

Formalisme et mesure de la perception : Intérêt de la dynamique sensori-motrice chez un agent robotique

Mickael MAILLARD, Laence HAFEMEISTER, Philippe GAUSSIER

Laboratoire ETIS UMR CNRS 8051, Groupe Neurocybernétique
E.N.S.E.A, U.C.P., 6 avenue du Ponceau, 95014 Cergy Cedex, France
maillard@ensea.fr, hafemeister@ensea.fr
Gaussier@ensea.fr

Résumé – Notre objectif est de proposer une définition de la perception et de montrer comment un agent autonome peut apprendre à construire sa propre perception de son environnement. Nous présentons cette formalisation dans un cas concret de robotique : un robot Koala muni d'une caméra a pour tâche de se diriger vers un objet précédemment appris. Des outils de visualisation d'une mesure de la perception sont mis en oeuvre. Ceux-ci sont basés sur l'exploitation des sensations et des actions de l'agent enregistrées au cours d'expériences. L'apprentissage sensori-moteur réalisé par l'agent permet à ce dernier de déformer sa perception : du point de vue comportemental, un invariant est créé. Enfin l'observation de l'évolution temporelle de la perception est révélatrice de l'importance des dynamiques des boucles sensori-motrices.

Abstract – We propose a definition of perception and we show how an autonomous agent can learn its own perception of its environment. Next we present this formalism in the case of a robotic application : a Koala robot with a CCD-camera must reach an object learned before. We propose some visualisation tools of a measure of the agent's perception which is based on the record of the couple sensation/action during the experiment. The sensori-motor learning allows to shape the perception of the agent and creates an invariant considering a behavioral point of view. Observation of the temporal evolution of perception emphasises the role of dynamic in the sensori-motor loops.

1 Contexte

En traitement d'images, la perception est souvent associée au seul traitement des données sensorielles. Cependant, de nombreuses expériences en psychologie tendent à montrer que la constitution d'un percept nécessite d'interagir avec l'environnement [8]. Ceci est conforté par des expériences robotiques montrant par exemple qu'un robot peut apprendre à rejoindre un lieu sans être capable de le reconnaître précisément d'un point de vue statique (apprentissage de la constitution d'un bassin d'attraction comportemental autour du lieu but [5]. Avoir un comportement globalement cohérent face à un objet suffit dans bien des cas : on parle alors d'affordances [6]. Dans ce cas, la perception apparaît comme étant la résultante d'associations entre les actions et les sensations. Du point de vue des systèmes dynamiques [2], il est aussi intéressant de noter que les actions dérivent d'un champ de potentiels [14, 13]. Nous proposons dès lors de modéliser la perception comme un champ de potentiels [4] : les actions d'un agent dérivent de son état de perception. En utilisant le formalisme des systèmes cognitifs développé par Gaussier et al. [3], l'action $|Ac\rangle$ est un vecteur qui se déduit de la perception notée Per par la relation :

$$|Ac\rangle = -m \overrightarrow{grad} Per(\vec{p}) \quad (1)$$

La perception dépend de l'état \vec{p} de l'agent en proie à ses sensations. \vec{p} est constitué de variables de position spatiale mais aussi de variables déterminant l'état interne de l'agent. m peut être associée à une masse réelle ou virtuelle permettant de prendre en compte l'embodiment de l'agent [11]. Par la suite nous supposons qu'elle est constante au cours des mesures effectuées.

