

Un robot pour aider à comprendre le développement de l'enfant

A.Revel

Mots clefs : Robot, développement, épigénèse

1 Introduction

L'approche Animat de l'intelligence artificielle (Meyer & Wilson, 1991; Steels, 1995) tente d'élaborer des architectures de contrôle pour des créatures artificielles autonomes (robots ou « agents » logiciels) en s'inspirant d'éléments observés dans les sciences du vivant (neurobiologie, psychologie, éthologie). Depuis son apparition au début des années 90, cette approche a beaucoup évolué et les comportements produits par ces « animaux-automates », sont de plus en plus complexes (reconnaissance d'objets, navigation, planification, imitation...). Cette augmentation de la complexité des comportements a été de pair avec la complexification des architectures de contrôle. La démarche défendue dans notre groupe va plus loin en proposant de construire ces architectures sur la base de principes neurobiologiques et psychologiques. Ainsi, ces principes peuvent être un atout pour guider le développement de ces architectures en même temps qu'une démarche théorique visant à comprendre le vivant.

L'idée qui réside derrière le désir de s'inspirer du vivant est que « la nature fait bien les choses » ! Cette formulation, qui peut sembler simpliste de prime abord, résume le principe selon lequel l'évolution des espèces a sélectionné pour chaque individu des structures de contrôle adaptées à la réalisation de comportements nécessaires à sa survie.

Partant de ce principe, l'inspiration de « l'animaticien » par les sciences de la nature consiste à identifier et reproduire des fonctions animales. Cette inspiration peut cependant s'exprimer à des niveaux de granularité plus ou moins grossiers. Au niveau le plus bas, on peut chercher à reproduire finement les structures biologiques du vivant : les neurones, les neurotransmetteurs, les hormones... A un niveau intermédiaire, on peut élaborer des réseaux inspirés des études neuroanatomiques. Un niveau d'abstraction supplémentaire consiste à observer le fonctionnement général du cerveau sans forcément rentrer dans ses méandres et ne chercher qu'à reproduire une fonction, un fonctionnement global ou uniquement un comportement.

Cependant, à la différence d'un modélisateur travaillant sur des espèces vivantes, l'animaticien est avantagé car il n'est pas contraint dans un rôle d'observateur d'un phénomène naturel. Il est aussi acteur dans le sens où il conçoit le contrôleur qui va permettre à l'animat d'agir. Ainsi, il a la possibilité de modifier les paramètres de son modèle pour observer les résultats de ces modifications à

un niveau comportemental.

Cet avantage peut toutefois se retourner contre lui. En effet, devant la masse de données disponibles il doit sélectionner dans l'ensemble des connaissances, souvent non consensuelles, qui ont été engrangées sur les systèmes vivants, ce qui lui semble le plus approprié pour rendre son architecture fonctionnelle.

Le point de vue que nous défendons est que pour élaborer une architecture de contrôle cohérente, intégrant au mieux les abondantes connaissances des différents domaines de l'étude du vivant, nous devons nous placer à un niveau aussi basique que possible et bâtir notre architecture petit à petit en la complexifiant au fur et à mesure ¹.

Cette démarche ascendante se justifie d'abord par un désir de construire une machine fonctionnelle capable d'effectuer certaines tâches « utiles » mais surtout par un souci de compréhension des mécanismes en jeu dans l'émergence de l'intelligence.

Si l'on se fixait a priori un niveau de modélisation trop abstrait, on s'interdirait de connaître le substrat biologique qui a permis l'apparition d'un comportement. Par ailleurs, on pourrait modéliser sous formes distinctes, parce que comportementalement différentes, des fonctions dont les fondements seraient basés sur des circuiteries neuronales communes. Notre point de vue est que, si l'on ne veut pas passer à côté d'un tel effet d'échelle (répercussion du fonctionnement du système à un niveau de complexité donné sur les niveaux d'abstraction supérieurs), on doit nécessairement se placer à un niveau de modélisation neuronal.

