

L'apprentissage de scènes visuelles complexes

P. Gaussier, C. Joulain, J.P. Banquet (*), A. Revel
ETIS-ENSEA URA 2235, groupe Neuro-cybernétique
6 Av du Ponceau, 95014 Cergy Pontoise Cedex, France
(*) Neurosciences et Modélisation, Université Paris VI
e-mail: gaussier@ensea.fr

La neurobiologie et la psychologie nous fournissent aujourd'hui un très grand nombre d'informations sur le fonctionnement de notre système visuel. Ces informations peuvent être très utiles pour la réalisation de systèmes autonomes capables d'apprendre à reconnaître des objets ou des lieux afin de survivre dans un environnement a priori inconnu (qu'il soit réel ou virtuel). Notre travail est basé sur l'idée que la perception est essentiellement un processus dynamique et qu'il est possible de simplifier les problèmes d'apprentissage en évitant de faire apprendre à nos systèmes tout ce qu'ils trouveront forcément dans leur environnement (à savoir une certaine conservation des relations de voisinage). Les techniques développées pour concevoir ces systèmes adaptatifs prévus pour être en perpétuelle interaction avec leur environnement, pourraient avoir des répercussions très importantes sur notre conception de la programmation et sur la notion d'Interface Homme-Machine (IHM).

1 Introduction

Dans notre laboratoire, nous avons entrepris un programme de recherche en collaboration avec des neurobiologistes et des psychologues afin de mieux comprendre les mécanismes cognitifs. Nous nous sommes demandés comment modéliser les mécanismes impliqués dans la vision des mammifères et comment les utiliser pour le contrôle de robots autonomes (voir fig. 1). Dans le cadre d'un projet sur la modélisation de l'hippocampe¹ [1] et de ses liens avec le cortex préfrontal² nous apportons une vision intégrée (système) du problème en permettant de valider des modèles neurobiologiques sur des données réalistes. Notamment, nous cherchons à vérifier la cohérence globale des architectures de contrôle proposées et la compatibilité du comportement dynamique du robot avec les données éthologiques. Nous cherchons à ce que les comportements de nos robots ne soient pas complètement "cablés" mais qu'ils se construisent au travers des interactions avec l'environnement.

Le but principal est avant tout de tester des hypothèses fonctionnelles globales et d'imaginer des réseaux de neurones non supervisés pouvant rendre

¹structure sous corticale impliquée dans les mécanismes de mémoire, de navigation et de fusion multi-modale

²impliqué dans les mécanismes de planification

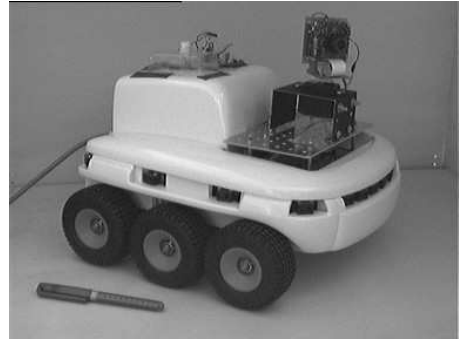


Figure 1: Notre robot Koala (fabriqué par le KTeam à Lausanne) équipé d'une boussole et d'une caméra pouvant tourner sur elle même grâce à un servo moteur.

compte de capacités d'apprentissage en ligne très rapides et utilisant des signaux de renforcement très frustrés. Nous nous sommes rendu compte que la plupart des problèmes que nous traitions pouvaient se ramener à une architecture type que nous avons appelée PerAc (Perception-Action - voir fig. 2). L'un des traits importants de cette architecture neuronale est de garder la topologie de l'information sensorielle tout au long de la chaîne de traitement. Cela, ajouté au fait que nos systèmes sont bouclés sur leur environnement (importance de la dynamique), permet d'obtenir des gains très importants en termes de performances et de simplifications algorithmiques.

Dans cet article, nous voulons montrer que les difficultés liées à l'apprentissage autonome de formes complexes (caractérisant des objets ou des lieux) peuvent être dépassées par le choix d'une architecture de contrôle adaptée.