2 Matériel et méthodes

Afin de comprendre les conséquences de la définition posée, nous avons mis en oeuvre cette approche de la perception dans le cas simple d'un agent robotique. Cet agent est un robot de type Koala muni d'une caméra. Il a pour tâche de se diriger vers un objet précédemment appris. Une reconnaissance explicite du type "nommer" l'objet n'est pas requise ici. On se place au contraire dans un contexte de réalisation d'affordances. Une affordance peut résulter d'une boucle sensori-motrice simple dans laquelle l'agent associe ses sensations à des actions à effectuer. Afin que l'apprentissage de ces quelques associations restent simples, il faut que les caractéristiques visuelles extraites possèdent un certain nombre d'invariants correspondant à la tâche à effectuer. Ainsi la caractérisation par l'agent des vues, image après image est choisie invariante aux changements de contraste et de luminosité. En outre, comme l'agent se déplace, cette caractérisation doit être aussi insensible que possible aux changements d'échelle et aux déformations géométriques de l'image. Finalement une image capturée est caractérisée par des points d'intérêts extraits à l'aide d'un mécanisme multi-échelles [7, 9]. L'algorithme d'extraction des points d'intérêt est inspiré des travaux de Lowe [10]. Les points d'intérêts extraits correspondent aux extrema locaux dans l'espace des échelles des images filtrées par des DOG (Difference Of Gaussians) (fig. 1). Cet algorithme biologiquement plausible présente en outre l'intérêt d'être massivement parallèle. Une parallélisation des calculs sur différentes stations de travail, permet un déroulement de l'algorithme compatible avec du temps réel.

Par la suite, la caractérisation des points d'intérêt que nous avons effectuée est rudimentaire mais son but est d'être suf-

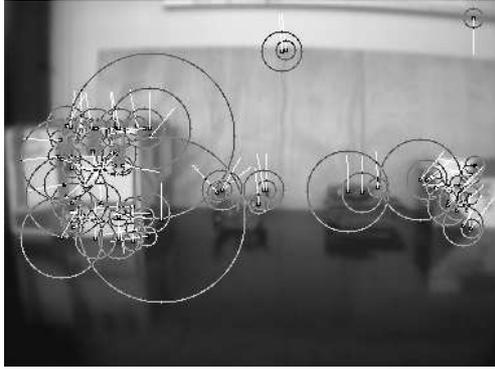


FIG. 1 – Représentation des points caractéristiques extraits en fonction de l'échelle (taille du cercle entourant le point)

fisante pour la tâche considérée. Cette caractérisation consiste à extraire à l'échelle de chaque point d'intérêt, les deux premiers moments des orientations des quatre voisinages du point d'intérêt considéré (figure 2). L'information de l'ensemble des échelles est alors réunie et normalisée sur 8 cartes de neurones de petites tailles (la discrimination est alors moins précise spatialement mais plus robuste à la disparitions de quelques points d'intérêt). Ces huit cartes constituent l'information sensorielle. Afin de construire sa perception de l'environnement, l'agent les associe à des actions. On se place ici dans le cadre d'un apprentissage sensori-moteur de type supervisé : l'agent associe les caractéristiques visuelles multi-échelles d'une image avec la direction permettant de rejoindre l'objet à apprendre. Cette direction est indiquée par l'opérateur à l'aide d'un joystick (fig. 2). Le groupe de neurones noté LMS (Least Mean Square) réalise une minimisation de l'erreur quadratique ([16]) entre sa sortie calculée à partir des cartes de caractéristiques et la commande fournie par le manipulateur. Enfin la prise de décision de l'action à réaliser est effectuée par un groupe de neurones compétitifs noté WTA (Winner Takes All). Il est à noter qu'étant donné les capacités limitées de séparation linéaire d'un tel mécanisme, l'extension à plusieurs objets s'effectue en multipliant les groupes de types LMS : un groupe par objet apprenant suivant le contexte fourni par l'utilisateur. On constate que quelques apprentissages sensori-moteurs permettent alors à l'agent de se diriger vers l'objet appris.

