

Nouvelles approches en Robotique Cognitive

Mehdi KHAMASSI* & Stéphane DONCIEUX#

RÉSUMÉ. Ce volume présente un ensemble de contributions montrant les évolutions récentes des recherches du domaine dit de « Robotique Cognitive ». Cette dénomination vaut dès lors que l'on cherche à faire réaliser au robot des tâches qui semblent nécessiter chez l'homme la mise en œuvre de fonctions cognitives telles que (sans être exhaustifs) l'apprentissage, l'interaction sociale, la perception, la motricité, la cognition spatiale, le raisonnement, le langage ou encore la conscience. Le but du volume est de montrer en quoi les objectifs et méthodes particuliers de ce domaine se sont historiquement distingués d'autres travaux en Robotique ou en Intelligence Artificielle, pour se rapprocher des autres disciplines des Sciences Cognitives. En corollaire, le volume vise à expliciter certains des ponts possibles qui peuvent permettre à ces disciplines de se féconder mutuellement. En particulier, un des objectifs de ce volume est d'illustrer en quoi l'expérimentation robotique peut servir de plateforme de test d'hypothèses d'autres disciplines des Sciences Cognitives, et ainsi contribuer à l'étude de la cognition biologique.

Mots-clés : Robotique Cognitive, robotique autonome, robotique développementale, neuro-robotique, apprentissage, intelligence artificielle, perception, motricité, action, cognition spatiale, raisonnement, interaction sociale, interaction homme-robot.

ABSTRACT. New Approaches in Cognitive Robotics .This issue presents a set of contributions showing recent evolutions of researches within the so-called “Cognitive Robotics” field. This term refers to any scientific research aiming at having a robot realize a task which is considered, when performed by humans, to involve cognitive functions. The latter can be (without being exhaustive) learning, social interaction, perception, motricity, spatial cognition, reasoning, language, or awareness. The goal of this issue is to show how the specific objectives and methods of this research field have historically and progressively stepped away from other work in Robotics and Artificial Intelligence, in order to get closer to other disciplines within the field of Cognitive Sciences. As a corollary, the issue aims at making explicit some identified bridges that could enable these various disciplines to cross-fertilize. In particular, one of the objectives of this issue is to illustrate how robotics experimentation can serve as platforms to test hypotheses from other disciplines of Cognitive Sciences, and thus contribute to the study of biological cognition.

Keywords: Cognitive Robotics, autonomous robotics, developmental robotics, neurorobotics, learning, artificial intelligence, perception, motricity, action, spatial cognition, reasoning, social interaction, human-robot interaction.

* Sorbonne Universités, UPMC Univ Paris 06, CNRS, Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique (ISIR). mehdi.khamassi<at>upmc.fr.

Sorbonne Universités, UPMC Univ Paris 06, CNRS, Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique (ISIR). stephane.doncieux<at>upmc.fr.

Les travaux présentés ici s'inscrivent en partie dans l'un des objectifs majeurs de la Robotique qui est de mettre au point des artefacts qui puissent contribuer utilement à la société humaine, par exemple pour des tâches qui nécessitent une interaction sociale avec l'homme (assistance, éducation, divertissement) ou des tâches qui sont dangereuses pour l'homme et nécessitent une capacité du robot à s'adapter à des circonstances non prévues par l'homme (exploration spatiale ou des fonds marins, intervention en milieu dangereux ou pollué). Ces travaux contribuent aussi à un autre objectif plus fondamental qui vise à comprendre comment un système de traitement de l'information (qu'il soit biologique ou artificiel) peut percevoir le monde, se le représenter, y agir de manière adaptée et apprendre de ses propres erreurs. En cela, ces chercheurs et chercheuses se posent des questions en partie similaires à celles abordées dans d'autres disciplines des Sciences Cognitives, en particulier en Neurosciences, en Psychologie, en Philosophie (pour ne citer que celles avec lesquelles des liens explicites sont faits dans ce volume). Certains des contributeurs de ce volume appartiennent d'ailleurs à l'une de ces disciplines. Ceci conduit souvent à employer en partie le même vocabulaire que celui utilisé pour caractériser la cognition animale voire humaine, que ce soit pour mettre en évidence l'inspiration biologique ou pour simplifier en réutilisant un vocabulaire proche et bien connu par ailleurs. Il faut d'emblée remarquer que ceci peut être à tort lorsque cela conduit à voir la cognition humaine comme totalement réduite à ce qui peut être reproduit sur le robot. Or il est important de préciser ici que les contributeurs de ce volume n'essaient pas de modéliser tout ce qu'est l'humain sur un robot. Ils se focalisent plutôt sur un type de comportement ou de capacité cognitive dans chacun de leurs travaux, avec l'idée que le robot peut être un bon modèle de ce comportement. Dans ces circonstances, l'emploi du même vocabulaire que celui employé pour le vivant peut être à raison quand les mêmes chercheurs et chercheuses étudient délibérément une fonction particulière chez l'homme ou l'animal. Ils peuvent utiliser un robot pour tester explicitement une formulation computationnelle d'une hypothèse cognitive, nous aurons l'occasion de revenir sur ce point.

L'introduction vise enfin à situer les travaux présentés dans ce volume vis-à-vis de la scission historique entre les approches descendantes et ascendantes de la cognition artificielle dans les années 90. La première, issue du courant de la cybernétique puis de l'Intelligence Artificielle visait à modéliser le raisonnement de haut niveau chez l'homme, tandis que la seconde s'intéressait au contraire à l'ancrage de la cognition dans la dynamique d'interaction du corps avec l'environnement et dans l'émergence de représentations ancrées dans le flux sensori-moteur. Comme nous le soulignerons, ceci a d'abord conduit à un éclatement en sous-domaines de recherche isolés mais débouche actuellement sur une reconvergence, une forme d'hybridation des approches, avec en ligne de mire le souhait de mieux comprendre comment un système cognitif, qu'il soit naturel ou artificiel, peut efficacement combiner, articuler et coordonner différents niveaux de traitement de l'information et du flux sensori-moteur, vers la construction de modèles internes permettant d'anticiper les conséquences de ses propres actions sur l'environnement.

Avant d'entrer dans le vif de cette présentation, nous commencerons par rechercher les origines de l'idée du robot que s'est fait l'homme, et de son utilisation possible dans la société humaine.

ORIGINE ET ÉTYMOLOGIE DU TERME « ROBOT »

Il est difficile de retracer historiquement où et quand est venue à l'homme l'idée du robot. Le terme « robot » lui-même vient du tchèque « robota » qui signifie « travail forcé, corvée, servage ».

Dans sa leçon inaugurale au Collège de France pour la première chaire de Robotique de cette institution, Jean-Paul Laumond (2012) a esquissé avec humour et pertinence les embryons d'une mythologie de la robotique : « C'est en préparant cette leçon que j'ai découvert que les roboticiens avaient un dieu. Il s'agit d'Héphaïstos. Dans la mythologie grecque, Héphaïstos est un artisan de talent. Ingénieur, il fabrique des armes remarquables et il est connu pour cela. Mais il fabrique aussi des chaises roulantes qui se déplacent toutes seules (en clair, des robots mobiles), des servantes en or qui l'aident à se déplacer (en clair, des robots d'assistance), et il va jusqu'à façonner Pandore, une statue d'argile à laquelle Athéna prêterait vie. »

On pourrait ajouter à cela des origines plus anciennes du côté de la Mésopotamie en constatant que les roboticiens ont aussi une déesse, invoquée lors d'une des plus anciennes révolutions de la littérature humaine (révolution au sens de changement brusque du rapport de production entre les travailleurs et leur patron). Il s'agit de Belet-ili, la déesse-matrice, dans le mythe d'Atrahasis, mythe mésopotamien de langue akkadienne (McCall, 1990). Le mythe commence en montrant les dieux obligés de faire tous les travaux pénibles (creuser les canaux, déblayer les rigoles, ...). Ceux-ci décident alors de prendre les armes contre Ellil, fils d'Anou et roi des dieux. Après délibération, Ellil demande à Belet-ili de créer des mortels pour effectuer tout le travail à leur place. Ce mythe invite ainsi à voir les humains comme les robots (au sens étymologique de « travailleurs forcés » en langue slave) des dieux mésopotamiens.¹

