De la modélisation des cellules de lieux à la navigation autonome

C. Giovannangeli¹

P. Gaussier¹

J.P. Banquet²

¹ CNRS UMR8051 ETIS-Neurocybernétique ² INSERM U483 Neuroscience and Modelization

6 Av du ponceau, 95014 Cergy-Pontoise, France giovannangeli@ensea.fr

Résumé

Le but de cet article est de montrer comment la robotique et les sciences cognitives peuvent interagir pour s'enrichir mutuellement. Un exemple intéressant est la modélisation du système hippocampique. En effet, les neurobiologistes ont trouvé dans cette structure sous corticale du cerveau des neurones dont l'activité dépend de la position de l'animal dans son environnement, à tel point que ces neurones ont été appelés des "cellules de lieux". Nous avons développé un modèle relativement simple basé sur l'apprentissage et la reconnaissance d'amers visuels. Ce modèle permet de simuler des cellules de lieux très stables et précises pour guider la navigation d'un robot mobile. Les différences entre les activités obtenues sur ces neurones artificiels et celles enregistrées chez l'animal nous ont amené à questionner les neurobiologistes sur le rôle et la nature réelle des cellules qu'ils enregistraient. En effet, nos cellules de lieux artificielles ont une activité pertinente sur de très grandes distances (plusieurs mètres en intérieur) alors que celles enregistrées chez l'animal se limitent à un rayon de l'ordre de 15 à 20 cm. Ceci, nous a conduit à proposer que les "vraies" cellules de lieux se trouvaient en amont de l'hippocampe et que l'hippocampe servait plutôt à intégrer ces informations afin de prédire des transitions entre des événements multimodaux.

Mots Clef

Cellules de lieux, navigation visuelle, modèle de l'hippocampe, perception active.

1 Introduction

Les études en éthologie sur la navigation animale montrent qu'une grande variété de capteurs peut être utilisée par les animaux pour naviguer et se localiser. Parmi eux, la vision est un moyen de navigation très précis, robuste et nonintrusif. Les informations visuelles peuvent être impliquées dans la navigation à base de taxons (retour vers un amer particulier) ou pour reconnaître un lieu, au moyen d'amers distants [16]. La plupart des modèles utilisent l'azimut ou la distance apparente des amers [4, 5], et plus rarement, leur identité ou une conjonction des deux approches

[2, 9, 11]. Dans un premier modèle, proposé en 1994 [8], nous montrions comment l'apprentissage de quelques associations sensori-motrices autour d'un but était suffisant pour obtenir un comportement robuste de retour au nid (homing) dans un environnement simple (i.e. navigation en champs ouvert ne nécessitant pas de planifier un détour). Dans les modèles précédents, la découverte de cellules de lieux dans l'hippocampe du rat mais aussi des primates a suggéré l'encodage de la cognition et de la navigation spatiale dans le cerveau des mammifères[17, 30]. Une hypothèse centrale de notre modèle considère que certains aspects des fonctions hippocampiques sont dédiés à la détection et à l'apprentissage rapide de transitions entre des évènements multimodaux [3]. Par conséquent, des cellules de lieux statiques devraient exister en amont de l'hippocampe. Nos expérimentations montrent que des cellules de lieux robustes peuvent être construites simplement en fusionnant les informations du quoi et du où venant du système visuel. Nous proposons que cette fusion ait lieu dès le cortex parahippocampique. La reconnaissance de lieu serait effectuée par le cortex entorhinal (EC : entrée principale de l'hippocampe), et le gyrus dentelé (DG : une sous-structure de l'hippocampe). L'hippocampe lui-même (CA1/CA3) serait dédié à l'apprentissage de transitions.

Nous allons donc analyser certains paramètres contrôlant la robustesse de nos cellules de lieu. Nous montrerons que les aller-retours et les échanges entre la robotique et la modélisation neurobiologique peuvent permettre d'obtenir des cellules de lieux plus robustes pour les applications robotiques, et expliquer pourquoi la mémoire à court terme (Short Term Memory - STM), la compétition "douce" ou molle (soft competition), et le codage épars (sparse coding) sont si importants dans le fonctionnement du cerveau. Nous terminerons en proposant une définition formelle de la perception d'un lieu vue comme étant la capacité à retourner vers ce lieu.

2 Modèle de Cellules de lieux

Nous décrivons dans cette section un modèle biologiquement plausible de cellules de lieux pre-hippocampiques, testé sur plusieurs types de robots mobiles (Koala, Labo3 et Pioneer), évoluant en environnement ouvert, intérieur et extérieur. La figure 1 résume la chaîne de traitement.





Notre architecture est composée d'un système visuel extrayant des vues locales en coordonnées log-polaires, d'une étape de fusion (PrPh) de l'identité des vues locales (Pr) et de leur azimut (Ph), et d'un étage de reconnaissance de lieux (EC-DG).

