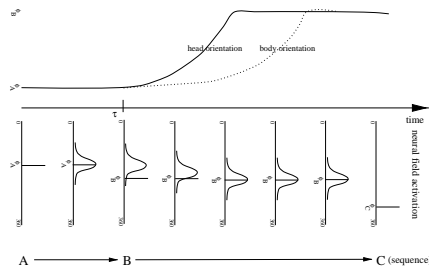


FIG. 6: Haut : le changement d'orientation du corps du robot et de sa tête ; bas : l'activité du champ neuronique.

Pour être plus général, nous apprendrons aussi à notre système à discriminer les "objets" à suivre [3]. L'angle sous lequel est vu un tel objet peut être sommé avec d'autres contributions (après une convolution avec une gaussienne). Ce type de représentation permet de fusionner des informations multimodales (coopération et/ou compétition en fonction de la position des bulles d'activité).

On peut envisager l'utilisation des champs dynamiques dans d'autres applications orientées vers le traitement d'image. Les mécanismes de focalisation de l'attention peuvent être facilement modélisés par des champs dynamiques. Une fois un objet trouvé (qui correspond à un attracteur), il est plus facilement détecté et identifié dans les images suivantes.

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 (hystérésis de l'interprétation retenue). Nous espérons ainsi pouvoir rendre compte et quantifier l'intérêt de l'aspect fortement dynamique des processus de reconnaissances de formes qui sont observés dans les expériences de psychophysiques.

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. Schoner. 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. 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.
- [4] P. Gaussier, S. Moga, M. Quoy, and J.P. Banquet. 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.
- [5] 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.