Se plaçant à ce niveau, la construction de notre architecture se fait de manière ascendante, en ajoutant progressivement des fonctionnalités réalisées par des circuits neuronaux interconnectés (approche « constructiviste » de la cognition – (Stewart, 1995)).

Pour assurer la cohérence de ces architectures évolutives qui serviront de contrôleurs à tous nos animats, nous utilisons une structure neuronale générique appelée « architecture PerAc » (Perception-Action – inspirée de (Hecht-Nielsen, 1987)). L'idée principale de cette structure est de s'appuyer sur des comportements acquis (mécanismes réflexes), créant une dynamique sensorimotrice de base, pour acquérir de nouveaux comportements en apprenant à anticiper ou aller à l'encontre de ces comportements acquis (voir figure 1).

A la base, on trouve les capteurs, pour appréhender l'environnement, et les effecteurs pour agir. Le niveau le plus basique pour démarrer une dynamique sensorimotrice consiste alors à connecter « intelligemment »² la sortie directe de capteurs (photométriques, ultrasoniques, visuels...), assimilés à des neurorécepteurs, aux systèmes moteurs, assimilés à des moto-neurones. Par exemple, si l'on connecte directement des capteurs photosensibles situés physiquement sur la partie droite d'un robot au moteur gauche et les capteurs de la partie gauche d'un robot au moteur droit, on obtient une dynamique comportementale assimilable à un comportement de type « phototaxie » semblable à celui observé chez les insectes nocturnes. De manière comparable, en connectant les capteurs infra-rouges situés sur un côté du robot au moteur situé du même côté, la réaction est alors comparable à un comportement d'évitement d'obstacles.

¹Cette démarche ne peut bien sûr pas s'imaginer sans de solides collaborations avec des neurobiologistes, des psychologues et des ethologues

²c'est ici le concepteur qui apporte l'information a priori sur la manière de résoudre l'association sensorimotrice pour obtenir le comportement

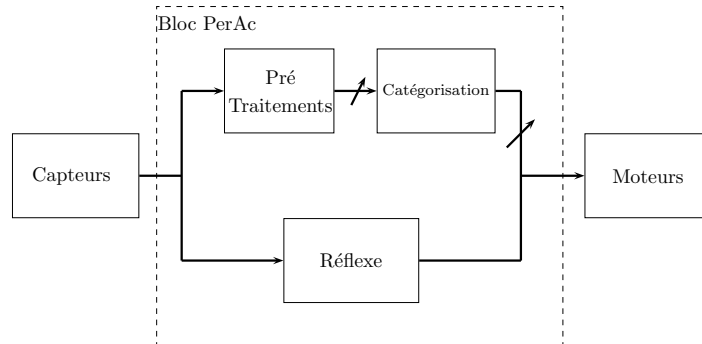


FIG. 1 – Principe de l’architecture PerAc : un niveau réflexe propose une dynamique sensorimotrice de base. Un niveau d’apprentissage permet de construire un comportement plus complexe sur cette base.

La nature de l’apprentissage sensorimoteur détermine le type de réaction et le niveau de complexité du comportement pouvant être réalisé par l’architecture.

Ainsi, un apprentissage associatif (ou apprentissage Hebbien) permet-il un apprentissage de conditionnement Pavlovien. Ce type d’apprentissage a par exemple été utilisé pour faire naviguer un robot dans une pièce. L’idée étant d’associer la reconnaissance d’un lieu à un mouvement particulier et d’utiliser les propriétés du système de catégorisation pour généraliser le mouvement appris autour d’un but à l’ensemble de l’environnement (voir (Revel, 1997; A.Revel & P.Gaussier, 2003) pour plus de détails). L’apprentissage sensorimoteur peut aussi s’appuyer sur des techniques « de renforcement » (voir (Sutton & Barto, 1998; Kaelbling *et al.*, 1996)) et ainsi permettre l’apprentissage de type « conditionnement instrumental » (utilisé par exemple pour la reconnaissance d’objets et la navigation dans un labyrinthe – cf. (A.Revel & P.Gaussier, 2003)).