Le modèle avait déjà été testé en environnement ouvert et structuré (salle de travail par exemple) [11], nous le testons aujourd'hui en environnement intérieur et extérieur. Les images utilisées dans cet article proviennent d'une caméra panoramique CCD utilisant un miroir conique, permettant la capture instantanée d'un panorama sur 360° . Afin de minimiser les problèmes liés à l'éclairage, l'entrée visuelle de notre système est l'image du gradient (1500×240 pixels) extraite à partir de l'image panoramique. L'image du gradient est ensuite convoluée avec un filtre de type DOG¹, pour détecter des points de forte courbure (points d'intérêt) en basse résolution (voir fig. 2). Le mécanisme de compétition entre les points les plus intenses (en terme de contraste et de rayon de courbure).

Enfin, une transformation log-polaire [29] de chaque vue locale extraite autour de chaque point focal est calculée sur l'image du gradient. Cette représentation des amers est robuste à de petites rotations et aux changements d'échelle. La figure 2 illustre les points de focalisation et la zone utile des vues locales.

Ce modèle du système visuel fournit deux flux d'information : le *quoi* (Pr), la reconnaissance d'une vue locale en coordonnée log-polaire de 32×32 points, et le *où* (Ph), l'azimut absolu du point focal, obtenu à l'aide d'une boussole ou de tout autre simulation du système vestibulaire. Les deux flux sont ensuite fusionnés dans un espace produit, au moyen d'une matrice neuronale. Celle ci comprend $L \times \Theta$ unités *sigma-pi* [27].

Tous les neurones d'une même ligne sont liés à un des Lneurones de reconnaissance des amers (cortex périrhinal -Pr dans le modèle). Tous les neurones d'une même colonne sont liés à un des Θ neurones de Ph (Parahippocampe Ph - neurones codant pour l'azimut dans notre modèle). Cette matrice sera nommée dans la suite PrPh (voir [20] pour une présentation détaillée de l'anatomie du cerveau du rat).



FIG. 2 – Illustration des traitements visuels. De haut en bas : une image panoramique et son image du gradient. Les cercles représentent la taille des vignettes apprises et utilisées ensuite comme amers. La deuxième figure montre les 7 points d'intérêts les plus actifs et la troisième l'ensemble des 15 premiers points d'intérêt. On remarque que certains de ces derniers ne sont pas forcement pertinents.

Nous postulons en outre l'existence d'une STM au niveau de PrPh, mémorisant les entrées passées. Avant chaque exploration séquentielle du panorama, toutes les activités des neurones de PrPh sont remis à 0. La STM permet de mémoriser au cours d'une exploration l'activité de l'ensemble des couples quoi et où. L'activité intégrée dans PrPh est ensuite apprise comme une image codant une représentation invariante du lieu. L'activité de chaque neurone de PrPh est le produit $S_{ij}^{PrPh} = S_i^L \times S_j^{\Theta}$, avec S_{ij}^{PrPh} l'activité du neurone ij de PrPh. Ce neurone est lié à la sortie S_i^L du neurone codant la vue locale *i*, et à la sortie S_i^{Θ} correspondant au neurone j de Pr donnant le déplacement en azimut de la vue locale extraites. Un tel codage des informations quoi et où est acceptable, mais utilise beaucoup de ressources et n'est pas biologiquement plausible. En effet, le rapport du nombre de neurones actifs sur le nombre de neurones réellement utilisés par EC-DG est globalement de $\frac{L \times N_{\Theta}}{L \times \Theta} = \frac{N_{\theta}}{\Theta}$ avec N_{Θ} le nombre moyen d'azimuts différents sous lesquels un amer peut être appris. Pour une bonne précision azimutale, Θ doit être suffisamment grand (90 neurones codant 360°).



FIG. 3 – Détails de la connectivité pour la fusion dans PrPh. Chaque neurone est lié à un neurone de Pr et un sousensemble connexe de neurones de Ph.

¹Difference Of Gaussian

Dans un esprit de compression de l'information, la matrice PrPh n'a pas besoin d'avoir plus de colonnes que le nombre maximal d'azimuts différents sous lesquels un amer peut être appris (en rapport avec N_{Θ}). La connectivité doit alors être repensée pour ne pas perdre en précision sur l'azimut. Ainsi chaque neurone de la matrice peut être lié non pas à un unique neurone d'azimut mais à un sous ensemble connexe de Ph (voir fig. 3). Cette connectivité empêche qu'un amer ne soit appris sous des azimuts trop proches. L'azimut exact de l'amer est codé par un des liens des connections venant de Ph. Ainsi, notre matrice dispose de moins de colonnes (6 colonnes empêchant un même amer d'être appris sous des azimuts distants de moins de $\frac{360}{6} = 60^{\circ}$), tout en conservant la même précision (90 neurones codant 360°). Plus précisément, au départ, les poids de toutes les connexions sont nuls. Les neurones sont recrutés lorsque un couple amer-azimut est rencontré : l'activation simultanée d'un neurone codant une vue locale et du neurone donnant son azimut déclenche l'apprentissage de la synapse correspondante dans PrPh. Le poids de la connexion entre le neurone Π (neurone produit de PrPh) et le neurone donnant l'azimut de la vue locale est mis à 1 (la connexion venant du neurone codant la vue locale est aussi mis à 1). Comme une seule connexion de Ph a été apprise, la précision sur l'azimut est conservée. Enfin, en cas de besoin, les neurones inutiles pourraient être identifiés et réalloués. Cette architecture est dans notre cas absolument équivalente à la matrice pleine mais elle est plus rapide car elle utilise moins de neurones. Il est intéressant de constater que modéliser plus précisément une structure biologique (ici PrPh) amène à réduire les temps de simulation et augmenter l'efficacité de l'algorithme.