3 Interprétation comportementale et perceptive

Les résultats du système mis en place peuvent être analysés de deux façons différentes. On propose dans un premier temps de visualiser le comportement global du robot par l'intermédiaire de ses trajectoires. Du point de vue d'un observateur, on peut dire que l'agent a accompli sa tâche lorsque son comportement à été globalement cohérent face à l'objet appris, c'est à dire lorsqu'il a réalisé une affordance. La visualisation des trajectoires du robot (fig. 3) montre qu'en présence de l'objet appris, celles-ci convergent nettement vers l'objet. Au contraire si l'objet est absent du champ de vision du robot, les trajectoires sont clairement plus perturbées. Il convient de noter que l'agent n'a pas une reconnaissance explicite et qu'il ne possède pas de système de recherche de l'objet : il se dirige vers ce qui

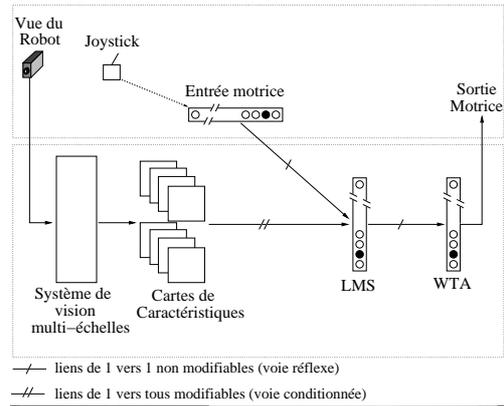


FIG. 2 – *En haut* : Architecture associant les sensations multi-échelles aux actions *En bas* : Exemple d'apprentissage de l'objet "carton" entouré en noir

se trouve dans son champ de vision et qui ressemble le plus à l'objet appris au sens de sa perception. Mais son champ de vision évolue suivant ses actions.

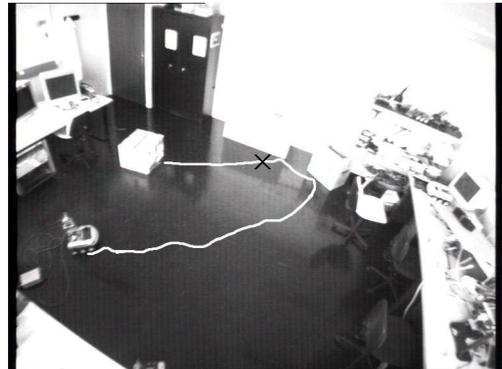


FIG. 3 – Visualisation de la trajectoire du robot. La croix symbolise le lieu où l'objet "carton" rentre dans le champs de vision de l'agent. La trajectoire cesse d'être perturbée à partir de ce moment

Une autre manière d'analyser les résultats consiste à calculer a posteriori la perception de l'agent. Pour un apprentissage donné, l'état du robot se définit par sa position spatiale dans la pièce ainsi que par l'orientation de son corps (et donc de sa caméra) par rapport à l'objet appris. Un moyen de calculer la perception du robot est de lui imposer de parcourir l'espace en mesurant en chaque point l'action qu'il aurait effectuée au vue de ses sensations (fig. 4). D'après l'équation (1), la per-

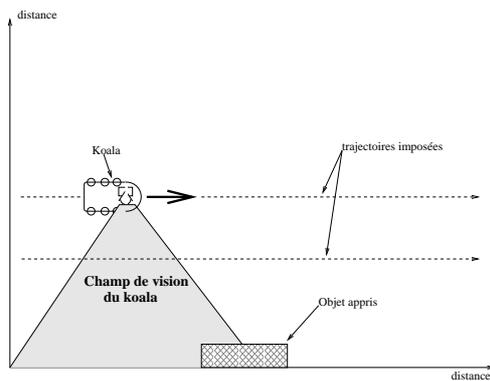


FIG. 4 – : Méthode d'acquisition des couples sensation/action permettant de calculer a posteriori la perception de l'agent.

ception s'obtient alors en intégrant les actions. Différentes mesures ont été effectuées consécutivement au cours d'une phase d'apprentissage avec une orientation de la caméra fixe. L'apprentissage peut être considéré comme la formation d'un bassin d'attraction dynamique [12]. Ce dernier est créé à l'aide de quelques associations sensori-motrices. La forme des bassins obtenus (fig. 5-a) explique le comportement globalement cohérent de l'agent face à l'objet : l'agent va "tomber" dans le bassin perceptif et par conséquent se diriger vers l'objet appris. Ces mesures confirment quantitativement les résultats observés sur les trajectoires. En outre la capacité de généralisation de l'agent est facilement visualisable en dehors de ces zones d'apprentissage.