Jean-Paul Laumond compléterait ce tableau de la manière suivante (communication personnelle) : « Il y a aussi Kothar-Khasis, dieu ingénieur du panthéon d'Ougarit (XIII^e s. avant notre ère), qui fabriquait, entre autres, des « robots militaires », des armes ayant des pouvoirs magiques permettant la victoire sur le dieu de la mer (Source : *Textes Ougaritiques*, Tome 1, Les Éditions du Cerf, 1974). »

Du côté des sciences et de l'ingénierie, Jean-Arcady Meyer (2015) suggère que les origines du robot sont à trouver du côté des automates, comme par exemple le Canard de Vaucansson, les paons d'Al-Jazari ou encore l'Hercule

¹ Notons au passage que dans le mythe d'Atrahasis ces mortels, les hommes et les femmes, deviendront vite trop nombreux et trop bruyants. Le roi des dieux Ellil s'adresse alors aux grands dieux : « Le bruit de l'humanité est devenu excessif. Leur tumulte me fait perdre le sommeil. » Ellil déclenche alors la peste, puis la sécheresse, puis la famine, et enfin le Déluge. On retrouve alors Atrahasis (« super-sage ») aussi appelé Out-napishtim (« il a trouvé la vie ») dans l'épopée de Gilgamesh ou encore Ziousoudra (« longue vie ») en sumérien, en précurseur du Noé biblique qui construira un bateau pour y abriter et sauver toutes les espèces vivantes (McCall 1990).

d'Héro d'Alexandrie, qui par des gestes simples pré-programmés mécaniquement se retrouvent à interagir dynamiquement avec les objets de leur environnement. Plus récemment, les travaux sur les « marcheurs passifs dynamiques » soulignent que même sans être contrôlée par un ordinateur, une simple paire de « jambes » métalliques équipées de rotules en guise de genoux peut, lorsqu'elle est posée sur un plan incliné, avoir un comportement rythmique de marche qui semble à l'observateur humain beaucoup plus naturelle que de nombreux robots humanoïdes récents pré-programmés pour marcher (McGeer, 1990 ; Collins *et al.*, 2001). Meyer & Guillot (2008) soulignent en effet avec raison que les automates et ces précurseurs des robots sont par certains aspects plus proches des « animats » (des petits robots inspirés des animaux ayant des comportements très simples mais adaptatifs en interaction avec leur environnement) que ne le sont les programmes désincarnés issus du courant de la cybernétique de la première moitié du XX^e siècle puis du champ de recherche de l'Intelligence Artificielle dans les années 70. Ces derniers sont eux aussi pré-programmés mais pour des tâches abstraites et symboliques, l'idée étant de reproduire l'intelligence humaine sans tenir compte de son inscription dans un corps ayant sa propre dynamique d'interaction avec l'environnement (Pfeifer & Pitti, 2012 ; Vernon 2014). Nous y reviendrons.

Il faut néanmoins souligner que le robot n'est ni un automate ni un ordinateur. Selon Laumond (2012) : « La robotique traite du rapport que peut entretenir avec le monde réel une machine qui bouge et dont les mouvements sont commandés par un ordinateur. Ainsi le robot se distingue-t-il à la fois de l'automate, dont les mouvements sont mécaniquement déterminés, et de l'ordinateur, qui manipule des informations mais ne bouge pas. »

ASIMOV ET LES ROBOTS

C'est en tout cas du côté de la littérature puis de la science-fiction que le terme « robot » apparaîtra sous la plume de l'écrivain tchèque Karel Čapek puis d'Isaac Asimov. Le premier écrit la pièce de théâtre *Rossum's Universal Robots* (1920) dénonçant la dérive du travail industriel moderne (fordisme et taylorisme). Les robots y sont employés comme travailleurs forcés, au départ dociles, puis révoltés jusqu'à l'extinction de l'espèce humaine.

Inspiré notamment par Čapek, Asimov popularise ensuite le terme « robot » dans un cycle de nouvelles de sciences fictions et d'anticipation qui imaginent comment les robots pourraient être présents dans la société humaine, y contribuer, et soulevant un ensemble de questions notamment éthiques que cela implique. Or on peut déjà trouver dans les nouvelles d'Asimov un début de réflexion sur ce que pourraient être les capacités cognitives des robots, leur « intelligence » si tant est qu'on est capable de définir ce mot – des roboticiens contemporains ayant préféré remplacer ce terme par les capacités d'autonomie décisionnelle et d'adaptation (*e.g.* Meyer & Guillot, 2008).

Dans une des nouvelles du recueil « *The Complete Robot* » (1982) d'Isaac Asimov, le Dr. Susan Calvin en charge de la conception et de la supervision des robots fabriqués à l'U.S. Robots acquiert un sentiment de maternité envers le robot Lenny qu'elle éduque et à qui elle apprend tout comme elle pourrait le faire avec un enfant. Lenny a été programmé pour faire des erreurs, qui sont la

clé de son apprentissage. Celui-ci passe par toute une phase développementale comme l'être humain, apprenant notamment à connaître les limites de son propre corps et de sa force physique par essais-erreurs. Mais il se retrouve un jour à blesser involontairement un être humain par un mouvement incontrôlé. En conséquence, la société décide qu'il doit être détruit pour avoir violé la première loi de la robotique : « Un robot ne peut porter atteinte à un être humain, ni, restant passif, permettre qu'un être humain soit exposé au danger. » (Asimov, 1942)². Le Dr. Calvin plaide sa cause. On ne punirait pas aussi sévèrement un adolescent humain qui ferait le même type de blessure involontaire. Mais rien n'y fait. Elle ne convainc pas son auditoire qui ne parvient pas à comprendre la signification de la phrase « robot out of control », ne pouvant concevoir que des robots ne soit pas complètement préprogrammés et prévisibles. Le robot sera détruit.

Cette nouvelle faisait avant l'heure un pied de nez à l'idée qu'un robot « intelligent » pourrait exister par simple compilation de programmes d'intelligence artificielle symbolique à base de logique, de raisonnement. Cette idée postule que l'on peut imposer des règles au robot – comme les trois lois de la robotique – par simple « écriture » dans son programme sans que le robot ait besoin d'une quelconque expérience ou apprentissage pour comprendre ces lois. Au contraire, l'histoire de Lenny souligne que pour atteindre un degré suffisant d'autonomie décisionnelle et de capacités d'adaptation à leur environnement, les robots devraient imiter le développement cognitif (et langagier) chez l'humain, qui passe par une découverte de la dynamique de l'interaction de son propre corps avec l'environnement, par des erreurs, par une catégorisation progressive des concepts qui nous permettent d'observer et de décrire notre propre comportement, etc.

VERS LA NOTION D'AUTONOMIE EN ROBOTIQUE

Entendons-nous bien, quand on parlera dans ce volume d'Intellectica de Robotique, nous ne ferons pas une présentation exhaustive de tout ce qui se fait en Robotique, encore moins de la conception de robots préprogrammés pour faire des tâches répétitives, totalement prévues à l'avance (ce qui est tout un champ qui intéresse notamment la robotique industrielle). Ici, nous parlerons de Robotique Autonome³, parfois appelée Robotique Cognitive quand les chercheurs font explicitement le lien avec l'étude de fonctions cognitives particulières chez l'humain ou l'animal, utilisant souvent le robot comme outil de modélisation de ces fonctions. Nous verrons qu'un grand nombre de dénominations de sous-champs de la Robotique Autonome et de conférences de ce domaine ont émergé ces dernières années sous les noms de Robotique

² Les deuxième et troisième lois de la robotique étant que « un robot doit obéir aux ordres qui lui sont donnés par un être humain, sauf si de tels ordres entrent en conflit avec la première loi » et que « un robot doit protéger son existence tant que cette protection n'entre pas en conflit avec la première ou la deuxième loi ».

