

NAVIGATION SENSORI-MOTRICE VISUELLE SANS CARTE

C. Giovannangeli
Laboratoire ETIS, UMR 8051,
Equipe Neurocybernatique,
Cergy-Pontoise, France.
email : giovannangeli@ensea.fr

P. Gaussier
Laboratoire ETIS, UMR8051,
Equipe Neurocybernatique,
Cergy-Pontoise, France.

RESUME

Cette article présente une architecture de navigation visuelle basée sur des apprentissages sensori-moteurs. Aucune carte métrique ou topologique n'est nécessaire, le monde jouant un rôle de mémoire externe faisant réagir un ensemble des cellules de lieux biologiquement inspirées. Chaque cellule de lieu est définie par une constellation spatiale d'amers appris en ligne dont l'activité fournit une mesure interne de localisation. Un ensemble d'associations de type lieux-action permet au robot de retourner en un lieu ou de suivre un chemin visuel arbitraire. Le système accomplit ces tâches sensori-motrices en intérieur comme en extérieur avec la même charge de calcul. Le comportement est robuste au *kidnapping*, à l'apparition ou la disparition d'amers, à la présence d'obstacles mobiles et à de sévères occlusions du champ visuel.

MOTS CLEFS

Navigation, Vision, Cellules de lieux, Sensori-motricité, Environnement extérieur dynamique.

1 Introduction

Nos travaux cherchent à évaluer dans quelle mesure un robot autonome sentinelle inspiré de données neurobiologiques pourrait être adéquate à la réalisation de missions de patrouille et d'exploration dans des environnements *a priori* inconnus (avec la contrainte de n'utiliser que des informations visuelles et aucun système de positionnement global). Depuis la découverte de neurones appelés *cellules de lieux* dans l'hippocampe des rongeurs, dont l'activité est fortement corrélée avec la position de l'animal dans son environnement [1], notre compréhension des mécanismes cognitifs impliqués dans la navigation s'est largement améliorée. L'information visuelle permet de naviguer vers des amers ou de reconnaître des lieux à l'aide d'amers distants. Les modèles biologiques de navigation visuelle utilise généralement l'azimut des amers [2, 3], et plus rarement leur identité ou une conjonction des deux [4, 5].

En parallèle, la robotique a grandement profité des avantages de l'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs, jusqu'à rendre possible la génération de modèle 3D de centaines de mètres de route [6]. Pourtant, la navigation autonome demeure un défi de taille. Les contraintes des environnements intérieurs et extérieurs sont

si différentes que les algorithmes de navigation se sont toujours répartis en deux branches [7] : la navigation en intérieur et la navigation en extérieur. Néanmoins, les modèles de navigation biomimétique semble offrir une approche appropriée, comme nous allons l'illustrer, pour réconcilier la navigation en intérieur et en extérieur de part une ségrégation des modèles par complexité cognitive de la tâche et non par champ d'application [8].

La prochaine section présente un modèle de cellules de lieux pré-hippocampales fournissant un niveau robuste de localisation sur de larges domaines autour des lieux appris, sans utilisation de carte métrique ou topologique. Nous insisterons sur certains raffinements du modèle lui conférant une plus grande robustesse, notamment pour des environnements complexes et dynamiques. L'apprentissage sensori-moteur permettant au robot de retourner vers un lieu ou de suivre une trajectoire est présenté en section 3. Nous insisterons sur la robustesse de notre algorithme au *kidnapping* (transport manuel du robot dans une position inconnue), à la présence d'obstacles mobiles et aux changements visuels de l'environnement. La conclusion reviendra finalement sur l'intérêt de notre approche sensori-motrice sans carte et nous présenterons certaines de nos futures orientations.

2 Un modèle de cellules de lieux visuelles

Cette section décrit un modèle de cellules de lieux pré-hippocampales, testé sur différents robots ¹. La fig. 1 résume la chaîne de traitements visuels. Un lieu est défini comme une constellation spatiale d'amers appris en ligne. Le modèle a déjà été testé en environnement ouvert et structuré (salle de travail par exemple) [5], ainsi qu'en environnement extérieur [9].