Le caractère frustré des primitives visuelles extraites et leur faible nombre facilite l'apprentissage des associations sensori-motrices. Mais ce caractère contribue aussi à une faible discrimination entre deux objets différents. Pour une orientation du corps donnée, les réponses des neurones codant l'action de l'agent pour deux objets différents placés côte à côte sont très similaires. Même s'il apparaît que l'apprentissage permet de creuser plus le bassin correspondant à l'objet appris, la différence constatée ne permet pas d'expliquer le comportement global de l'agent qui reste pourtant cohérent. En effet les mesures précédentes ne tiennent pas compte de l'aspect dynamique du système : lorsque l'agent se déplace, il modifie l'orientation de son corps par rapport à l'objet pour se diriger vers ce dernier. Il modifie par conséquent ses sensations. C'est ce déplacement qui va permettre de lever les ambiguïtés existantes (fig. 5-b). La dynamique de la boucle sensori-motrice permet d'avoir un comportement correct qui serait impossible à obtenir d'un point de vue statique uniquement.

4 Conclusion et perspectives

Pour résumer, nous avons montré par l'intermédiaire d'une formalisation et d'une mesure de la perception, que la prise en compte des dynamiques sensori-motrices dans les problèmes d'affordance est nécessaire et facilite la tâche de l'agent. Ainsi dans le cadre applicatif défini précédemment, il est important de prendre en compte les 3 dimensions du problème, à savoir la position spatiale de l'agent (deux dimensions) et son orientation par rapport à l'objet. Cette dernière évolue au cours du temps puisqu'elle résulte des actions de l'agent. La prise en