2 Apprendre un objet

Pour cette première expérience, l'objectif est de montrer comment il est possible de conditionner un robot de manière à ce qu'il apprenne à réagir en fonction de la présence de certains objets dans son champ de vision. Par exemple, notre robot doit apprendre à se diriger vers un objet particulier (son but) et apprendre à tourner à droite ou à gauche en fonction de la présence d'une image représentant une flèche (voir fig. 4). La difficulté réside dans le fait que le but (l'objet intéressant) se trouve en général au milieu

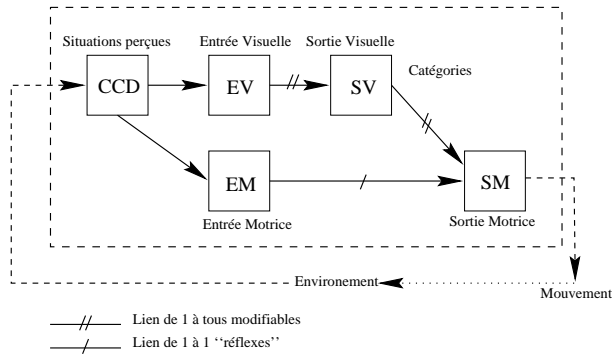


Figure 2: Représentation schématique d'un bloc PerAc appliqué au traitement d'informations visuelles. Chaque bloc PerAc est un réseau compétitif composé de 4 groupes de neurones : l'Entrée Visuelle (EV), la carte d'association (Sortie Visuelle - SV), l'Entrée Motrice (EM) et la Sortie Motrice (SM). L'entrée visuelle est une représentation de l'information visuelle perçue par le robot par l'intermédiaire de sa caméra. La carte d'association est une carte topologique capable d'apprendre en un coup dont on se sert pour reconnaître les motifs d'entrée. L'entrée motrice représente les réflexes déjà acquis. Les liens appris entre SV et SM permettent de réagir même lorsque aucune information n'est disponible au niveau de EM ou lorsque le système doit apprendre dans certaines situations à éviter de faire ce que lui propose la voie réflexe.

d'un très grand nombre d'autres objets (distracteurs). Le robot doit donc utiliser un mécanisme de focalisation de l'attention lui permettant d'explorer de façon séquentielle les objets présents dans une image (voir fig. 3).

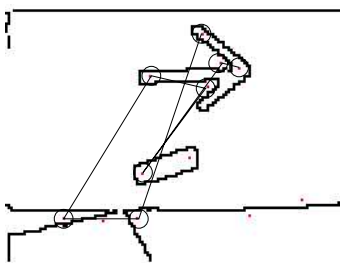


Figure 3: Exemple d'exploration d'une scène visuelle par le mécanisme de focalisation de l'attention de notre robot. Les petits cercles représentent le centre de la zone dans laquelle focalise le robot. Le champs de vision est d'une cinquantaine de pixels autour du point de focalisation.

Il lui faut donc attendre d'avoir suffisamment exploré de zones de l'image pour décider du mouvement à effectuer. Le robot doit donc apprendre sur une carte neuronale, toutes les vues locales qui diffèrent les unes des autres [5]. Lorsque le mouvement effectué génère un signal de renforcement positif, les liens Perception-Action impliqués sont renforcés (ils sont inhibés en cas de renforcement négatif). La conséquence est qu'un "objet" ne peut être considéré comme reconnu qu'au niveau de ses implications motrices. En effet, une vue

locale peut être très bien reconnue mais n'être absolument pas pertinente ! Malheureusement, si le robot doit apprendre pour chaque position de la cible dans son champ de vision quel mouvement faire, le temps d'apprentissage est prohibitif (explosion combinatoire) et la capacité du robot à généraliser pour des positions non encore apprises est nulle. Nous en avons donc conclu que l'apprentissage devait s'appuyer sur l'existence préalable d'un mécanisme réflexe très simple qui incite le robot à aller dans la direction de l'objet sur lequel il focalise son attention (pour le détail de l'architecture voir [5]). Les mouvements à apprendre se limitent à "avancer vers l'objet", tourner à droite ou à gauche par rapport à l'objet. Le mouvement réel du robot se fait par une simple combinaison du mouvement réflexe et du mouvement appris. Grâce à ses actions et à la présence répétée dans l'image des objets à associer à un mouvement, le robot est en mesure de déterminer quelles sont les informations pertinentes pour la tâche qu'il a à accomplir. Ce processus d'apprentissage ne nécessite en pratique qu'un nombre très limité de tentatives.

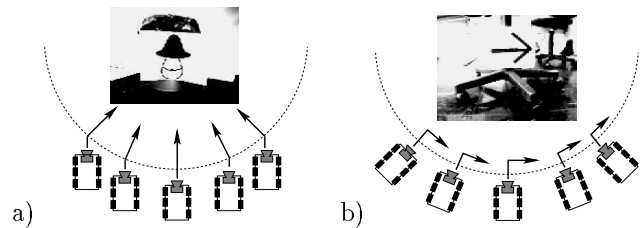


Figure 4: a) Le mouvement "avancer" associé à la reconnaissance d'un champignon permet d'aller toujours dans la direction de ce dernier. b) L'association du mouvement "tourner à droite" avec la reconnaissance d'une flèche indiquant la droite permet d'éviter la flèche par la gauche. L'arc de cercle en pointillé délimite la zone où le robot reconnaît la flèche. Ce comportement est lié au fait que tous les mouvements se font de manière relative à l'orientation du regard du robot.