³ McFarland (1995) : « Autonomy implies freedom from control. [...]. An autonomous agent must have some degree of motivation and cognition organized in such a way that an outside agent cannot obtain sufficient knowledge to control the autonomous agent. » Si en plus d'être autonome le robot est aussi auto-suffisant, alors cela inclut « the appropriate motivation [...] to regain lost energy, to avoid temperature extremes, to avoid predators and traps, and to carry out its tasks. »

Développementale, Robotique Épigénétique, Robotique Évolutionniste, Neurorobotique, etc. qui toutes participent à leur manière à l'étude de fonctions cognitives (ou de leur développement) permettant à des robots de faire preuve d'autonomie et d'adaptation. Et nous verrons comment à partir d'une scission d'une partie de la recherche en Robotique avec l'Intelligence Artificielle dans le milieu des années 90, un éclatement de la communauté a conduit à la fois positivement à une exploration de nombreuses approches différentes mais aussi négativement en un ralentissement des avancées vers un robot adaptatif à divers environnements et décisionnellement autonome. Mais l'heure semble être à une reconvergence de ces différentes approches, hybridant les contributions de différents domaines de la Robotique Autonome, intégrant le corps à la cognition, la perception à la décision et à l'action (voir par exemple Georgeon *et al.* 2016), et s'inspirant de la façon dont la cognition se développe chez l'humain au cours de l'enfance. L'objet de ce dossier est de présenter une vue d'ensemble de ces nouvelles approches en Robotique Cognitive, touchant principalement une communauté de chercheurs pour qui l'objectif d'aboutir sur un agent artificiel « intelligent » s'est progressivement estompé devant l'objectif plus fondamental de comprendre comment un système cognitif peut fonctionner, utilisant le robot comme plateforme de test en conditions réelles d'hypothèses souvent issues de la Psychologie, des Neurosciences, de l'Anthropologie ou de la Philosophie. Nous essaierons d'illustrer tout au long du dossier les questions qui se posent et certaines des solutions apportées, en espérant qu'elles pourront contribuer à leur manière aux débats dans les autres disciplines des Sciences Cognitives.

DÉBUTS DE LA ROBOTIQUE EN LIEN ÉTROIT AVEC L'IA

La recherche en Robotique Autonome a pourtant commencé en lien direct avec (et fortement influencée par) l'Intelligence Artificielle (IA) et le champ de la vision par ordinateur (*computer vision*), entretenant « un pacte intellectuel implicite » avec ces deux disciplines selon Brooks (1991a). Ces trois disciplines s'influençaient en effet en permanence. Elles constituaient trois champs rattachés au domaine de l'Ingénierie, avec un fort ancrage dans la démonstration et l'illustration de modèles computationnels en opération. De plus elles avaient toutes les trois alors (et dans une certaine mesure encore aujourd'hui) une faible tradition d'expérimentation proprement scientifique, avec des conditions contrôlées et des analyses ou extractions de données quantitatives et vérifiées statistiquement. L'important était souvent de démontrer des choses qui marchent, qui résolvent des problèmes cognitifs ou supposés proches de l'intelligence humaine telle qu'elle est comprise par les chercheurs.

Une illustration de cette collaboration fut le robot SHAKY mis au point à Stanford à la fin des années 60. Ces travaux pionniers visaient à montrer qu'un système de raisonnement logique du premier ordre permettait à un robot de décider de ses actions dans un environnement préparé par l'homme mais composé néanmoins d'obstacles, de stimuli visuels, et de différents chemins possibles pour rejoindre un but à partir d'un même point de départ (Nilsson, 1984). Ce type de travaux robotiques basés sur des algorithmes d'IA symbolique était en quelque sorte une démonstration que ces algorithmes pouvaient fonctionner sur un corps physique en interaction avec le monde réel,

contrecarrant à première vue la critique faite à l'IA qu'elle est condamnée à n'opérer que sur des ensembles discrets de symboles évoluant dans des simulations numériques parfaitement contrôlées. Et à qui voudrait critiquer le degré de préparation et de simplification de l'environnement pour le robot SHAKY on pourrait rétorquer qu'encore à l'heure actuelle la rigueur expérimentale impose que même des robots fondés sur une approche sensori-motrice ou énaïve sont testés dans des environnements simples et totalement contrôlés (voir pour illustration certains des travaux expérimentaux décrits dans ce volume). Néanmoins, à trop se focaliser sur la cognition de haut niveau, sur le raisonnement, le langage, l'IA dite classique et ses incarnations robotiques ont négligé la complexité et la difficulté qui reposent dans la relation entre le monde réel et la représentation dont le robot a besoin pour raisonner. L'application de méthodes de raisonnement logique suppose en effet d'avoir une représentation complète et figée du monde. En pratique, cela signifie que le concepteur de ce robot doit connaître tous les concepts importants dont le robot pourrait avoir besoin. Dans un environnement ouvert, c'est tout simplement impossible. Nous ne connaissons pas à l'avance tous les objets existants dans notre environnement, ne serait-ce que parce que de nouveaux apparaissent régulièrement (les tablettes tactiles ou les smartphones n'existaient pas il y a 10 ans). De plus, tous les liens potentiels entre ces concepts doivent être connus et explicitement programmés. Un système de raisonnement logique n'a, en effet, pas de bon sens : si on lui indique que Napoléon est en Corse, il ne saura pas que son pied gauche y est aussi, à moins qu'une telle règle n'ait été explicitement programmée en ce sens. Enfin, bien qu'ayant abouti plus récemment à des performances impressionnantes permettant à des programmes informatiques de battre les humains aux échecs (Campbell *et al.*, 2002) ou au Go (Silver *et al.*, 2016) – notamment grâce à des algorithmes d'apprentissage machine d'une efficacité redoutable sur des problèmes bien délimités et à des ordinateurs de calcul ultra-puissants –, la recherche en IA et en Robotique est loin de pouvoir proposer un robot manipulant lui-même de façon dextre les pions de n'importe quel échiquier. À trop se concentrer sur la cognition dite de haut niveau, ces travaux ont en effet jusqu'à maintenant trop souvent négligé la complexité qui réside dans l'apprentissage sensori-moteur que fait un enfant pendant son développement (voir Vernon, 2016 et Boucenna *et al.*, 2016 dans ce volume).

SCISSON ENTRE LES APPROCHES DESCENDANTE ET ASCENDANTE DE LA ROBOTIQUE

Dans ses célèbres articles « *Elephants don't play chess* » et « *Intelligence without representation* » (1990 ; 1991b), le roboticien du MIT Rodney Brooks, qui sera plus tard le fondateur de la société iRobot qui produit notamment les robots aspirateurs Roomba, soulignait pourtant que même les animaux les plus « simples » comme les insectes sont doués d'un répertoire comportemental riche, complexe et adapté à leur environnement, et qu'ils survivent dans le monde réel sans qu'il soit avéré pour autant qu'ils puissent manipuler la logique des prédicats ni le langage. Il suggérait une nouvelle piste de recherches en Robotique dans laquelle des mécanismes d'abord les plus simples possibles devaient permettre au robot de relier ses capteurs et ses actionneurs de façon à avoir un comportement adaptatif et adapté aux

changements imprévus de l'environnement. Il suggérait de plus de n'augmenter que progressivement la complexité de ces mécanismes pour avancer lentement vers la cognition dite de haut niveau telle qu'elle est étudiée chez l'humain.