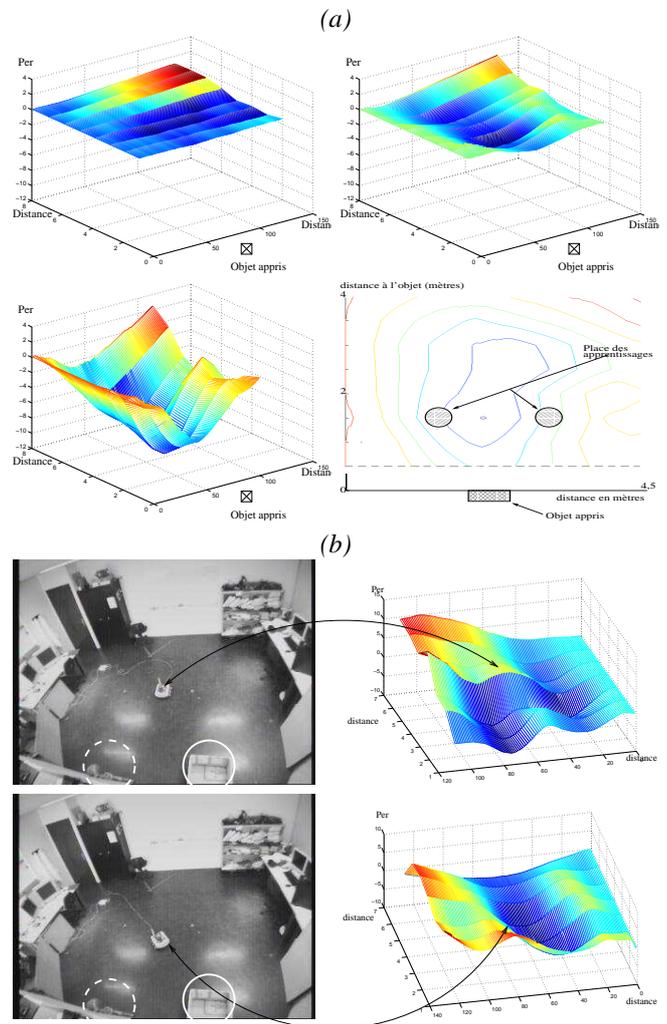


FIG. 5 – (a) : Visualisation de la perception à différents stades de l'apprentissage. Les courbes d'iso-perception et la représentation des lieux d'apprentissage montrent la capacité du système à généraliser spatialement. (b) : Visualisation de la perception suivant l'orientation du robot. En haut : existence de 2 bassins alors que seul l'objet "carton" (trait plein) a été appris. L'objet lampe (trait en pointillé) est à l'origine du deuxième bassin. En bas : Après quelques actions, l'orientation du robot s'est modifiée et un nouvel état perceptif sans ambiguïté apparaît.

compte des dynamiques sensori-motrices permet d'élargir le contexte de la vision active [1] puisque l'agent devient acteur de l'acquisition de ses sensations pour construire sa perception. Nous avons ainsi créé et visualisé un invariant sensori-moteur définissant un comportement simple. Les travaux futurs concerneront l'apprentissage autonome de comportements complexes construits à partir d'interactions entre les différentes boucles sensori-motrices ([15]).

Références

- [1] J. Aloimonos, I. Weiss, and A. Bandyopadhyay. Active vision. *International Journal of Computer Vision*, pages 333–356, 1998.
- [2] R.D. Beer. The dynamics of active categorical perception in an evolved model agent. *Adaptive Behavior*, 11(4) :209–243, 2003.
- [3] P. Gaussier. Toward a cognitive system algebra. pages 88–100. European Workshop On Learning Robots, Septembre 2001.
- [4] P. Gaussier, J.C. Baccon, K. Prepin, L. Hafemeister, and J. Nadel. Formalization of recognition, affordances and learning or interacting animats. *From animals to animats : Simulation of Adaptive Behavior*, pages 57–64, 2004. MIT Press.
- [5] P. Gaussier, C. Joulain, J.P. Banquet, S. Leprêtre, and A. Revel. The visual homing problem : an example of robotics/biology cross fertilization. *Robotics and Autonomous Systems*, 30 :155–180, 2000.
- [6] J. Gibson. *The Ecological Approach to Visual Perception*. Houghton Mifflin, Boston, 1979.
- [7] A.J. van Doorn J.J. Koenderink. Representation of local geometry in the visual system. *Biological Cybernetics*, pages 55 :367–375, 1987.
- [8] C. Lenay, O. Gapenne, and J. Stewart. *Espace du Geste et de la Posture*, chapter Perception spatiale prothétisée : outils d'étude de la localisation et de la reconnaissance de formes. Presses universitaires de Caen, 2001.
- [9] T. Lindeberg and H. Romeny. *Geometry-Driven Diffusion*, chapter Linear Scale-Space, pages 1–77. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Netherlands, 1994.
- [10] D.G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, pages 91–110, 2004.
- [11] R. Pfeifer and C. Scheier. Sensory-motor coordination : the metaphor and beyond robotics and autonomous systems. *Robotics and autonomous Systems*, 1997.
- [12] G. Schöner, M. Dose, and C. Engels. Dynamics of behavior : theory and applications for autonomous robot architectures. *Robotics and Autonomous Systems*, 1995.
- [13] A. Steinhage and G. Schöner. The dynamic approach to autonomous robot navigation. page ss7. ISIE, 1997.
- [14] E. Thelen and L.B. Smith. *A dynamic system approach to the development of cognition and action*. MIT Press, 1994.
- [15] F. Varela, E. Thompson, and E. Rosch. *The Embodied Mind*. MIT press, 1993.
- [16] B. Widrow and M.E. Hoff. Adaptive swithing circuits. 4 :96–104, 1960. Institute of Electrical Engineers (IRE) Western Electronic Show and Convention (WESCON) convention records.