La forme de l'activité sur PrPh peut alors être apprise par un autre groupe de neurones (EC-DG). Une simple mesure de la distance entre l'image de PrPh apprise et l'image courante de l'activité sur PrPh caractérise la plus ou moins bonne reconnaissance d'un lieu. L'activité P_k d'une cellule de lieu k s'exprime alors de la manière suivante :

$$P_{k} = \frac{1}{l_{k}} \sum_{i=1}^{L} \omega_{ik} f_{s}(L_{i}) (1 - g_{d}(\theta_{ik}^{L} - \theta_{i}))$$
(1)

avec $l_k = \sum_{i=1}^{l} \omega_{ik}$, $\omega_{ik} = \{0, 1\}$ exprime le fait que la vue locale *i* a servi à coder le lieu *k*, l_k le nombre d'amers utilisé pour coder la cellule *k*, *L* le nombre de vues locales apprises, L_i le niveau de reconnaissance de la vue locale *i*, $f_s(x)$ la fonction d'activation du groupe de neurone PR de reconnaissance des amers, θ_{ik}^L l'azimut appris par le groupe de neurones azimutaux (PPC² pour les rats et les primates [19]) de la i^{eme} vue locale pour le k^{eme} lieu, et θ_i l'azimut courant de la vue locale *i*. *d* est un paramètre de diffusion de l'information angulaire définissant la pente de la fonction $g_d(x)$. Le rôle de $f_s(x)$ et $g_d(x)$ est d'adapter la dynamique des neurones codant le *quoi* et le *où*. Leur définition est :

$$g_d(x) = \begin{cases} \frac{|x|}{d.\pi} & \text{if } |x| < d.\pi\\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$
(2)

$$f_s(x) = \frac{1}{1-s} [x-s]^+$$
(3)

où $[x]^+ = x \ si \ x > 0$, et 0 sinon. La figure 4 présente l'activité de 5×5 cellules apprises de manière supervisée dans une expérience robotique afin de montrer l'étendue et l'homogénéité du champs d'activité de ces neurones.



FIG. 4 – En haut, activité de neurones enregistrés dans le cortex entorhinal d'un rat. En bas, activité de 5×5 neurones simulés enregistrés dans une pièce de $4m \times 5m$ (champ d'activités larges décroissants en fonction de la distance au lieu appris).

Ces champs sont bien trop larges pour correspondre aux cellules enregistrées dans l'hippocampe du rat (régions CA3 et CA1 [17]). En revanche, si l'on met en compétition ces neurones (voir fig. 5) leurs champs peuvent être extrêmement localisés comme les cellules enregistrées dans le gyrus dentelé de l'hippocampe [13]. Cependant, dans le cas d'une tâche de navigation simple, utiliser l'information après compétition revient à se priver d'une capacité de généralisation importante. On peut alors s'interroger sur l'interprétation par les neurobiologistes des cellules hippocampiques. Dans [3, 13], nous proposons que les "vraies" cellules de lieux sont celles enregistrées dans le cortex entorhinal et que les cellules enregistrées dans l'hippocampe servent dans des tâches plus complexes pour coder des transitions entre des états multimodaux (détection de nouveauté, planification...). Dans cet article, nous ne développerons pas ces travaux. Nous nous focaliserons sur l'analyse détaillée des paramètres importants pour la constitu-

²Posterior Parietal Cortex

tion de nos cellules de lieux et leur utilisation en environnement extérieur.



FIG. 5 – En haut, activité de neurones enregistrés dans le gyrus dentelé d'un rat. En bas, activité des 5×5 neurones simulés de la fig. 4 après compétition entre eux.

Pour une application robotique, ces cellules de lieux peuvent être utilisées dans une architecture PerAc [9] représentée en figure 6 permettant alors d'apprendre un bassin d'attraction qui définit dynamiquement l'attraction vers le but sans nécessiter d'apprendre ce dernier explicitement. Le mécanisme de navigation repose sur l'association d'un mouvement avec un lieu donné. Une fois appris un minimum de 3 lieux proches du but, le robot n'a plus qu'à ré-



FIG. 6 – Architecture PerAc permettant de générer un comportement d'attraction vers un lieu but. Les groupes «azimut» et «direction du mouvement» sont des WTA Le groupe amer azimut (ou landmark azimuth) représente la fusion des informations *quoi* et *où* permettant de reconnaître un lieu à partir d'information visuelles.

agir en fonction des associations Sensation-Action qu'il a apprises. Itération après itération, la distance du robot au but se trouve ainsi réduite : le robot est attiré par le but. L'architecture PerAc permet donc d'apprendre à construire empiriquement un bassin d'attraction dont la forme est contrôlée par les couples lieux-actions appris [10, 11, 22]. Le robot peut alors être considéré comme une sorte de bille roulant vers le fond d'une vallée. L'apprentissage sensorimoteur revient donc à «tailler» cette vallée. Nos résultats confirment ainsi que des tâches de navigation simples en environnement ouvert peuvent être réalisées par des cellules de lieux pré-hippocampiques (voir fig. 7).