L’essence de notre approche constructiviste consiste à utiliser cette architecture PerAc comme motif de base pour l’ensemble des architectures que nous construisons. En particulier, il est intéressant de noter que cette architecture peut être définie de manière récursive. En effet, chaque niveau « réflexe » peut être lui-même bâti sous la forme d’une architecture PerAc de plus bas niveau. Après stabilisation de l’apprentissage (ce qui pourrait être équivalent à une maturation du système), ce niveau peut être considéré comme stable et intégré en tant que niveau « réflexe » dans une structure PerAc de niveau supérieur (voir figure 2). Par exemple, si l’on se replace dans le cadre de l’apprentissage de conditionnements, on peut en effet considérer qu’un fois qu’un conditionnement primaire a été appris, il peut servir de base pour l’apprentissage de conditionnements secondaires, et ainsi de suite.

Le principe de cohérence de notre architecture nous impose de conserver une même structure dans nos architectures que ce soit pour l’élaboration d’animats plus complexes ou que ce soit pour la complexification d’un même « individu animat ». Cet a priori se projette ainsi selon les 2 axes particuliers. On peut d’une part considérer l’architecture de contrôle d’un animat à un moment donné du

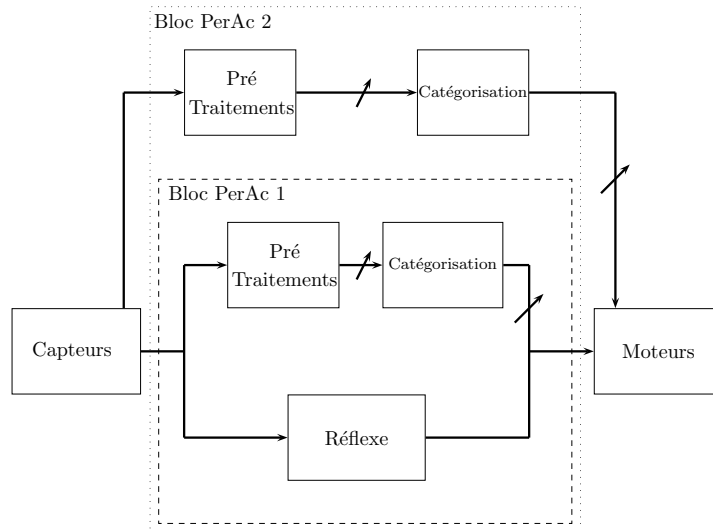


FIG. 2 – Architecture PerAc récursive : l'apprentissage de l'architecture PerAc 1 est stabilisée et peut servir de base réflexe pour l'architecture PerAc 2.

processus de conception comme l'architecture d'une catégorie d'animats ayant un certain degré d'élaboration, c'est-à-dire, étant capable de réaliser un certain nombre de tâches (telles que la reconnaissance d'objets, la navigation, la manipulation, l'imitation...). Complexifier cette architecture, c'est bâtir de nouvelles fonctionnalités qui s'intégreront à cette architecture et permettront de créer une nouvelle classe d'animats dont les capacités seront améliorées (par exemple l'animat aura la possibilité de planifier ses actions). En présentant l'élaboration d'architectures de contrôle de cette manière on voit apparaître une sorte de « phylogénie animat » au cours de laquelle une architecture donnée évolue en même temps que le degré d'élaboration de l'animat.

On peut d'autre part voir l'architecture comme un système de contrôle non figé propre à animat particulier qui évolue au cours de sa « vie » d'animat et qui peut capitaliser sur des apprentissages passés. L'animat peut ainsi évoluer petit à petit, à la fois sous la pression de la maturation interne (ontogénèse) de son architecture, mais aussi grâce aux sollicitations externes auxquels il apprend à réagir. C'est une « interprétation animat » de l'épigénèse (Changeux, 1985; C.M.Braun, 2000).