Rodney Brooks (1991) : « I [...] believe that human level intelligence is too complex and little understood to be correctly decomposed into the right subpieces at the moment and that even if we knew the subpieces, we still wouldn't know the right interfaces between them. Furthermore, we will never understand how to decompose human level intelligence until we've had a lot of practice with simpler level intelligences. »

Peut-être qu'un des plus beaux exemples de cette approche a été proposé par Valentino Braitenberg, qui n'est pas un roboticien mais un biologiste ! Dans son livre « Vehicles » (1986), il démontre que des petits robots avec deux roues motrices et quelques capteurs de lumière ou d'obstacles pourraient exhiber des comportements qui apparaîtraient à l'humain comme « complexes » et « intelligents » bien que ces comportements pourraient émerger d'une architecture connexionniste la plus simple qu'il soit. Relier les capteurs d'obstacle par une simple connexion inhibitrice vers la roue motrice située de l'autre côté du corps du robot permettrait à celui-ci de tourner à droite lorsqu'un obstacle est détecté sur la gauche, et vice versa. De même, relier les capteurs de lumière par une simple connexion excitatrice vers la roue motrice du côté opposé permettrait au robot de s'orienter vers la lumière, voire même de suivre une lumière en mouvement, comportement que nous observons régulièrement chez certains insectes.

L'article « *New approaches to Robotics* » publié par Brooks dans la revue Science (1991a) fait ainsi état d'un premier tournant dans la recherche en Robotique Autonome, et d'une sorte de scission entre une partie des chercheurs de ce domaine avec l'IA traditionnelle. Les premiers considèrent en effet que la seconde a échoué à intégrer dans un même programme ou dans un même corps artificiel des algorithmes qui ont été élaborés séparément et qui s'avèrent incompatibles ou inarticulables ensemble. La légende dit qu'au milieu des années 70 un des papes de l'IA a demandé à ses collaborateurs de mettre au point chacun dans leur coin pendant l'été un programme de vision artificiel, un programme de navigation, un programme de langage, un programme de contrôle moteur, etc. prédisant que l'intégration de tous ces programmes dans un même robot serait ensuite facile à réaliser. Mais bien sûr cela a échoué. Au contraire, les nouvelles approches en robotique se démarquent en mettant l'accent sur la génération de comportements simples par l'intégration de la perception et de l'action dans un système dynamique, sur une construction ascendante (*bottom-up*) des architectures de contrôle des robots, avec une vision des fonctions cognitives comme fortement ancrées dans la construction ou l'émergence de représentations sensori-motrices (voir par exemple Gas & Argentieri, 2016 dans ce volume). Dépasser les échecs de l'IA classique semblait pouvoir se faire en mimant l'évolution naturelle : construire des petits robots très simples mais intégrant dès le début la perception, l'action et l'interaction sociale, et progressivement complexifier ces robots. La différence fondamentale de telles approches par rapport à une approche logique est qu'elles ne nécessitent pas de représentation complexe et structurée de

l'environnement. Elles peuvent s'appuyer directement sur le flux de données provenant des capteurs et calculer des valeurs à envoyer aux moteurs sans passer par une étape de modélisation abstraite de l'environnement : c'est l'aspect situé (*situatedness*) qui voit le robot comme situé dans un monde avec lequel il doit interagir, et non pas traitant des représentations abstraites prédéfinies par l'humain. Un second paradigme est essentiel, l'aspect incarné (*embodiment* ; incorporé selon Pfeifer & Pitti, 2012) qui considère que le robot a un corps qui forme un système dynamique avec l'environnement avec lequel il interagit. Ce paradigme a de lourdes conséquences : si le comportement du robot est largement influencé par son corps, autrement dit sa morphologie ainsi que ses capacités de perception et d'action, alors les connaissances dont il a besoin dépendront elles aussi de ces capacités. En tant qu'humain, nous sommes capables de reconnaître ce qu'est une chaise bien que de nombreuses formes de chaises existent. Une des raisons à cela est que l'on connaît l'usage d'une chaise : pouvoir s'asseoir dessus. Comment un robot pourrait-il détecter ce type d'objet dans son environnement sans être lui-même doté de la capacité à s'asseoir ? C'est le concept d'affordance, théorisé par le psychologue J.J Gibson (1977) et étendu dans la théorie sensori-motrice des contingences d'O'Regan & Noé (2001) : un être vivant ne perçoit son environnement qu'au travers du prisme des actions qu'il peut réaliser avec lui. Une chaise ou une table ne sont que des obstacles pour un rat, des surfaces où se poser pour une mouche. Ces animaux ou insectes n'ont donc *a priori* pas de raison de distinguer ces deux concepts. Les conséquences de ce paradigme sont très importantes car il implique que les connaissances sont relatives et non absolues. Pour un système donné, certaines connaissances peuvent s'ancrer facilement dans la réalité, mais pas d'autres. Le concept de surface peut facilement s'exprimer dans le monde de la mouche, celui de la chaise sera difficile, voire impossible à définir. Disposer d'un ensemble de connaissances abstraites que l'on peut manipuler sans se soucier de la façon dont ces concepts sont reliés au monde réel n'a alors pas de sens. À l'opposé, définir une approche permettant au robot de se construire ses propres concepts est très prometteur, puisque, par construction, ces concepts seront spécifiques au robot et à ses caractéristiques. Ils seront également reliés au monde réel étant donné qu'ils émergeront des interactions du robot avec son environnement (*e.g.* Ivaldi *et al.*, 2014). Ce type d'approche pose de nouvelles questions, notamment celle des principes pouvant guider une telle acquisition de connaissance. De nombreuses recherches se sont concentrées sur la notion de motivation intrinsèque (Oudeyer & Kaplan, 2007 ; Baldassarre & Mirolli, 2013) pour l'acquisition de telles connaissances indépendamment de toute tâche à réaliser. Cela a donné lieu à des motivations s'appuyant sur la notion de curiosité – définie comme la motivation à réduire au maximum les erreurs de prédictions sur les observations (Schmidhuber 1991 ; Oudeyer *et al.* 2007) – ou la minimisation de l'incertitude (voir Bessière *et al.*, 2016, dans ce volume).

FRAGMENTATION DU DOMAINE

À partir de ce tournant de la recherche en Robotique, le domaine s'est quelque peu fragmenté, comme décrit plus précisément dans le volume précédent d'Intellectica (de Loor *et al.*, 2015), ce qui a contribué à en ralentir les avancées. Certains diraient que le domaine a « reculé pour mieux sauter »

(Vernon, 2016, dans ce volume). On assiste en effet à une multiplication des communautés, avec la naissance de nombreuses conférences internationales : tout d'abord la conférence *Simulation of Adaptive Behavior* (SAB ; Meyer & Wilson, 1991), qui vise à réunir des chercheurs de toutes disciplines s'intéressant aux concepts d'autonomie décisionnelle et d'adaptation comportementale. Puis voient le jour les conférences de Robotique Epigénétique (EPIROB), sur le développement et l'apprentissage (ICDL), sur les systèmes autonomes intelligents (IAS), sur la robotique évolutionniste (EvoStar et sessions dédiées à GECCO ou IEEE-CEC). Plus récemment (en 2012), la conférence sur les systèmes bio-inspirés et biomimétiques (*Living Machines*) vient de s'organiser autour d'une nouvelle communauté. On pourrait en citer beaucoup d'autres.