FIG. 7 – Trajectoires réelles de retour au nid en environnement intérieur. 8 lieux (points noirs) sont appris autour du but à 1 m de distance (taille des carreaux au sol).

Le robot est capable de revenir vers son but sur un très large domaine (capacité de généralisation). Nous verrons dans la suite que cela est dû au fait que dans l'architecture PerAc, la décision réelle n'est prise qu'au niveau moteur et doit être comprise en fonction de la dynamique globale du système. Il est intéressant de constater qu'en réduisant le champs de vision du robot de 360 degrés à 180 degrés (la taille du champs de vision d'un homme ou d'un primate), l'activité des neurones devient dépendante de l'orientation du robot et de la vue qu'il perçoit. L'activité des cellules, qui était au préalable du type cellule de lieu, devient une activité de type cellule de vue. Elles ressemblent très fortement à celles trouvées dans l'hippocampe des primates, au même endroit que les cellules de lieux enregistrées dans l'hippocampe des rats [13, 26].

3 Intérêt d'une compétition "douce"

Dans ce paragraphe, nous nous interessons au problème spécifique de l'encodage des amers. En particulier, l'intérêt d'utiliser une compétition plus biologiquement plausible qu'un simple WTA au niveau de Pr pour augmenter la capacité de généralisation des champs de lieu va être illustrée. Une première approche pour reconnaître un lieu est de supposer que chaque vue locale correspond à un unique amer. Quand le robot bouge, d'un lieu P_A à un lieu P_B , un amer donné L peut être perçu comme correspondant à deux indices visuels distincts (L_1 ou L_2). Par conséquent,



Reconnaissance des amers au lieu C (position intermédiaire)

FIG. 8 – Apprentissage et reconnaissance d'un même amer par différents neurones (voir plan fig. 11). Un même amer (ici M ou N) a été appris pour deux lieux A et B distants de 5 m, comme deux formes visuelles distinctes (figures du haut). Par conséquent, à mi-chemin entre les deux lieux (figure du bas), l'amer a deux interprétations valides (L2 et L4 pour M ou L1 et L3 pour N) dont les niveaux sont quasiment identiques. Pour des raisons de lisibilité, l'activité des 148 autres neurones codant pour l'ensemble des autres vignettes apprises n'est pas affichée (leur activité étant ici inférieure à 0.82).

pour P_A , l'amer L devrait être reconnu par le neurone L_1 et par L_2 pour P_B (voir Fig. 9).



FIG. 9 – Apprentissage de cellules de lieux utilisant le même amer vu sous deux points de vue différents. Pendant la navigation, deux interprétations du même amer peuvent entrer en compétition et introduire un biais important pour la reconnaissance de lieu.

En effet, comme l'activité des cellules de lieux résulte du produit entre le niveau de reconnaissance des informations quoi et où (voir eq. (1)), autoriser une unique interprétation des vues locales observées est équivalent à imposer une erreur azimutale maximale pour les autres interprétations ou à considérer que l'amer correspondant aux autres interprétations n'est pas présent. De plus, la distance entre les prototypes des vues locales apprises diminue avec l'augmentation du nombre de vues locales encodées. Les erreurs induites par une stricte compétition deviennent de plus en plus fréquentes (problème classique de classification). Un exemple réel en environnement extérieur (voir la fig. 8) illustre le cas de deux objets M et N appris respectivement comme étant 2 vues L_1 et L_2 dans le lieu P_A et comme 2 autres vues L_3 et L_4 dans le lieu P_B . La distance $P_A P_B$ mesure 5 mètres. Au lieu P_C , le milieu de deux lieux P_A et P_B , le niveau de reconnaissance de chaque vue locale apprise est donné. On peut voir que L_1 et L_2 (ou L_3 et L_4) ont presque le même niveau d'activité et qu'une compétition stricte induit un choix aléatoire du gagnant, défavorisant ainsi une des deux cellules de lieux. Il semble donc très difficile, et pas vraiment nécessaire d'assigner une étiquette unique pour chaque vue locale. Chercher à lever les ambiguïtés de l'information sensorielle semble être une erreur. Seul le comportement général importe [14, 22]. Au lieu de faire un choix impossible, autoriser de multiples interprétations de la même vue locale semble apporter de nombreux avantages, si la prise de décision finale, ici trouver le lieu le plus proche ou décider du mouvement à réaliser, est capable de gérer ce type de codage.

Une solution pourrait être de fixer un seuil de reconnaissance maximal (SR), en dessous duquel les neurones ne déchargent pas. Mais ce SR pourrait s'avérer difficile à optimiser, d'autant plus que le nombre de neurones au dessus de ce SR pour une même vue locale va augmenter avec le nombre de vues locales apprises (la plupart des interprétations sera donc considérée comme du bruit). Une alternative très simple est de fixer un nombre maximal d'interprétations au dessus d'un SR sans risque. Toute interprétation en dessous de ce SR sera considérée comme fausse. Si le système focalise sur une vue locale non apprise, le SR devrait pouvoir inhiber une grande partie des interprétations. Afin d'augmenter la dynamique des neurones codant les amers, l'activité entre SR et 1 peut être réétalonnée entre



FIG. 10 – Enregistrements de nos cellules de lieux artificiels en environnement intérieur (plan fig.11). Les activités des cellules de lieux sont calculées tous les 2 cm sur une ligne de 4,8 m de long. La distance entre chacun des 5 lieux appris est de 60 cm (position des pics). La figure de gauche montre les champs de lieux induits par une compétition stricte et la figure de droite les champs de lieux induits par une compétition "douce". La compétition stricte au niveau de la reconnaissance des amers ne permet pas une bonne généralisation.