Afin de minimiser les problèmes liés à l'éclairage, l'entrée visuelle de notre système est l'image du gradient extraite à partir d'une image panoramique, acquise directement ou reconstruite à partir d'une caméra pan-tilt classique. L'image du gradient est ensuite convoluée avec un filtre de type DOG², pour détecter des points de forte courbure (points d'intérêt) en basse résolution (voir fig. 2). Le mécanisme de compétition entre les points de focalisation permet de sélectionner en priorité les points les plus in-

¹ Koala, K-Team and Labo3, AAI and Pioneer 3 AT, ActivMedia

² Difference Of Gaussian

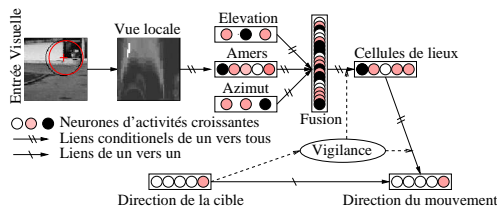


FIG. 1. Diagramme de l'architecture complète de navigation : Elle est composée d'un système visuel qui focalise sur des points d'intérêt et extrait des vues locales en coordonnées log-polaire, d'un étage de fusion correspondant au code des lieux, d'un étage de reconnaissance de lieux, et d'un étage d'association sensori-motrice de type PerAc (voir détails des équations du réseau dans [9]).

tenses (en terme de contraste et de rayon de courbure). Enfin, une transformation log-polaire 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.

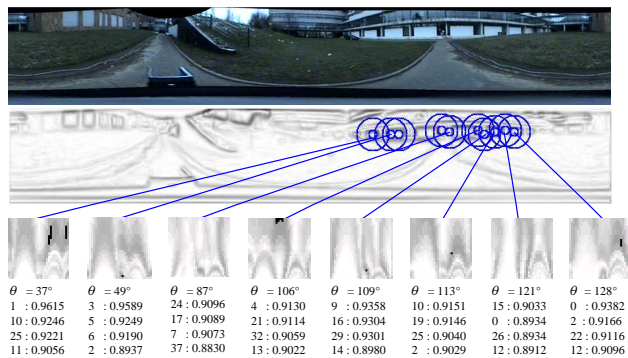


FIG. 2. Illustration du mécanisme d'extraction des amers : l'image du gradient est convoluée avec une DoG. Les maximums locaux de l'image filtrée correspondent aux points d'intérêt (centre des cercles). Le système focalise sur ces points pour extraire des vues locales en coordonnées log-polaires apprises en tant qu'amers. L'azimut et l'élevation sont aussi disponibles.

Ce modèle du système visuel fournit deux flux d'information : le *quoi*, la reconnaissance d'une vue locale en coordonnée log-polaire de $X_I \times Y_I$ points, et le *où*, l'azimut et l'élevation absolu du point focal, obtenu à l'aide d'une boussole ou de tout autre simulation du système vestibulaire. Nous étudions toujours les possibilités de développer une boussole visuelle [10] fonctionnant en parallèle de l'intégration de chemin pour maintenir une information d'orientation robuste. Les deux flux sont ensuite fusionnés dans un espace produit pour former un code, représentant la constellation spatiale courante des amers. Dans cet espace produit, chaque neurone représente un triplet *amers-azimut-elevation* appris. L'activité d'un triplet est donné par le produit entre le niveau de reconnaissance de l'amer et une mesure de proximité spatiale entre la position apprise de l'amers et sa position courante. Une mémoire à court terme permet de plus de mémoriser les indices visuels

au cours d'un certain nombre de panoramas. Le code courant est plus précisément une représentation du lieu occupé pendant les derniers instants ce qui permet d'être robuste à des explorations visuelles partielles ou incomplètes. Notons qu'il est capitale d'autoriser plusieurs interprétations possibles de chaque vue locale extraite afin de maximiser la probabilité que l'amer correspondant soit reconnu et intégré dans le code du lieux courant. Bien que le code subisse une dérive due au mécanisme de mémoire à court terme, et soit entaché d'erreur par les multiples interprétations erronées autorisées par la compétition molle, la reconnaissance de lieux est néanmoins très robuste [11]. Le code des lieux peut alors être appris et reconnu par le groupe de neurone des cellules de lieux. Une simple mesure de la distance entre le code appris et le code courant caractérise la plus ou moins bonne reconnaissance d'un lieu. Comme aucune hypothèse ne peut être faite sur le nombre d'amers pertinents présents dans l'environnement visuel courant, il est important de ne prendre en compte dans le calcul de l'activité des cellules de lieux qu'un certain ratio du nombre d'amers appris [9].