En développant notre structure PerAc récursive, nous envisageons ainsi qu'il puisse exister une hiérarchie de structures empilées les unes sur les autres qui se réfèreraient à des fonctions de plus en plus intégratrices, à la fois du côté perceptif et du côté moteur. Nous proposons un schéma dans lequel la complexité comportementale irait de concert avec l'intégration des structures. Chaque niveau perceptuel serait lié au niveau moteur correspondant et s'appuierait sur un niveau sous-jacent, alors considéré comme un acquis (ou « réflexe ») non-modifiable (voir figure 3).

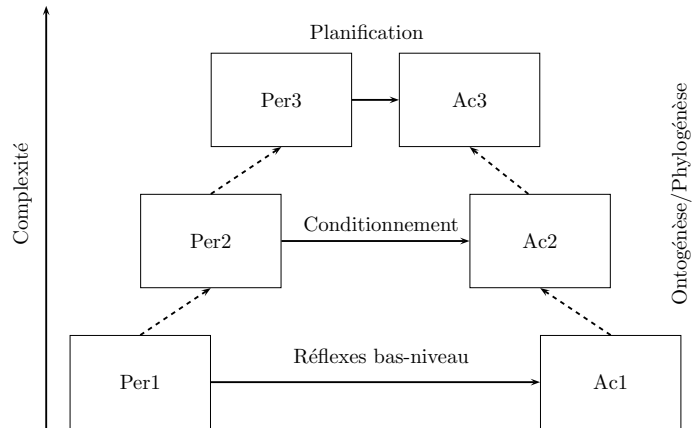


FIG. 3 – Diagramme montrant l’intégration des structures à la fois sensorielles et motrices.

Par ailleurs, dans cette perspective, le niveau de récursivité d’une architecture pourrait se développer à la fois selon un axe phylogénique expliquant les performances de plus en plus complexes des animaux, et aussi selon un axe ontogénique pour un même individu dont les fonctions les plus complexes se développeraieent après que les fonctions plus simple se seraient elles-mêmes développées et stabilisées.

Nous avons en fait cherché à aller plus loin en dépassant le simple stade de l’analogie et en cherchant à notre tour à rendre nos modèles plausibles au niveau neurobiologique. En particulier, une collaboration avec un neurobiologiste nous a permis de travailler sur des modèles précis des structures fines que nous voulions intégrer dans notre architecture.

L’ensemble de ces éléments de modélisation font, à notre avis, que nos animaux pourraient faire des modèles valables, quoique simplifiés, d’un être vivant. En particulier, le développement de l’architecture de l’animal pourrait être un modèle du développement de l’enfant.

Nous avons exploré l’idée que l’animal pourrait servir à mieux comprendre les mécanismes en jeu dans le développement de l’enfant dans un projet Cognitif³ réalisé en collaboration avec Nadel. Nous nous sommes plus particulièrement attachés à l’émergence des fonctions d’imitation chez l’enfant normal et autiste de bas niveau de cognition.

P.Andry a ainsi développé durant sa thèse⁴, une architecture de type PerAc capable d’apprendre la coordination visuo-motrice d’un bras mécanique (P.Andry *et al.*, 2001). Le principe de cette architecture est d’utiliser comme entrée réflexe la proprioception du bras et comme sortie motrice, la commande du bras. L’entrée perceptuelle, quant à elle, est composée de la détection des

³Projet Cognitif « Planification et imitation de l’action chez des personnes en bonnes santé et des enfants souffrant d’autisme »

⁴Co-dirigée par J.Nadel du Laboratoire Vulnérabilité, Adaptation et Psychopathologie et P.Gaussier de l’équipe Neurocybernétique du laboratoire ETIS

zones en mouvements. La procédure d'apprentissage à proprement parler tente de reproduire le « babbling » des jeunes enfants : un générateur de bruit stimule le bras et le système apprend à mettre en correspondance la détection du bras en mouvement dans son champs visuel et la commande motrice correspondante.