0 et 1, ce qui est fait par la fonction $f_s(x)$ avec s le seuil SR (voir eq. 1). Néanmoins, la distance entre les prototypes appris va diminuer chaque fois qu'un nouvel amer est appris. Le nombre maximal d'interprétations doit donc être corrélé avec le nombre de vues locales apprises. Le rapport $\frac{g}{L}$, où g est le nombre maximal d'interprétations gagnantes et L est le nombre de vues locales apprises, doit être plus grand qu'un certain niveau de confiance accordé à la méthode d'extraction des amers. La figure 10 permet de comparer les champs de lieu induits par une compétition stricte, par rapport à une compétition molle. Dans cette expérience, cinq lieux alignés ont été appris dans une pièce de 5.4×7.2 m. Puis le robot parcourt la ligne formée par les lieux et l'activité de chaque cellule de lieu est calculée en chaque position. La généralisation est largement améliorée grâce à l'utilisation de la compétition molle. La compétition stricte empêche la généralisation des champs de lieux (voir la fig. 10). Cette solution de codage épars permet aux champs de lieux de s'étendre très loin du centre du lieu appris, sans réduire la précision en leur centre, à l'image des cellules de lieux biologiques enregistrées dans EC. Ces résultats montrent une autre facette de l'intérêt du codage épars dans les systèmes biologiques.

On peut noter que le succès du comportement du robot ne dépend ni du niveau absolu de reconnaissance des vues locales (amers) ni du niveau absolu de reconnaissance d'un lieu. Seul le rang dans les processus de compétition a de l'importance. Parce que la plupart des perturbations visuelles ont le même effet sur chaque reconnaissance élémentaire, notre architecture continue de fonctionner correctement jusqu'à ce que le niveau de bruit ait un effet sur le rang dans la compétition (alors que classiquement les systèmes échouent lorsque le ratio bruit/activité dépasse un certain seul absolu). La capacité de généralisation des cellules de lieux conduit le robot à produire le même mouvement appris dans toute la zone codant pour le lieu.

Pour accroître encore la robustesse de notre mécanisme de compétition, on peut utiliser le fait que les neurones



- I - - - I - - - I - - Sens de déplacement du robot et lieu appris

FIG. 11 – Plan de l'environnement utilisé dans l'expérience de la fig. 10. Les 5 croix représentent les 5 lieux appris sur la ligne de test.

semblent capables de réagir dès les premiers potentiels d'action reçus. Ainsi, on peut imaginer que la reconnaissance d'un lieu ne tienne compte que des N amers appris les mieux reconnus (le neurone déchargeant dès qu'il a intégré suffisamment de potentiels d'actions et inhibant les autres neurones). De telles modifications sur le calcul de l'activité des cellules de lieux permet de rendre notre architecture de contrôle beaucoup plus robuste³ à des occlusions ou à des déplacements d'amers très importants illustrés par les exemples de perturbations présentés sur la figure 12.

4 Mémoire dynamique dans PrPh

Le fonctionnement de la STM peut lui aussi être critiqué. En effet, lors des premières expérimentations en environnement intérieur et structuré, les informations visuelles

³On peut noter que notre précédent algorithme était déjà robuste au déplacement aléatoire de quelques amers tant que ces déplacements ne favorisent pas une cellule de lieu particulière.



FIG. 12 – De haut en bas : exemple d'un des panoramas appris (P1) dans la salle de la fig. 13. Exemple de 3 panoramas obtenus en P1' et utilisés pour le test de la robustesse des cellules de lieux (voir fig. 12).



FIG. 13 – Plan de l'environnement utilisé pour tester la robustesse des cellules de lieux au déplacement et/ou à l'occlusion de plusieurs amers (voir fig. 12).

étaient abondantes. L'activité de PrPh, codant pour une représentation courante de l'environnement était réinitialisée avant l'analyse de chaque panorama (les champs de lieux de la fig. 10 était obtenus ainsi). En revanche, les expériences en environnement extérieur ont abouti à des champs de lieux fortement instables. Le variance était telle que même au lieu appris, l'activité de la cellule de lieu pouvait être très basse (courbes de gauche de la fig. 15). Néanmoins, il semble que l'interpolation des maxima locaux, ou même la moyenne peuvent générer des résultats cohérents

et permettre de lutter contre le manque d'efficacité du système visuel. L'étude du modèle en cours de fonctionnement a révélé que le principal problème est la forte variance sur le nombre de vues locales retrouvées à chaque instant. Les images d'environnement extérieur étant très complexes, le mécanisme de focalisation basé sur les points de forte courbure n'est pas capable de garantir, pas après pas, la focalisation sur un nombre équivalent d'amers appris pour les différentes cellules de lieux en compétition (faible probabilité de retrouver les amers et donc de les reconnaître). Néanmoins après l'exploration de 2 ou 3 panoramas successifs, un très grand nombre d'amers finit par être passé en revue et le risque de ne pas avoir trouvé un amer important devient négligeable. Il est donc pertinent de conserver l'information intégrée sur une fenêtre temporelle supérieure au temps d'analyse d'un seul panorama : c'est à dire d'utiliser une véritable mémoire à court terme (STM). Une STM était déjà présente dans notre modèle de PrPh, afin de mémoriser les associations amers-azimuts au cours de l'exploration d'un panorama mais PrPh était réinitialisé avant chaque panorama.