Une propriété intéressante du système est sa capacité de généralisation : une cellule codant un lieu A répond lorsque le robot est en A mais aussi dans une moindre mesure au alentours de A, créant un champ de lieu large et continu autour de A. L'apprentissage de plusieurs lieux génère des champs de lieux s'interpénétrant, menant au pavage de l'espace si l'apprentissage de nouveaux lieux est déclenché par la détection de cellules de lieux de faible activité (par rapport à un seuil donné). Une conséquence mathématique prévisible de la fusion des informations visuelles et spatiales est que la forme des champs de lieux suit une homothétie de la forme de l'environnement [12] (les champs de lieux s'étendent avec la distance des amers). De plus, notre système montre un réel intérêt si l'on considère les problèmes classiques liés à la taille de l'environnement. Il construit sa propre métrique basée sur la parallaxe et la reconnaissance des amers. Par conséquent, la dimensionnalité des représentations internes n'est pas donnée par la taille métrique de la zone explorée, mais plutôt par sa régularité visuelle (si la distance des amers était infinie, le monde serait décrit par une unique cellule de lieu).

3 Navigation sans reconstruction de panoramas

Plusieurs approches peuvent être adoptées pour retourner vers un lieux. Les modèles inspirés des insectes suggèrent de minimiser la parallaxe entre un lieu appris et le lieu courant [2, 3] nécessitant l'ajout d'une carte cognitive pour des environnements complexes [13]. Cette technique s'avère difficilement utilisable en environnement réel sans ajout de capacité de reconnaissance visuelle [14]. Une autre approche pourrait être de réaliser une remontée de gradient sur le niveau de reconnaissance du lieux. Cependant, une forte limitation apparaît à l'initialisation du choix

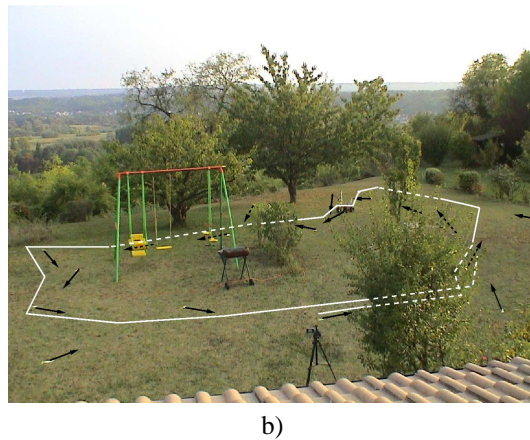
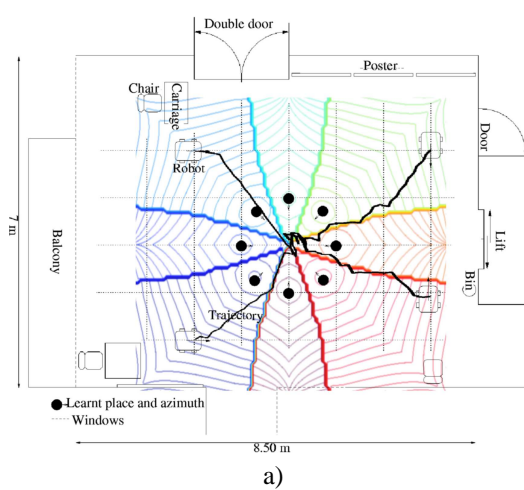


FIG. 3. a) Trajectoires réelle de retour au nid en environnement intérieur avec une caméra panoramique. 8 lieux sont appris autour du but à 1 m de distance. Les champs de lieux théoriques sont superposés à la trajectoire du robot qui est vérifiée les champs théoriques
 b) Trajectoire sensori-motrice fermée en environnement extérieur. Les flèches représentent les associations lieu-action apprises. Les 100 m sont bouclés en approximativement 20 mn.

du mouvement. Le bruit peut de plus engendrer des maximums locaux, rendant le paramètre de la durée du mouvement critique pour la convergence de l'algorithme. Ces limitations sont écartées si l'on incorpore les cellules de lieux dans une architecture de type Per-Ac (Perception-Action) [4] comme illustré dans la fig. 1. Chaque lieu est associé à un mouvement qui est réalisé lorsque le lieu est reconnu. Un minimum de trois associations lieu-action autour du but suffit pour créer un bassin d'attraction permettant au robot de retourner vers un but (voir fig. 3a). Il est aussi possible de suivre un chemin visuel sans point de croisement (voir fig. 3b), comme une bille tombant de plus en plus profondément dans une vallée. La perception peut être vue comme la maîtrise de la dynamique de ces bassins d'attraction comportementaux [15].