Nous avons alors montré que le système pouvait se mettre à « imiter », sans qu'il y ait besoin de modifier l'architecture, en utilisant l'ambiguïté de la perception comme un atout plutôt qu'une gêne. L'idée simple consiste à détourner la caméra de l'animat de manière à ce qu'elle observe un individu remuant le bras. Ne reconnaissant pas à un niveau explicite le bras, le système suppose que la zone en mouvement correspond à l'apprentissage effectué préalablement. S'il note alors une disparité entre le mouvement perçu visuellement et le mouvement perçu au niveau moteur, il déplace son bras de manière à réduire cette disparité. A un niveau comportemental, il donne l'impression d'imiter l'autre.

Ce résultat est encourageant pour notre démarche puisqu'il a permis de montrer qu'un matériel sensorimoteur minimal permet de faire émerger dynamiquement un comportement d'imitation sans que l'architecture soit conçue spécifiquement pour le faire. Cela semblerait par ailleurs cohérent avec les observations montrant que même de très jeunes enfants sont capables d'imiter.

En utilisant une structure PerAc imbriquée, on peut ensuite faire apprendre au robot à reproduire des séquences de mouvements (voir (S.Moga, 2000; Andry *et al.*, 2000)). Pour cela, il faut supposer que le système de coordination visuo-motrice se soit figé et corresponde à un « réflexe » sensorimoteur. L'apprentissage de séquences s'appuie, comme on l'a vu, sur un modèle de l'hippocampe et ne demande donc pas encore de représentation corticale complexe.

L'étape suivante du développement de notre animat a été d'introduire la notion de rythme d'échange. Là encore, nous avons montré qu'en utilisant la dynamique intrinsèque de l'architecture il n'était pas nécessaire de modifier cette dernière pour permettre à un système PerAc de se synchroniser sur un système externe avec lequel il communique (Andry, 2002). Dans ce cas, il est nécessaire d'introduire une notion de filtrage des informations perceptives afin que le système puisse produire sans toutefois reproduire. Cette faculté de filtrer les informations perceptives requerrait donc un traitement de haut-niveau se situant sans-doute au niveau cortical. Par ailleurs, nous avons supposé que le système serait alors capable de s'auto-stimuler en générant un signal de renforcement interne. Cette suggestion nous oriente actuellement vers la modélisation des structures des ganglions de la base.

A ce stade, nous possédons donc une base nous permettant de construire un répertoire moteur minimal pour d'interagir avec l'autre. Les étapes suivantes seraient d'intégrer ce répertoire moteur pour construire d'autres répertoires plus complexes et d'atteindre des capacités d'imitation de plus haut niveau.

La question essentielle est cependant de savoir si une créature artificielle est capable de reproduire assez finement les mécanismes en jeu dans le développement de l'enfant pour en être un bon modèle.

En fait, on peut dire qu'actuellement, même en intégrant au maximum des données neurobiologiques et neuroanatomiques précises dans nos architectures, nous sommes tenus à effectuer des approximations à différents niveaux pour rendre notre animat fonctionnel.

En particulier, afin de combler les discontinuités de la théorie qui permettrait de faire le pont entre les données neurobiologiques et les données comportementales, nous introduisons certaines fonctionnalités dans le système sans

forcément leur connaître un corrélat biologique ou sans les situer précisément au niveau anatomique. Dans le même esprit, l'animat peut être construit à partir de données issues à la fois de l'animal et de l'homme sans que les différences neuroanatomiques et neurofonctionnelles soient forcément prises en compte.