D'un point de vue système biologique, il est évident que les mammifères n'ont pas constamment besoin de voir⁴ l'ensemble des amers de leur environnement pour pouvoir

⁴De nombreuses expériences de psychologie vont même beaucoup plus loin en montrant que notre perception du monde peut être biaisée par des processus inconscients nous rendant aveugles à de très importantes modifications de notre environnement [23].

naviguer. L'utilisation d'un nombre réduit d'amers devrait donc être suffisante pour naviguer sans ambiguïté. L'existence d'une réelle STM au niveau de PrPh pourrait permettre de mémoriser les informations intégrées dans les instants passés, et pourrait expliquer pourquoi les mammifères n'ont pas besoin de vérifier, à tout moment, la position de chacun des amers.



FIG. 14 – Plan de l'environnement utilisé pour les résultats de la fig. 15. Le robot se déplace sur la flêche en gras. Les croix représentent les lieux appris.

On peut noter que l'utilisation d'une vraie mémoire à court terme induit formellement un calcul faux de l'activité des cellules de lieux, car l'hypothèse faite que les amers mémorisés ne se déplacent pas par rapport au robot est évidemment fausse. Cependant, cette approximation n'est pas un problème tant que ce qui nous intéresse est le niveau relatif des cellules d'un voisinage donné et non le niveau absolu d'une cellule. Le biais dans l'activité des cellules étant en moyenne le même pour toutes, leur rang dans la compétition ne change pas et les comportements de navigation ne sont pas ou peu perturbés (bien au contraire, ils peuvent s'en trouver stabilisé en évitant des variations erratiques de l'activité des cellules de lieux).

En pratique, la STM de PrPh a été étendue pour couvrir temporellement l'exploration d'un certain nombre de panoramas. Entre chaque image, l'activité des neurones est pondérée d'un certain facteur d'oubli (0.95), jusqu'à l'extinction si aucun stimulus ne vient raviver l'activité du neurone (i.e. si l'information à intégrer n'est pas supérieure à l'information présente). L'exploration partielle ou incomplète de l'environnement est désormais capable de générer des niveaux d'activité stables des cellules de lieux, dont les champs deviennent largement plus robustes et plus stables spatialement (voir fig. 15). Nous remarquons aussi que les champs de lieux sont bien plus larges qu'en environnement intérieur. Ces résultats confirment la théorie qui prédit que les champs d'activité s'agrandissent avec l'éloignement des amers. Sur la figure 15, les champs de lieux ont un rayon utile d'environ 25 m, ce qui est presque la taille de l'environnement (les résultats d'intérieur de la figure 10 vont eux aussi dans ce sens). Ainsi, ce type de cellules de lieux permet un comportement robuste de retour au nid et une généralisation de l'apprentissage sensori-moteur sur de très longues distances (voir les exemples de trajectoires fig. 7).

5 Conclusions et perspectives

Dans cette étude, nous avons montré comment l'interaction entre la robotique et la neurobiologie nous a mené à introduire plus de plausibilité biologique dans notre modèle, conduisant à accroître les performances du système robotique, et à nous questionner sur l'importance de mécanismes tels que la STM et de la compétition douce dans le fonctionnement du cerveau. Nos résultats suggèrent aussi que, même en environnement extérieur, une carte cartésienne n'est pas nécessaire pour naviguer correctement. L'apprentissage d'un certain nombre de cellules de lieux ancrées visuellement permet de réaliser un grand nombre d'expériences de retour au nid (homing) en environnement ouvert. Pour des environnement plus complexes, le simple ajout d'une carte cognitive semble suffisant [6, 13]. Cependant, l'information visuelle étant parfois limitée et ambiguë, les informations idiothétiques pourraient permettre de désambiguïser la reconnaissance de lieux dans des environnements complexes [1, 24] même si nous affirmons, contrairement à certaines modèles de l'hippocampe [24] que les informations visuelles sont prépondérantes pour la navigation.

Nos expériences en environnement extérieur ont aussi montré l'intérêt d'introduire un système attentionel, qui permettrait d'augmenter la probabilité de retrouver de manière plus efficace les vignettes ou amers appris en fonction de la tâche en cours. Finalement, d'autres indices visuels tel que la taille apparente ou la distance des amers (déduite de la parallaxe) devraient être pris en compte pour une meilleure reconnaissance des amers et des lieux.