Obtenir une image panoramique parfaite en environnement extérieur s'avère être un problème surtout si la surface du sol n'est pas homogène. La robustesse de notre système de reconnaissance de lieux permet d'utiliser une caméra pan-tilt classique sans chercher à reconstruire de panoramas. Les images sont analysées directement en ligne grâce à la mémoire à court terme qui enregistre les indices visuels arrivant de manière fragmentée dans le temps. Ainsi le robot évolue sans jamais s'arrêter et la système est néanmoins robuste à la dérive temporelle et spatiale induite par ce mouvement continu. Le contrôle moteur est réalisé par un champs de neurone dynamique [16] fusionnant de manière floue la sensori-motricité et le comportement d'évitement d'obstacles. La robustesse au *kidnapping*, à la présence d'obstacle mobile, à l'occlusion partiel du champs visuel, à l'ajout et la disparition d'amers a été confirmée par de nombreuses expériences réelles. Notre expérience la plus prometteuse a été réalisée en septembre 2005 (voir fig. 3b). L'apprentissage a eu lieu à 17h00 et les performances évaluées le lendemain à 10h00. Le soleil brillait et

des ombres étaient projetées sur certaines parties de l'environnement. D'autres environnements intérieurs et extérieurs ont été testés avec succès sur plusieurs jours de la semaine à partir d'un seul apprentissage. Le système est désormais bien plus rapide grâce à la mise en parallèle des processus élémentaires³.

Un autre avantage de notre approche sensori-motrice est que le problème de correspondance est écarté. Puisque le système est basé sur l'hypothèse que les lieux sont définis par un ensemble d'invariants persistants [17] (des amers que le robot peut retrouver dans une certaine mesure autour du lieu d'apprentissage) entre lesquels le monde joue le rôle de mémoire externe [18], la question n'est pas de savoir si le lieu courant correspond à un lieu précédemment appris mais plutôt si le comportement courant est approprié à la perception courante. A moins que la complexité de l'environnement n'induisse des cellules de lieux ayant de multiples piques d'activité (maximum locaux), le problème de correspondance lors de la fermeture d'une boucle est absent, repoussé très loin par la richesse de l'information visuelle.

4 Discussion et Conclusion

Cet article a mis en évidence l'intérêt de notre système de navigation visuelle sans carte ainsi que les points importants qui garantissent sa robustesse en intérieur comme en extérieur. En comparaison avec les modèles existants, la charge de calcul de notre système de navigation visuelle sensori-motrice est très faible, permettant au robot de naviguer en temps réel, en environnement intérieur [5] comme extérieur [9]. La robustesse au

³movies available on <http://www.etis.ensea.fr/neurocyber/Videos/homing/index.html>

kidnapping, à l'occlusion d'une partie du champ visuel, à l'ajout ou la disparition d'amers et à la présence d'obstacles mobiles a été mise en valeur. Pourtant, la charge de calculs et de mémoire dépend linéairement du nombre d'amers appris et du nombre d'amers cherchés. Dans le cadre d'une utilisation à long terme, il sera primordial de pouvoir prédire quels sont les amers pertinents afin de préselectionner un nombre borné d'amers entrant dans le processus de compétition. De plus, une architecture aussi simple ne permet pas au robot de planifier des trajectoires selon ses motivations. Dans notre modèle complet de la boucle hippocampe-cortex préfrontal-ganglions de la base, les neurones de l'hippocampe (régions de CA1/CA3) apprennent et prédisent des transitions entre des états multimodaux successifs. Une carte cognitive réalise alors un apprentissage latent de la topologie des cellules de lieux [19] et peut être utilisée pour planifier une séquence d'action menant à un but arbitraire [20]. Nos prochaines expériences porteront sur le modèle étendu en environnement intérieur et extérieur. La robustesse des nos cellules de lieux visuelles sera alors capitale, afin de simplifier la fusion des informations allothétiques et idiothétiques qui est nécessaire pour apprendre et reconnaître des état multimodaux complexes impliqués dans la planification.