Par exemple, pour apprendre à réagir correctement aux stimuli présentés fig.4, le robot n'a besoin que de 2 à 3 essais. De plus, cet apprentissage est robuste vis à vis des changements de distance (variations d'échelle et d'angle). Cela est principalement dû à l'emploi d'une transformation logarithmique et polaire de l'image à partir du point de focalisation. L'intérêt de ce type d'architecture neuronale est d'éviter à un ingénieur d'avoir à programmer le robot pour chaque situation. Ce travail peut être laissé au soin de l'utilisateur final qui, même complètement réfractaire à l'informatique, conditionnera son robot comme il l'aurait fait pour son chien (IHM très intuitive).

3 Apprendre un lieu

Lorsque l'objectif n'est pas visible, le mécanisme précédent ne permet évidemment pas au robot de le rejoindre. Il lui faut donc être capable d'apprendre le lieu où se trouve l'objet en se servant de la reconnaissance des objets situés autour du but. Mais ce que nous présentons comme étant l'apprentissage d'un lieu

devenir dans notre approche dynamique de la perception : comment rejoindre ce lieu. Il s'agit donc de créer un attracteur capable de ramener le robot vers une position apprise sans pour cela devoir lui faire apprendre quoi faire pour chaque position de l'environnement (ce qui nécessiterait un très long temps d'apprentissage). Ce problème peut sembler beaucoup plus compliqué que le précédent puisque maintenant se pose la question de savoir quels objets doivent être utilisés comme repères de navigation (amers) et comment faire pour associer à ces positions un mouvement permettant au robot de rejoindre l'endroit appris. En fait, il n'en est rien. L'architecture PerAc peut une fois encore résoudre le problème en évitant au robot d'apprendre ce que l'environnement lui offrira toujours à savoir l'invariance de ses propriétés topologiques (les azimuts des amers seront voisins pour des positions voisines - [2]).

Dans ce système, les vues locales sont isolées par le même mécanisme que celui utilisé précédemment. Une mesure de la ressemblance entre la position apprise et la position courante est estimée en calculant de combien se sont déplacés les amers par rapport à la configuration apprise. Dans notre modèle (voir fig. 5) les informations représentant la reconnaissance des amers : le "quoi" (groupe Amer) sont fusionnées avec les informations relatives à l'angle sous lequel ils sont vus : le "où" (groupe Azimut). Ces deux traitements du "où" et du "quoi" correspondent respectivement aux voies pariétale et temporale au niveau du cortex. La recombinaison des informations (groupe Amers×Azimuts) peut alors être apprise par des neurones appartenant à un groupe du type Winner Take All. Ces neurones réagissent comme les "cellules de lieux" [4] enregistrées dans l'hippocampe des rats.

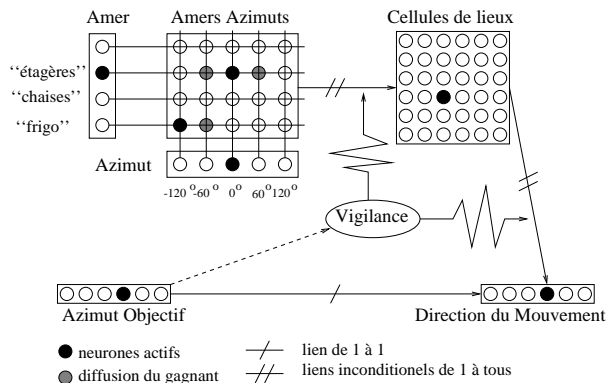


Figure 5: Représentation simplifiée du réseau de neurone pour la navigation. Le groupe Amers-Azimuts fusionne les informations "où" et "quoi".

Durant une expérience, lorsque le robot obtient une récompense (position du but atteinte), une procédure consistant à apprendre un petit nombre de positions autour du but est déclenchée [3]. Pour chacun de ces lieux, une association sensori-motrice est créée par apprentissage hebbien. Ainsi chacune des positions est associée au mouvement à effectuer pour rejoindre le

but (voir fig. 6). Ce but est supposé toujours visible lors de l'apprentissage ou, tout du moins, le robot est supposé capable de maintenir en interne une information relative à la direction du but.