Si l'on considère qu'un objet peut être représenté par un ensemble de vue en 2 dimensions, il est possible de transformer une architecture servant à reconnaître ou à aller vers des lieux en une architecture permettant de reconnaître des objets. Pour séparer les objets et les reconnaître, nous avons ajouté à notre architecture la possibilité d'agir sur l'image en recalant les objets en fonction de leur position lors de l'apprentissage. Cette action interne (projection de l'attention visuelle) permet ensuite d'utiliser directement le système de reconnaissance de lieux pour la reconnaissance d'objets (pour plus de détails voir [7, 21]). En manipulant l'objet lors de l'apprentissage (le faire tourner par ex.), il est possible d'accroître encore la robustesse du dispositif. En effet, si le robot sait que toutes les images sont liées au même objet, il peut supposer que l'interprétation doit rester la même et apprendre de manière auto-supervisée quelles sont les imagettes les plus pertinentes et les plus invariantes par rapport aux mouvements effectués. Pour aller plus loin et imaginer des architectures qui, tout en restant relativement simples, résolvent des problèmes encore plus com-



FIG. 15 – Champs de lieux sans STM (à gauche) et avec (à droite) STM en environnement extérieur (voir plan fig 14). La figure de gauche montre des champs de lieu instables. La figure de droite illustre l'intérêt de la STM. En environnement extérieur, le rayon utilisable des champs de lieu peut atteindre 25 m. L'activité des cellules de lieux est calculée tous les 10 cm le long d'une ligne de 25 m. Les lieux ont été appris à 5 m de distance. Une compétition molle au niveau de la reconnaissance des amers est utilisée.

pliqués, il faut garder présent à l'esprit que dans tous les exemples que nous avons développés dans notre laboratoire le robot se comporte comme un homéostat conçu pour rester au fond de son bassin d'attraction⁵. Si des perturbations apparaissent, le système réagit pour revenir à l'état d'équilibre (l'attracteur le plus proche). L'apprentissage revient à trouver de nouveaux couples perception/action permettant de mieux répondre aux contraintes environnementales (modification de la forme de l'attracteur). Dans ce type de système dynamique, un «invariant» correspond alors à la dynamique sensori-motrice elle-même. Perception et Action ne doivent plus être considérées comme séparées mais intégrées dans un unique état perception/action [12, 22]. Dans la théorie des systèmes dynamiques, l'action est dé-

finie comme la dérivée d'une fonction potentiel [18, 28]. Si le champ est défini en fonction d'une position \vec{p} dans l'environnement, nous pouvons définir :

$$\overrightarrow{Ac} = -m.\overrightarrow{grad} Per \tag{4}$$

avec m la masse réelle ou virtuelle prenant en compte la réalité physique et/ou l'embodiment du robot. La perception Per peut être vue comme une fonction scalaire ψ représentant un invariant du système (une sorte de mesure d'énergie). Ainsi, la perception ne peut être définie que pour un système actif et elle dépend des capacités dynamiques de ce système (type de corps, senseurs et actuateurs). Reconnaître un objet peut alors bien être vu comme étant la capacité à avoir un certain comportement sensori-moteur (ou certaines affordances [15]) face à cet objet (par exemple aller vers l'objet ou prendre l'objet). Reconnaître un objet n'est donc pas si différent d'aller vers un lieu et peut être vu comme le fait d'être dans le bassin d'attraction d'un système dynamique relativement simple pouvant être appris en ligne par de simples associations sensori-motrices (voir [14] pour plus de détails).

Enfin, dans le contexte de la robotique autonome, un agent «intelligent» devrait être capable d'évoluer pour pouvoir combler le déficit entre ce qu'il perçoit et ce qu'il prédit. Un système défini selon ces critères n'est alors pas dans l'attente de stimuli mais plutôt à leur recherche (stimulus expectant). Notre opinion est que cette évolution passe par une spécialisation d'une sous-partie de l'architecture globale qui évoluerait et se raffinerait au cours du temps en fonction de la disparité entre prédiction et perception. L'introduction de capacités de représentation du type «carte cognitive» de l'environnement permet par exemple à notre robot de planifier ces mouvements et d'exhiber des capacités «d'apprentissage latent» (sans signal de renforcement) [25]. Il devient alors possible de s'interroger dans le cadre d'expériences robotiques sur la manière de faire coopérer des mécanismes réactifs avec des mécanismes plus anticipatifs et de participer ainsi pleinement à la compréhension du cerveau et à la modélisation des mécanismes cognitifs.

(vidéos disponibles sur http ://wwwetis.ensea.fr/Members/pgaussier)

Remerciements

Ces recherches sont supportées par la Délégation Générale pour l'Armement (DGA), marché n° 04 51 022 00 470 27 75. Nous remercions particulièrement Gael Desilles pour sa collaboration et son investissement dans nos travaux.

Références

- A. Arleo and W. Gerstner. Spatial cognition and neuro-mimetic navigation : A model of hippocampal place cell activity. *Biol. Cybern.*, 83(3) :287–299, 2000.
- [2] I.A. Bachelder and A.M. Waxman. Mobile robot visual mapping and localization : A view-based neurocomputational architecture that emulates hippocam-

 $^{{}^{5}}$ L'attracteur peut très bien être dynamique (un cycle limite par exemple ou même un attracteur à la frontière du chaos)

pal place learning. *Neural Networks*, 7(6/7) :1083–1099, 1994.