Remerciements

Ces recherches sont supportées par la Délégation Générale pour l'Armement, marché public n° 04 51 022 00 470 27 75, et l'Institut Universitaire de France. Nous remercions sincèrement J.P. Banquet pour sa contribution sur les aspects neurobiologiques et G. Désilles pour son investissement dans nos travaux.

Références

- [1] J. O'Keefe and N. Nadel, *The hippocampus as a cognitive map*. Oxford : Clarendon Press, 1978.
- [2] B. Cartwright and T. Collett, "Landmark learning in bees," *Journal Comp. Physiology*, vol. 151, pp. 521–543, 1983.
- [3] D. Lambrinos, R. Moller, T. Labhart, R. Pfeifer, and R. Wehner, "A mobile robot employing insect strategies for navigation," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 30, pp. 39–64, 2000.
- [4] P. Gaussier and S. Zrehen, "Perac : A neural architecture to control artificial animals," *Robotics and Autonomous System*, vol. 16, no. 2-4, pp. 291–320, December 1995.
- [5] P. Gaussier, C. Joulain, J. Banquet, S. Leprêtre, and A. Revel, "The visual homing problem : an example of robotics/biology cross fertilization," *Robotics and autonomous system*, vol. 30, pp. 155–180, 2000.
- [6] E. Royer, J. Bom, M. Dhome, B. Thuillot, M. Lhuillier, and F. Marmoiton, "Outdoor auto-

nomous navigation using monocular vision." in *IEEE/RSJ IROS2005, Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2005, pp. 3395–3400.

- [7] G. DeSouza and A. Kak, "Vision for mobile robot : a survey," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 2, pp. 237–267, 2002.
- [8] M. Franz and H. Mallot, "Biomimetic robot navigation," *Robotics and Autonomous System*, vol. 30, pp. 133–153, 2000.
- [9] C. Giovannangeli, P. Gaussier, and G. Désilles, "Robust mapless outdoor vision-based navigation," in *Proc. of the 2006 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS 2006)*. Beijing, China : IEEE, 2006.
- [10] S. Leprêtre, P. Gaussier, and J. Cocquerez, "From navigation to active object recognition," in *The Sixth Int. Conf. on Simulation for Adaptive Behavior SAB'2000*. Paris : MIT Press, 2000, pp. 266–275.
- [11] C. Giovannangeli, P. Gaussier, and J. Banquet, "Robot as a tool to study the robustness of visual place cells," in *ISM'2005 : Int. Conf. on Conceptual Modeling and Simulation (CMS 2005)*, Marseille, 2005, pp. 97–104.
- [12] P. Gaussier, A. Revel, J. Banquet, and V. Babeau, "From view cells and place cells to cognitive map learning : processing stages of the hippocampal system," *Biological Cybernetics*, vol. 86, pp. 15–28, 2002.
- [13] V. V. Hafner, "Cognitive maps in rats and robots," *Adaptive Behavior*, vol. 13, no. 2, pp. 87–96, 2005.
- [14] A. Argyros, C. Bekris, S. Orphanoudakis, and L. Kavvaki, "Robot homing by exploiting panoramic vision," *Journal of Autonomous Rbots*, vol. 19, no. 1, pp. 7–25, 2005.
- [15] M. Maillard, O. Gapenne, P. Gaussier, and L. Hafemeister, "Perception as a dynamical sensori-motor attraction basin," in *Advances in Artificial Life (8th European Conference, ECAL)*, C. et al., Ed., vol. LNAI 3630. Springer, 2005, pp. 37–46.
- [16] S. Amari, "Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields," *Biological Cybernetics*, vol. 27, pp. 77–87, 1977.
- [17] J. Gibson, *The Ecological Approach to Visual Perception*. Boston : Houghton Mifflin, 1979.
- [18] J. O'Regan and A. Noë, "A sensorimotor account of vision and visual consciousness," *Behavioral and Brain Sciences*, vol. 24, no. 5, pp. 939–1011, 2001.
- [19] E. Tolman, "Cognitive maps in rats and men," *The Psychological Review*, vol. 55, no. 4, pp. 189–208, 1948.
- [20] N. Cuperlier, M. Quoy, P. Gaussier, and C. Giovannangeli, "Navigation and planning in an unknown environment using vision and a cognitive map," in *IJCAI-05 Workshop : Reasoning with Uncertainty in Robotics (RUR-05)*, 2005, pp. 48–53.