La communauté s'est également quelque peu éparpillée entre deux objectifs complémentaires mais orthogonaux et pas toujours compatibles. L'un vise à mettre au point des robots les plus efficaces possibles sur une tâche donnée à résoudre (objectif classique dit « ingénieur »). L'autre flirte avec la biologie computationnelle ou les neurosciences computationnelles en cela qu'elles prennent prétexte de mimer au plus proche possible la biologie pour essayer de mieux la comprendre, pour en constituer des modèles qui puissent contribuer à la validation/réfutation d'hypothèses biologiques par le biais de leur test sur des plateformes robotiques en interaction physique avec le monde (Arleo *et al.* 2004 ; Franceschini *et al.*, 2007 ; Meyer et Guillot 2008 ; Arbib *et al.*, 2008 ; Khamassi *et al.*, 2011 ; Jauffret *et al.*, 2013 ; Floreano *et al.*, 2014). C'est l'approche bio-inspirée. Pour reprendre les mots de Di Paolo (2001) : « Grâce à l'élégance et à la valeur pratique de travaux dans différents champs de la Robotique certaines questions fondamentales en Sciences Cognitives peuvent être revisitées. » Néanmoins, à vouloir à la fois contribuer à des avancées en Ingénierie Robotique et à des questions scientifiques en Biologie, en Neurosciences ou plus généralement en Sciences Cognitives, la Robotique Cognitive s'est retrouvée le châssis entre deux chaises.

Cette fragmentation provient du côté intégratif de cette vision où tout dépend de tout. Comment aborder ce sujet lorsque la méthode scientifique pousse au réductionnisme et donc à la décomposition en problèmes indépendants et bien identifiés ? L'approche classique de la robotique a donné lieu à de nombreuses disciplines s'appuyant sur le découpage perception – décision – action : vision et traitement du signal, localisation et cartographie simultanée (SLAM en anglais) pour reconstituer un modèle du monde à partir des perceptions, planification, commande, manipulation (Siciliano & Khatib, 2008). La subdivision s'étend également à des domaines spécialisés dans un type de robot particulier (drones, robots à pattes, robots à roues, etc.). Un tel découpage est cependant remis en cause par les interdépendances entre perception et action (Hommel *et al.*, 2001 ; O'Regan & Noe, 2001). Si la décomposition ne peut être sur ces axes, sous quel angle aborder ces études ? Les approches bio-inspirées s'appuient sur les découpages adoptés par les disciplines de la Biologie et de la Psychologie ainsi que sur les connaissances qu'elles ont accumulées. L'inspiration des Neurosciences computationnelles donne la Neurorobotique (Floreano *et al.*, 2014). L'inspiration tirée de l'évolution naturelle donne la Robotique Évolutionniste (Bongard, 2013 ;

Doncieux *et al.*, 2015). Et l'inspiration tirée du développement humain donne la Robotique Développementale (Weng, 2001 ; Lungarella *et al.*, 2003 ; Guerin *et al.*, 2013). Le choix de la discipline source entraîne une décomposition différente, associée à des questionnements spécifiques. La Robotique Évolutionniste se pose des questions autour de la représentation « génétique » des éléments soumis aux principes évolutionnistes de variation et sélection, par exemple des réseaux de neurones (Floreano *et al.*, 2008) ou autour des pressions de sélection guidant l'évolution (Doncieux & Mouret, 2014). La Neurorobotique s'intéresse aux liens possibles entre fonctions cognitives et un substrat neural simulé (*e.g.* Arleo *et al.*, 2004 ; Krichmar *et al.*, 2005 ; Franceschini *et al.*, 2007 ; Khamassi *et al.*, 2011 ; Caluwaerts *et al.* 2012 ; Jauffret *et al.*, 2013 ; Walter *et al.*, 2015). La robotique développementale s'intéresse aux motivations intrinsèques (Oudeyer & Kaplan, 2007 ; Baldassare & Mirolli, 2013) à l'acquisition de compétences motrices (Peters *et al.*, 2011) ou encore aux interactions homme-robot (Dautenhahn, 2007) et leur capacité à guider l'acquisition de compétences (Calinon *et al.*, 2010). Si ces différentes thématiques ne sont pas complètement disjointes, les progrès réalisés sur l'une d'elles ne se transposent pas aisément à une autre.

Ce manque d'une théorie unificatrice dans laquelle interpréter les approches proposées et les résultats obtenus explique pour une grande part la fragmentation de la Robotique Cognitive. Le formalisme mathématique de la logique avait l'avantage de couvrir tous les aspects de la cognition telle que perçue aux débuts de l'IA. Aucune théorie n'est à même de la remplacer à l'heure actuelle en Robotique Cognitive. Le meilleur candidat serait probablement le connexionnisme (Haykin, 1998). Mais il ne recouvre qu'une partie des travaux réalisés dans ce domaine et ne permet, de toute façon, pas une telle unification car il prend des formes multiples : réseaux avec des modèles de neurones variés (booléens ou continus, avec ou sans prise en compte du temps), perceptrons, réseau récurrents, cartes auto-organisatrices. De plus il existe de nombreux autres modèles qui ont chacun leurs forces et leurs faiblesses et qui couvrent efficacement une partie des questions soulevées par le paradigme situé et incarné sans en couvrir la totalité : les systèmes à base de règles (Gérard *et al.*, 2005), les processus de décision Markoviens (Sigaud & Buffet, 2008) ou les approches orientées comportement (Mataric, 1997 ; Arkin, 1998). Chacun de ces formalismes pose ses propres questions qui découlent des choix réalisés et conduisent difficilement à des conclusions pouvant se généraliser au-delà de ses limites. Chacune de ces approches ne couvre qu'une partie du problème posé par la Robotique Cognitive.

VERS UN RAPPROCHEMENT, UNE *CROSS-FERTILISATION* ET DES APPROCHES HYBRIDES

Cette introduction est l'occasion pour ses auteurs de défendre l'intérêt d'une telle diversité et des cross-fertilisation qu'il peut y avoir entre ces différentes approches. Commençons par rappeler que Brooks n'a répondu qu'au problème de la réactivité en Robotique : avoir des robots qui puissent réagir dans toute situation sans s'appuyer sur des représentations du monde. C'est une avancée significative qui a permis le développement des premiers robots commerciaux capables de faire face à un environnement non contrôlé : les robots aspirateurs. Cela ne permet cependant pas de couvrir l'intégralité des problématiques

couvertes par la Robotique Cognitive, ce dont Brooks était d'ailleurs tout à fait conscient. Beaucoup d'animaux disposent de modèles internes de leur environnement, de cartes cognitives par exemple, qui leur permettent de se situer (O'Keefe & Nadel, 1978). Les problèmes de la décision, du raisonnement, de la planification sur les lesquels l'IA et la Robotique classique s'étaient concentrés ne sont toujours pas résolus et restent tout aussi pertinents. D'où la nécessité d'aller vers des approches hybrides pour intégrer au sein d'une même « architecture cognitive » des mécanismes décisionnels et d'apprentissage à la fois de bas-niveau (sensori-moteurs) et de plus haut niveau, manipulant des éléments et des actions discrets (voir Khamassi *et al.*, 2016, dans ce volume). Les tenants de l'approche descendante de l'IA l'ont bien intégré : « La structure de contrôle d'un robot autonome doit disposer à la fois de processus décisionnels et de capacités réactives » (Alami *et al.*, 1998). SOAR et ACT-R, les architectures cognitives les plus emblématiques, développées initialement dans une perspective symbolique, sont maintenant hybrides et incluent des composants sub-symboliques, notamment pour l'apprentissage et la décision (Lair, 2012 ; Anderson *et al.*, 2008). Au-delà d'une évaluation dans un contexte bien identifié, la définition de critères permettant de comparer les approches, notamment par leur capacité à affronter un environnement ouvert et changeant (Doncieux, 2016, dans ce volume), pourrait par ailleurs aider à ce rapprochement.