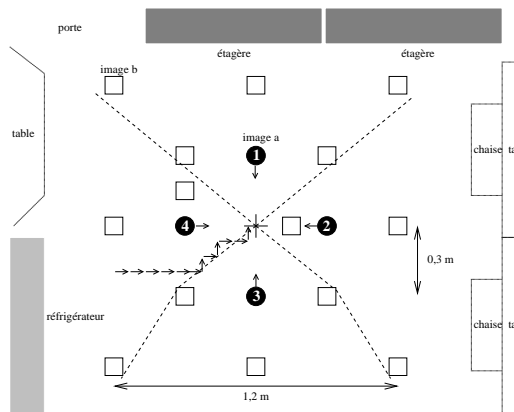


Figure 6: Quatres vues (cercles) sont apprises (i.e. associées à un mouvement élémentaire), les autres sont mises en correspondance avec une des vues apprises en fonction de leur similarité (rectangles). Si le robot apprend à rejoindre le but depuis chaque vue apprise, il est en mesure de le rejoindre depuis n'importe où. La suite de flèches représente un chemin possible. L'échelle n'est pas respectée pour les positions des différents meubles (la distance au centre est de 1,5 m).

Lorsque le robot veut rejoindre son but, il tient compte des informations provenant des "cellules de lieux" et effectue un mouvement lié à l'intensité des cellules les plus actives. Petit à petit, la distance à l'objectif est réduite (ex. fig. 6). L'algorithme se contente donc de créer autour du but un bassin d'attraction qui entraîne systématiquement le robot en son centre. Le robot n'a pas besoin de connaître réellement sa position ni de comprendre ce que représentent les amers (il est inutile de comprendre ce que sont les objets pour les utiliser comme repère visuel). D'ailleurs, il n'est pas non plus nécessaire d'être sûr que les amers utilisés soient des objets que l'on ne peut pas déplacer. Le robot est toujours capable de généraliser tant qu'il reste au moins 2 ou 3 amers non occultés ou que moins de la moitié des amers ont été déplacés (le robot apprend et/ou utilise en moyenne une quinzaine d'amers pour fabriquer la représentation d'un lieu dans le groupe Amer-Azimut).

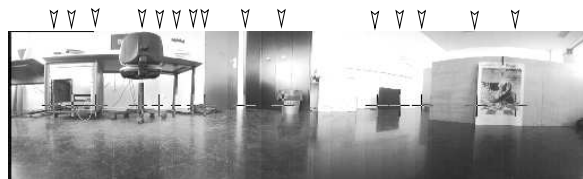


Figure 7: 15 vues locales apprises pour une image et la valeur absolue de la dérivée du signal utilisé pour la focalisation.

L'algorithme a été testé dans différentes salles (voir par ex. le plan fig. 6). La précision pour atteindre l'objectif est très bonne (moins de 2 cm d'erreur). Ce

résultat est à comparer avec la taille du robot (20×20 cm) et à la taille de la pièce ($5\text{m} \times 4\text{m}$). Nous avons aussi pu montrer que le système est robuste à des changements d'éclairage, des déplacements d'objets, des occlusions... Par exemple, lorsqu'on introduit des éléments distrayeurs, le robot utilise d'autres amers pour se repérer (fig. 8). Il continue ainsi à effectuer un mouvement le rapprochant de l'objectif.

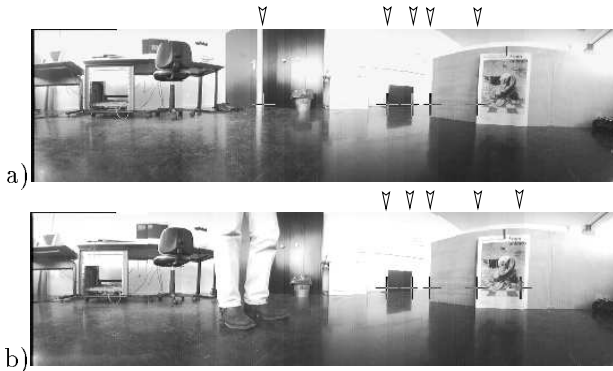


Figure 8: Changement du choix des amers lorsqu'un élément distracteur est introduit.