- [3] J.P. Banquet, P.Gaussier, M. Quoy, A. Revel, and Y. Burnod. A hierarchy of association in hippocampo-cortical systems : cognitive maps and navigation strategies. *Neural Computation*, 17:1339– 1384, 2005.
- [4] N. Burgess, M. Recce, and J. O'Keefe. A model of hippocampal function. *Neural Networks*, 7(6/7):1065–1081, 1994.
- [5] B.A. Cartwright and T.S. Collett. Landmark learning in bees. *Journal Comp. Physiology*, 151 :521–543, 1983.
- [6] N. Cuperlier, M. Quoy, P. Laroque, and P. Gaussier. Transition cells and neural fields for navigation and planning. In *Lecture Notes in Computer Science*, volume 3561, pages 346–355, 2005.
- [7] P. Gaussier and J.P. Cocquerez. Simulation d'un système visuel comprenant plusieurs aires corticales : application à la reconnaissance de scènes complexes. *Traitement du Signal*, 8(6) :441–466, 1992.
- [8] P. Gaussier and S. Zrehen. Navigating with animal brain : a neural network for landmark identification and navigation. In *Proceedings of Intelligent Vehicles*. Paris IEEE Press, 1994.
- [9] P. Gaussier and S. Zrehen. Perac : A neural architecture to control artificial animals. *Robotics and Autonomous System*, 16(2-4) :291–320, December 1995.
- [10] P. Gaussier, C. Joulain, S. Zrehen, J.P. Banquet, and A. Revel. Visual navigation in an open environement without map. In *International Conference on Intelligent Robots and Systems - IROS'97*, pages 545–550, Grenoble, France, September 1997. IEEE/RSJ.
- [11] P. Gaussier, C. Joulain, J.P. Banquet, S. Lepretre, and A. Revel. The visual homing problem : an example of robotics/biology cross fertilization. *Robotics and autonomous system*, 30 :155–180, 2000.
- [12] P. Gaussier. Toward a cognitive system algebra А perception/action perspective. : In European Workshop on Learning Robots (EWLR), pages 88–100, http ://wwwetis.ensea.fr/~neurocyber/EWRL2001_gaussier.pdf, 2001.
- [13] P. Gaussier, A. Revel, J.P. Banquet, and V. Babeau. From view cells and place cells to cognitive map learning : processing stages of the hippocampal system. *Biological Cybernetics*, 86 :15–28, 2002.
- [14] P. Gaussier, J.C. Baccon, K. Prepin, J. Nadel, and L. Hafemeister. Formalization of recognition, affordances and learning in isolated or interacting animats. In *From Animals to Animats : SAB'04*, pages 57–66, Cambridge, MA, 2004. MIT Press.
- [15] J. Gibson. *The Ecological Approach to Visual Perception*. Houghton Mifflin, Boston, 1979.

- [16] J.L. Gould. The biology of learning. Annual Review of Psychology, 37 :163–192, 1986.
- [17] J.O'Keefe and N. Nadel. *The hippocampus as a cognitive map*. Clarendon Press, Oxford, 1978.
- [18] J.A. S. Kelso. Dynamic patterns : the selforganization of brain and behavior. Bradford Book, MIT Press, 1995.
- [19] B. Kolb, R.J. Sutherland, and I.Q. Wishaw. A comparison of the contributions of the frontal and parietal cortex to spatial localization in rats. *Behavioral Neuroscience*, 87 :13–27, 1983.
- [20] B. Kolb and R.C. Tees. *The Cerebral Cortex of the Rat.* MIT Press, 1990.
- [21] S. Leprêtre, P.Gaussier, and J.P. Cocquerez. From navigation to active object recognition. In *The Sixth International Conference on Simulation for Adaptive Behavior SAB*'2000, pages 266–275, Paris, 2000. MIT Press.
- [22] M. Maillard, O. Gapenne, L. Hafemeister, and P. Gaussier. Perception as a dynamical sensori-motor attraction basin. In *ECAL*, *in Press*. Springer-Verlag, 2005.
- [23] J.K. O'Regan and A. Noë. A sensorimotor account of vision and visual consciousness. *Behavioral and Brain Sciences*, 24(5):939–1011, 2001.
- [24] A.D. Redish and D.S. Touretzky. Cognitive maps beyond the hippocampus. *Hippocampus*, 7(1) :15– 35, 1997.
- [25] A. Revel, P. Gaussier, S. Lepretre, and J.P. Banquet. Planification versus sensory-motor conditioning : what are the issues ? In SAB'98 : From animals to animats 5, pages 129–138, 1998.
- [26] E.T. Rolls and S.M.O'Mara. View-responsive neurons in the primate hippocampal complex. *Hippocampus*, 5 :409–424, 1995.
- [27] D.E. Rumelhart and D. Zipser. Feature discovery by competitive learning. *Cognitive Science*, 9 :75–112, 1985.
- [28] 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.
- [29] L. Schwartz. Computational anatomy and functional architecture of striate cortex : a spatial mapping approach to perceptual coding. *Vision Res.*, 20 :645– 669, 1980.
- [30] L.R. Squire. Memory and the hippocampus : A synthesis from findins with rats, monkeys, and humans. *Psychological Review*, 99 :143–145, 1992.