Il reste bien sûr du chemin à parcourir pour que les représentations discrètes de haut niveau soient le moins prédéterminées possibles mais émergent plutôt des interactions sensori-motrices. La re-description de représentation que cela nécessite, est un des défis que la Robotique Cognitive doit maintenant relever (Doncieux, 2015). Les avancées récentes en apprentissage profond (*deep learning*) (LeCun *et al.*, 2015 ; Schmidhuber, 2015) ont permis à des algorithmes d'extraire des caractéristiques significatives de données complexes et non structurées (images, sons) à partir de grandes bases de données. Des algorithmes d'apprentissage par renforcement ont pu utiliser ces représentations pour résoudre des problèmes encore hors d'atteinte par les méthodes de raisonnement ou d'apprentissage machine, soit du fait de la complexité des données d'entrée à traiter (Mnih *et al.*, 2015), soit du fait de la complexité même du jeu et des combinaisons possibles (Silver *et al.*, 2016). Au-delà du passage du sub-symbolique au symbolique, cette capacité à re-décrire un problème est une des clés de l'intelligence humaine qui permet de traiter un problème au niveau d'abstraction le plus approprié (Karmiloff-Smith 1995 ; Evans, 2003). Le développement de telles capacités en Robotique pourrait contribuer à une réunification entre les différentes approches de la Robotique Cognitive. Des approches évolutionnistes, qui ne nécessitent pas de représentation spécifiques pourraient ainsi démarrer le processus cognitif et acquérir de l'information afin d'extraire des représentations de plus haut niveau, par exemple des états et actions discrets pour de l'apprentissage par renforcement ou même des prédicats pour un système de raisonnement. Cette idée est explorée notamment par le projet européen DREAM (<http://robotsthatdream.eu/>). Cette utilisation d'approches évolutionnistes comme composantes de la cognition et non comme principe structurant du système cognitif dans son ensemble est par ailleurs explorée par des chercheurs tant d'un point de vue Neurosciences (Fernando *et al.* 2012) – projet européen

INSIGHT <http://insightproject.eu/> – que d'un point de vue Sciences Cognitives (Simonton, 2010 ; Dietrich & Haider, 2014). Il reste également à proposer des principes computationnels efficaces (bio-inspirés ?) pour coordonner ces différents niveaux de façon à ce que le robot soit capable, comme les mammifères, d'adapter sa stratégie comportementale à la situation à laquelle il est confronté (e.g. Khamassi & Humphries, 2012).

LA ROBOTIQUE PEUT-ELLE CONTRIBUER À L'ÉTUDE DE LA COGNITION ANIMALE ET HUMAINE ?

Terminons en renforçant ici l'argument comme quoi le robot peut être un outil utile, et complémentaire à d'autres approches, pour étudier la cognition animale et humaine. Ceci est en effet, nous le rappelons, un des objectifs majeurs des contributeurs de ce volume, et mérite d'être illustré par quelques exemples pour dissiper tout malentendu avec celles et ceux qui ne voient dans la Robotique qu'une démarche technologique.

Pour ce faire, soulignons qu'il y a à notre connaissance deux grandes façons dont la Robotique peut contribuer à l'étude de la cognition humaine et animale : (A) en soulevant de nouvelles hypothèses (qui à notre connaissance n'avaient pas encore été formulées comme telles dans d'autres disciplines des Sciences Cognitives) ou (B) en servant de plateforme expérimentale de test d'hypothèses existantes (issues de ces autres disciplines).

Notons d'emblée que le test robotique d'hypothèses biologiques existantes peut soit fonctionner (cas B1) soit ne pas fonctionner (cas B0). Le premier cas (B1) est certes intéressant, puisqu'il permet de valider que l'hypothèse considérée peut fonctionner dans un cadre robotique. Néanmoins, il est difficile d'aller plus loin, et le test ne nous permet ainsi pas d'apporter de nouvelles réflexions. Le deuxième cas (B0) paraît à première vue plus intéressant, puisqu'il pourrait aider à invalider des hypothèses existantes. Néanmoins, l'interprétation d'un tel échec est assez délicate car il peut être dû à de multiples raisons : une différence d'implémentation, une différence entre le corps du robot et celui de l'humain, un manque d'une information cruciale qui n'était pas explicitée dans l'hypothèse biologique (dans ce cas la Robotique peut néanmoins être utile pour soulever cette négligence), ou d'autres raisons qui ne permettent pas directement de conclure. Toutefois, si une modification du modèle testé sur le robot (et donc une modification de l'hypothèse testée) suffit pour que le test robotique fonctionne dans les mêmes conditions expérimentales que pour l'échec précédemment rencontré, alors la situation devient beaucoup plus intéressante. On peut en effet conclure que l'échec précédent n'était pas dû aux conditions expérimentales mais bien au modèle lui-même. Et on se retrouve ainsi dans la position de proposer un nouveau modèle (le modèle modifié ayant réussi le test), qui permet de générer une nouvelle hypothèse selon laquelle « il existe des systèmes biologiques qui résolvent ce type de tâche par un mécanisme similaire au nouveau modèle ».

Cela nous permet de faire une transition vers l'autre grande façon dont la Robotique peut contribuer à l'étude de la cognition biologique, qui est celle où l'on génère une nouvelle hypothèse (A). La Robotique peut en effet contribuer à soulever de nouvelles hypothèses car mettre au point un robot et chercher à le rendre capable de percevoir son environnement, de se le représenter, d'agir et

d'apprendre des conséquences de ses propres actions peut parfois donner des clés pour comprendre comment l'animal réalise ces mêmes fonctions cognitives. L'expérimentation robotique conduit parfois le chercheur à se poser des questions qui n'apparaissent pas aussi évidentes pour les chercheurs d'autres disciplines. Un exemple classique, auquel de nombreux roboticien(ne)s ont été confronté(e)s concerne les instabilités de la perception lorsque le bras du robot s'apprêtant à saisir un objet se place entre la caméra du robot et l'objet, soustrayant ce dernier à sa perception. Bien que les effets d'occlusion sur la perception visuelle et la tendance des sujets humains à compléter les formes partiellement perçues sont bien étudiés en Psychologie Expérimentale (e.g. Lorenceau & Alais, 2001), le lien avec l'estimation des conséquences de l'action pendant l'apprentissage n'est à notre connaissance pas étudié. Or ici, le roboticien rencontrant ce problème d'occlusion de l'objet par la main du robot souhaite que ce dernier n'apprenne pas par erreur que le mouvement de sa main a fait disparaître l'objet. Une solution consiste à faire apprendre la tâche par le robot non pas sur la base de la perception brute des objets mais sur la base d'une mémoire intermédiaire qui conserve des informations sur la configuration des objets présents dans l'environnement autour du robot. Ceci est une hypothèse qui mériterait ensuite d'être testée chez l'homme.

Un autre exemple concerne cette fois-ci le test sur un robot humanoïde d'un modèle du rôle du cortex préfrontal du singe dans l'apprentissage par essai-erreur (Khamassi *et al.*, 2011). Le modèle était fondé sur des hypothèses computationnelles et des données biologiques précises, notamment l'observation que les neurones dopaminergiques de la substance noire émettent à la fin de chaque essai d'apprentissage un signal d'erreur de prédiction de la récompense qui peut servir de signal de renforcement pour l'apprentissage (Schultz *et al.*, 1997). Or les simulations des modèles de ce mécanisme développés dans le champ des Neurosciences Computationnelles se fondent sur une connaissance *a priori* donnée par le concepteur qui dit quand se situe la fin d'un essai, et donc quand le modèle doit apprendre. En testant le modèle sur un robot, Khamassi *et al.* (2011) ont dû se poser la question de comment éviter de donner cette information *a priori* au robot. La solution proposée à consister à simuler un signal d'erreur de prédiction de la récompense au niveau des neurones dopaminergiques simulés en réponse à tout événement saillant (apparition d'un objet, disparition d'un objet, réception d'une récompense), et considérer que ce signal ne conduit à un apprentissage que dans les cas où il est reçu par les structures nerveuses cibles simultanément à une copie efférente motrice. Cette dernière informe en effet ces structures qu'une action a été réalisée par le robot et qu'il faut donc évaluer les conséquences de l'action pour apprendre. De façon frappante, cette hypothèse issue du test robotique a non seulement permis au robot de reproduire les mêmes performances d'apprentissage que les modèles où la connaissance de l'essai est donnée *a priori*, mais la version robotique semble plus cohérente avec une partie des données de la littérature en Neurophysiologie jusqu'à présent négligé par la plupart des modèles développés en Neurosciences Computationnelles. Ces données montrent que les neurones dopaminergiques ne répondent pas qu'aux récompenses ou aux stimuli prédicteurs de récompense, mais également à de

nombreux événements saillants dont des stimuli neutres (voir Khamassi *et al.*, 2011 pour une discussion approfondie).