References

- Alexandre, F., Burnod, Y., Guyot, F., & Haton, J.P. 1989. La colonne corticale, unité de base pour des réseaux multicouches. *C.R.Acad.Sci.Paris*, **309**(III), 259–264. Neurophysiologie.
- Andry, P., Moga, S., Gaussier, P., Revel, A., & Nadel, J. 2000. Imitation : learning and communication. *Pages 353–362 of : The Society for Adaptive Behavior SAB'2000*.
- Andry, Pierre. 2002. *Apprentissage par imitation : vers la compréhension des intentions de l'autre ?* Ph.D. thesis, Université de Cergy-Pontoise.
- A.Revel, & P.Gaussier. 2003. *Biologically inspired robot behavior engineering*. Springer-Verlag. Chap. Designing neural control architectures for an autonomous robot using vision to solve complex learning tasks, pages 299–350.
- Banquet, J.P., Gaussier, P., Dreher, J. C., Joulain, C., Revel, A., & Günther, W. 1997. *Cognitive Science Perspectives on Personality and Emotion*. Vol. 124. Amsterdam : Elsevier Science. Chap. Space-Time, Order, and Hierarchy in Fronto-Hippocampal System : A Neural Basis of Personality, pages 123–179.
- Bergé, Pierre, Pommeau, Yves, & Vidal, Christian. 1988. *L'ordre dans le chaos*. Hermann.
- Braitenberg, V. 1984. *Vehicles : Experiments in Synthetic Psychology*. Cambridge : Bradford Books.
- Brooks, Rodney A. 1986. A Robust Layered Control System for a Mobile Robot. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, **R.A.** **2**(1), 14–23.
- Carpenter, G.A., & Grossberg, S. 1987. Invariant Pattern Recognition and Recall by an Attentive Self-Organizing ART Architecture in a Nonstationary World. *Proceeding of Neural Network*, **2**, 737–745.
- Changeux, J.P. 1985. *Neuronal Man : The Biology of Mind*. Oxford : Oxford University Press.
- C.M.Braun. 2000. *Neuropsychologie du développement*. Médecine-Sciences. Flammarion.
- Dennett, D.C. 1991. *Consciousness Explained*. Vol. Little. Boston, Massachusetts : Brown.
- Gaussier, P., Revel, A., Banquet, J.P., & Babeau, V. 2002. From view cells and place cells to cognitive map learning : the hippocampus as a spatio-temporal memory. *Biological Cybernetics*, **86**(1), 15–28.
- Harnad, S. 1990. The Symbol Grounding Problem. *Physica D*, **42**, 335–346.
- Hecht-Nielsen, R. 1987. Counterpropagation Networks. *Applied Optics*, **26**(23), 4979–4984.
- Kaelbling, L. Pack, Littman, M.L., & Moore, A.W. 1996. Reinforcement Learning : A Survey. *Journal of Artificial Intelligence Research*, **4**.

- Meyer, J.A., & Wilson, S.W. 1991. From Animals to Animats. In : Press, MIT (ed), *First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Bardford Books.
- P.Andry, P.Gaussier, S.Moga, Banquet, J.P., & J.Nadel. 2001. Learning and Communication in Imitation : An Autonomous Robot Perspective. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans*, **31**(5), 431–44.
- Pfeifer, R., & Verschure, P. 1994. *The Artificial Life Route to Artificial Intelligence*. Cambridge, MA : MIT Press. Chap. The challenge of autonomous systems : Pitfalls and how to avoid them.
- Revel, A. 1997 (Novembre). *Contrôle d'un robot mobile autonome par approche neuro-mimétique*. Doctorat de traitement de l'image et du signal, Université de Cergy-Pontoise.
- S.Moga. 2000. *Apprendre par imitation : une nouvelle voie d'apprentissage pour les robots autonomes*. Ph.D. thesis, Université de Cergy-Pontoise.
- Steels, Luc. 1995. When are robots intelligent autonomous agents? *Robotics and Autonomous Systems*, **15**, 3–9.
- Stewart, J. 1995. The Implication for Understanding High-level Cognition of a Grounding in Elementary Adaptive Systems. *Robotics and Autonomous Systems*, **16**(2-4), 107–116.
- Sutton, R.S., & Barto, A.G. 1998. *Reinforcement Learning : An Introduction*. MIT Press.
- Varela, F., Thompson, E., & Rosch, E. 1993. *The Embodied Mind*. MIT Press.