4 Conclusion

L'étude des mécanismes de vision impliqués dans les tâches de navigation permettent donc d'obtenir des algorithmes à la fois simples et efficaces qui répondent à des problèmes qui étaient réputés difficiles. L'utilisation de la vision, loin de complexifier l'architecture de contrôle des robots, permet de s'affranchir d'un grand nombre de contraintes telles que l'emploi de capteurs spécifiques à chaque tâche. En ce qui concerne le problème de la reconnaissance d'un "objet", il faut noter que les vues locales apprises pour la tâche de navigation n'ont pas, en interne, le statut d'objet. Le robot est capable d'apprendre à contourner un objet sans en avoir une représentation interne cohérente. Les différentes vues de l'objet ne sont pas liées les unes aux autres dans la représentation interne. Ce sont les actions du robots qui nous donnent l'impression de ce lien. Le lien est donné implicitement par le fait qu'après avoir effectué tel mouvement à tel endroit le robot arrive forcément à tel autre endroit. Ce travail doit donc nous faire réfléchir sur le statut réel qu'ont les "objets" que nous manipulons...

Enfin, une de nos dernières expériences nous a conduit à nous demander ce qui se passait, durant l'apprentissage d'un lieu, si l'on réduisait le champ de vision du robot (comme si l'on passait du champs de vision d'un rat à celui d'un homme). Nous nous sommes rendus compte que les cellules de notre robot, qui répondaient avant pour des lieux, ont une activité qui dépend directement de la vue apprise (voir fig. 9). Cette reconnaissance des vues ne dépend pas de la distance du robot aux objets. La réponse de la cellule reste importante tant que les objets appartenant à la vue apprise se trouvent dans son

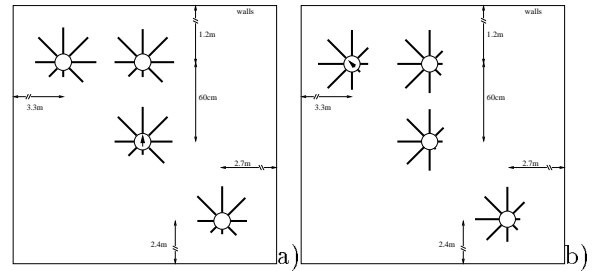


Figure 9: Activité de deux cellules "view cells" répondant à des vues particulières d'une scène quel que soit la position à laquelle est prise l'image. Les cercles représentent les positions de prise de vue et les batonnets l'intensité de la réponse de la cellule en fonction de l'orientation de la caméra du robot. Le cercle avec une flèche correspond à la position apprise. La direction de la flèche indiquant la direction dans laquelle le robot regardait lors de l'apprentissage.

champ de vision. Ce résultat est intéressant pour la modélisation de l'hippocampe car il pourrait expliquer pourquoi les neurobiologistes n'ont jamais pu trouver dans l'hippocampe des primates des cellules sensibles aux lieux alors qu'ils y ont trouvé des cellules sensibles aux vues apprises par l'animal (view cells [6]). Enfin, cette systématique dans la manière d'extraire les informations visuelles et de les fusionner laisse présager qu'il sera encore possible d'utiliser le même mécanisme pour apprendre à reconnaître des objets complexes. Au delà de leur intérêt pour les sciences cognitives et la robotique mobile, les architectures neuronales adaptatives inspirées de la neurobiologie devraient permettre, dans un futur proche, de révolutionner la notion d'IHM et notre conception de la programmation des tâches de nature réactive.

References

- [1] J.P. Banquet, P. Gaussier, J.C. Dreher, C. Joulain, and A. Revel. *Cognitive Science Perspectives on Personality and Emotion*, chapter Space-Time, Order and Hierarchy in Fronto-Hippocamal System: A Neural Basis of Personality. Elsevier Science BV Amsterdam, 1997.
- [2] P. Gaussier, C. Joulain, S. Moga, M. Quoy, and A. Revel. Autonomous robot learning: What can we take for free? In *To appear in International Symposium on Industrial Electronics - ISIE'97*, pages SS1-SS6, Guimarães, Portugal, July 1997. IEEE Catalog Number: 97TH8280.
- [3] P. Gaussier and S. Zrehen. Perac: A neural architecture to control artificial animals. *Robotics and Autonomous Systems*, 16(2-4):291-320, 1995.
- [4] J.O'Keefe and N. Nadel. *The hippocampus as a cognitive map*. Clarendon Press, Oxford, 1978.
- [5] C. Joulain, P. Gaussier, and A. Revel. Learning to build categories from perception-action associations. In *To appear in International Conference on Intelligent Robots and Systems - IROS'97*, pages 857-864, Grenoble, France, September 1997. IEEE/RSJ.
- [6] E.T. Rolls and S.M.O'Mara. View-responsive neurons in the primate hippocampal complex. *Hippocampus*, (5):409-424, 1995.