Prenons un autre exemple, cette fois-ci chez les rongeurs. Les vibrisses des rats sont classiquement considérées comme importantes pour détecter des obstacles ou des objets présents autour du rat, et permettre à ce dernier d'attirer son attention sur ces objets pour appréhender son environnement (*e.g.* Mitchinson *et al.*, 2007). De façon très intéressante, la fabrication de vibrisses biomimétiques testées sur un robot a permis de mettre en évidence que de telles vibrisses permettaient non seulement de détecter des obstacles mais également de reconnaître la texture des murs que longe le robot (N'Guyen *et al.*, 2010). Ceci est une hypothèse intéressante qui mériterait d'être ensuite testée chez le rat.

Prenons un dernier exemple cette fois-ci chez l'insecte. Franceschini *et al.* (2007) ont testé sur un robot hélicoptère l'hypothèse selon laquelle les insectes parviennent à éviter le sol pendant le vol et à maintenir leur altitude grâce à une boucle visuelle de rétroaction utilisant le flux optique constitué par l'image du sol, ce dernier dépendant à la fois de la vitesse au sol de l'animal et de son altitude par rapport au sol. Pour ce faire, les auteurs ont équipé leur robot hélicoptère d'un capteur bio-inspiré de flux optique et ont pu lui faire réaliser un ensemble de tâches de décollage, de vol et d'atterrissage, montrant que le système est opérationnel. De façon particulièrement intéressante pour notre propos, le modèle de contrôle proposé s'avère expliquer des données expérimentales des années 70 restées inexplicées selon lesquelles les abeilles descendent dans un vent de face, atterrissent avec une pente constante et se noient lorsqu'elles voyagent au-dessus d'une eau parfaitement calme qui reflète la lumière comme un miroir.

Nous pourrions ainsi multiplier les exemples. Le lecteur souhaitant approfondir le sujet est invité à prendre connaissance de l'excellente revue récente de Floreano *et al.* (2014) sur les interactions entre Neurosciences et Robotique

RÉFÉRENCES

- Anderson, J.R., Bothell, D., Byrne, M.D., Douglass, S., Lebiere, C. & Qin, Y. (2004). An integrated theory of the mind. *Psychological Review*, 111(4), 1036-1060.
- Arkin, R.C. (1998). *Behavior-based Robotics*. Cambridge, Mass., The MIT Press.
- Arleo, A., Smeraldi, F. & Gerstner, W. (2004). Cognitive navigation based on nonuniform Gabor space sampling, unsupervised growing networks, and reinforcement learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 15(3), 639-652.
- Asimov, I. (1942). Runaround. *Astounding Science Fiction*, 29(1), 94-103.
- Baldassarre, G. & Mirolli, M. (éds.). (2013). *Intrinsically Motivated Learning in Natural and Artificial Systems*. Berlin-Heidelberg, Springer. Retrieved from <http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-32375-1>.
- Bessièrre, P., Diard, J. & Colas, F. (2016). Modèles probabilistes formels pour problèmes cognitifs usuels. *Intellectica*, ce volume.
- Bongard, J.-C. (2013). Evolutionary robotics. *Communications of the ACM*, 56(8), 74. doi:10.1145/2492007.2493883.
- Boucenna, S., Andry, P. & Gaussier, P. (2016). Le « mirroring » : Une solution pour le développement de capacités cognitives. *Intellectica*, ce volume.

- Braitenberg, V. (1986). *Vehicles: Experiments in Synthetic Psychology*. Cambridge, Mass., The MIT Press.
- Brooks, R. (1991a). New approaches to robotics. *Science*, 253(5025), 1227-1232.
- Brooks, R.A. (1990). Elephants don't play chess. *Robotics and autonomous systems*, 6(1), 3-15.
- Brooks, R.A. (1991b). Intelligence without representation. *Artificial Intelligence*, 47, 139-159.
- Calinon, S., D'halluin, F., Sauser, E.L., Caldwell, D.G. & Billard, A.G. (2010). Learning and reproduction of gestures by imitation. *Robotics & Automation Magazine, IEEE*, 17(2), 44-54.
- Caluwaerts, K., Staffa, M., N'Guyen, S., Grand, C., Dollé, L., Favre-Félix, A., Girard, B. & Khamassi, M. (2012). A biologically inspired meta-control navigation system for the psikharpax rat robot. *Bioinspiration & Biomimetics*, 7(2), 025009.
- Campbell, M., Hoane, A.J., & Hsu, F.H. (2002). Deep blue. *Artificial Intelligence*, 134(1), 57-83.
- Čapek, K [1920], *Rossumovi Univerzální Roboti*. Prague, Aventinum.
- Collins, S., Wisse, M. & Ruina, A. (2001), A three-dimensional passive dynamic walking robot with two legs and knees. *International Journal of Robotics Research*, 20, 607-615.
- Dautenhahn, K. (2007). Socially intelligent robots: dimensions of human-robot interaction. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, 362(1480), 679-704.
- De Loor, P., Mille, A. & Khamassi, M. (2015). Intelligence artificielle : l'apport des paradigmes incarnés. *Intellectica*, 64, 27-52.
- Arne, D. & Haider, H. (2014). Human creativity, evolutionary algorithms, and predictive representations: *The Mechanics of Thought Trials*. *Psychonomic Bulletin & Review*, 22/4, (October 11, 2014), 897-915. doi:10.3758/s13423-014-0743-x.
- Doncieux, S. (2015). Representational redescription: the next challenge? *CDS TC Newsletter*, 12/2.
- Doncieux, S. (2016). Creativity: a driver for the research on robotics in open environments. *Intellectica*, ce volume.
- Doncieux, S. & Mouret, J.-B. (2014). Beyond black-box optimization: a review of selective pressures for evolutionary robotics. *Evolutionary Intelligence*, 7(2), 71-93. doi:10.1007/s12065-014-0110-x
- Evans, J.S.B.T. (2003). In two minds: dual-process accounts of reasoning. *Trends in Cognitive Sciences*, 7(10), 454-459. doi:10.1016/j.tics.2003.08.012
- Di Paolo, E.A. (2010) Robotics inspired in the organism. *Intellectica*, 53-54, 129-162.
- Fernando, C., Szathmary, E. & Husbands, P. (2012). Selectionist and evolutionary approaches to brain function: a critical appraisal. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 6 (April), 1-28. doi:10.3389/fncom.2012.00024
- Floreano, D., Dürr, P. & Mattiussi, C. (2008). Neuroevolution: from architectures to learning. *Evolutionary Intelligence*, 1(1), 47-62.
- Floreano, D., Ijspeert, A.J. & Schaal, S. (2014). Robotics and Neuroscience. *Current Biology*, 24(18), R910-R920.
- Franceschini, N., Ruffier, F. & Serres, J. (2007). A bio-inspired flying robot sheds light on insect piloting abilities. *Current Biology*, 17(4), 329-335.
- Gas, B. & Argentieri, S. (2016). Perception sensori-motrice. *Intellectica*, ce volume.
- Georgeon, O., Mille, A. & Gay, S. (2016). Agents artificiels sans accès ontologique à la réalité : vers une intégration des théories incarnées, constructivistes, énaclivistes, et de la philosophie de l'esprit. *Intellectica*, ce volume.
- Gérard, P., Meyer, J.A. & Sigaud, O. (2005). Combining latent learning with dynamic programming in the modular anticipatory classifier system. *European Journal of Operational Research*, 160(3), 614-637.

- Gibson, J.J. (1977). The Theory of Affordances. In R.E. Shaw & J. Bransford (éds.), *Perceiving, Acting and Knowing: Toward an Ecological Psychology*. Hillsdale, NJ, Lawrence Erlbaum Associates.
- Guerin, F., Kruger, N., & Kraft, D. (2013). A Survey of the Ontogeny of Tool Use : from Sensorimotor Experience to Planning. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 5(1), 18-45.
- Haykin, S. (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Upper Saddle River, NJ, USA, Prentice Hall PTR.
- Hommel, B., Müsseler, J., Aschersleben, G. & Prinz, W. (2001). The Theory of Event Coding (TEC): a framework for perception and action planning. *The Behavioral and Brain Sciences*, 24(5), 849-78; discussion 878-937.
- Ivaldi, S.M. Nguyen, N. Lyubova, A. Droniou, V. Padois, D. Filliat, Oudeyer, P.-Y. & O. Sigaud (2014). Object learning through active exploration. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 6(1), 56-72.
- Jauffret, A., Cuperlier, N., Tarroux, P. & Gaussier, P. (2013). From self-assessment to frustration, a small step toward autonomy in robotic navigation. *Frontiers in Neurobotics*, 7:16. doi: 10.3389/fnbot.2013.00016
- Karmiloff-Smith, A. (1995). *Beyond Modularity: A Developmental Perspective on Cognitive Science*. Cambridge, Mass. The MIT Press.
- Khamassi, M., Girard, B., Clodic, A., Devin, S., Renaudo, E., Pacherie, E., Alami, R. & Chatila, R. (2016). Integration of action, joint action and learning in robot cognitive architectures. *Intellectica*, ce volume.
- Khamassi, M. & Humphries, M.D. (2012). Integrating cortico-limbic-basal ganglia architectures for learning model-based and model-free navigation strategies. *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, 6:79.
- Khamassi, M., Lallée, S., Enel, P., Procyk, E. & Dominey, P.F. (2011). Robot cognitive control with a neurophysiologically inspired reinforcement learning model. *Frontiers in Neurobotics*, 5:1.
- Krichmar, J.L., Seth, A.K., Nitz, D.A., Fleischer, J.G., & Edelman, G.M. (2005). Spatial navigation and causal analysis in a brain-based device modeling cortical-hippocampal interactions. *Neuroinformatics*, 3(3), 197-221.
- Laird, J.E. (2012). *The Soar Cognitive Architecture*. Cambridge, Mass., The MIT Press.
- Laumond, J.-P. (2012). *La robotique: une récurrence d'Héphaïstos*. Paris, Les éditions Fayard.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Lorenceau, J. & Alais, D. (2001). Form constraints in motion binding. *Nature neuroscience*, 4(7), 745-751.
- Lungarella, M., Metta, G., Pfeifer, R. & Sandini, G. (2003). Developmental robotics: a survey. *Connection Science*, 15(4), 151-190. doi:10.1080/09540090310001655110.
- McCall, H. (1990). *Mythes de la Mésopotamie*. British Museum Publications Ltd 1990 – traduction française, Paris, Éditions du Seuil, 1994.
- Mataric, M.J. (1997). Behaviour-based control: Examples from navigation, learning, and group behaviour. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 9(2-3), 323-336.
- McFarland, D. (1995). Opportunity versus Goals in Robots, Animals, and People. In Roitblat, H.L. & Meyer, J.-A. (éds.) *Comparative Approaches to Cognitive Science* (pp. 415-434). Cambridge, Mass., The MIT Press.
- McGeer, T. (1990). Passive Dynamic Walking. *International Journal of Robotics Research*, 9(2), 62-82.
- Meyer, J.A. & Wilson, S.W. (1991). From Animals to Animats: *Proc. 1st Intl. Conf. on Simulation of Adaptive Behavior*. Cambridge, Mass., The MIT Press.
- Meyer, J.-A. (2015). *Dei Ex Machinis*. Les éditions du Net.

- Meyer, J.A., & Guillot, A. (2008). Biologically inspired robots. In *Springer Handbook of Robotics* (pp 395-1422). Berlin Heidelberg, Springer.
- Mitchinson, B., Martin, C.J., Grant, R.A. & Prescott, T.J. (2007). Feedback control in active sensing: rat exploratory whisking is modulated by environmental contact. *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, 274(1613), 1035-1041.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A.A., Veness, J., Bellemare, M.G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A.K, Ostrovski, G. *et al.* (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518:7540, 529-533
- N'Guyen, S., Pirim, P. & Meyer, J.A. (2010). Tactile texture discrimination in the robot-rat "Psikharpax". In *BIOSIGNALS 2010:- Proceedings of 3rd Int. Conf. on Bio-Inspired Systems and Signal Processing* (2010), Valencia, Spain, (pp. 74-81).
- Nilsson, N. J. (1984). *Shakey the robot*. Menlo Park, CA, SRI International.
- O'Keefe, J. & Nadel, L. (1978). *The Hippocampus as a Cognitive Map*. Oxford, MA., Clarendon Press.
- O'Regan, K. & Noë, A. (2001). A sensorimotor account of vision and visual consciousness. *Behavioral and brain sciences*, 24, 939-973.
- Oudeyer, P.-Y. & Kaplan, F. (2007). What is intrinsic motivation? A typology of computational Approaches. *Frontiers in Neurorobotics*, 1/6, (November), doi:10.3389/neuro.12.006.2007
- Oudeyer, P., Kaplan, F. & Hafner, V.V. (2007). Intrinsic motivation systems for autonomous mental development. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 11(2), 265-286. Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4141061
- Peters, J., Mülling, K., Kober, J., Nguyen-Tuong, D. & Krömer, O. (2011). Towards motor skill learning for robotics. In *Robotics Research* (469-482). Berlin Heidelberg, Springer.
- Pfeifer, R. & Pitti, A. (2012). *La révolution de l'intelligence du corps*. Paris, Manuella, éditions.
- Schmidhuber, J. (1991). Curious model-building control systems. In *Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 1458-1463).
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85-117.
- Schultz, W., Dayan, P. & Montague, P.R. (1997). A neural substrate of prediction and reward. *Science*, 275(5306), 1593-1599.
- Sigaud, O. & Buffet, O. (2008). *Processus décisionnels de Markov en intelligence artificielle* (volume 1 & 2). Paris, Lavoisier.
- Siciliano, B. & Khatib, O. (2008). *Springer handbook of robotics*. Retrieved from <http://www.springer.com/engineering/robotics/book/978-3-540-23957-4>
- Silver, D., Huang, A., Maddison, C.J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M. *et al.* (2016). Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484-489.
- Simonton, D.K. (2010). Creative thought as blind-variation and selective-retention: combinatorial models of exceptional creativity. *Physics of Life Reviews*, 7/2 (June 2010), 156-79. doi:10.1016/j.plrev.2010.02.002.
- Vernon, D. (2014). *Artificial Cognitive Systems – A primer*. Cambridge, Mass., The MIT Press
- Vernon, D. (2016). Reconciling Constitutive and Behavioural Autonomy: The Challenge of Modelling Development in Enactive Cognition. *Intellectica*, ce volume.
- Walter, F., Röhrbein, F. & Knoll, A. (2015). Neuromorphic implementations of neurobiological learning algorithms for spiking neural networks. *Neural Networks*, 72, 152-167.

Weng, J. (2001). Artificial Intelligence: autonomous mental development by robots and animals. *Science*, 291(5504), 599-600. doi:10.1126/science.291.5504.599.