HAL
open science

IA : vers des robots intelligents ?

Fabien Moutarde

To cite this version:

Fabien Moutarde. IA : vers des robots intelligents ?. La Revue de l'électricité et de l'électronique, 2018. hal-01982448

HAL Id: hal-01982448

https://minesparis-psl.hal.science/hal-01982448

Submitted on 15 Jan 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Le 28 septembre 2018

IA : vers des robots « intelligents » ?

Fabien MOUTARDE

Professeur - Directeur adjoint du Centre de robotique

MINES ParisTech, PSL Université

La victoire en 2017 du programme AlphaGO contre le champion du monde (humain !) du jeu de Go a illustré de façon éclatante la puissance des algorithmes d'intelligence artificielle (IA) en général, et de l'apprentissage statistique en particulier. Cette victoire a d'autant plus frappé les esprits que cinq ans plus tôt un tel résultat semblait inenvisageable avant au moins une ou deux décennies, compte tenu de la complexité stratégique de ce jeu. AlphaGO est un programme informatique exécuté sur un ordinateur puissant, mais qu'en est-il des robots qui se différencient par le fait d'être des systèmes « physiquement incarnés » ? Des algorithmes d'IA sont-ils déjà embarqués dans des robots ? Et si oui, quels types d'algorithmes ? Peut-on s'attendre dans un futur proche à une avancée de l'IA en robotique aussi frappante qu'AlphaGO l'a été dans le monde strictement informatique ? Nous essayons dans cet article de donner quelques éléments de réponse à ces questions.

Introduction historique

Les premiers robots utiles pour l'homme sont apparus sur les chaînes de montage, où les robots pouvaient effectuer des tâches répétitives, pénibles et dangereuses pour les opérateurs. Par exemple, le robot Unimate (1954), premier robot industriel programmable consistait en un bras articulé pouvant transporter une pièce d'un endroit à un autre ou de manipuler des outils, comme on peut voir à gauche de la figure 1. Par la suite, les robots industriels ont pris une place de plus en plus grande sur les chaînes de montage. Mais ces robots sont essentiellement préprogrammés et effectuent à l'identique en cycles successifs des actions répétitives dans un environnement isolé et sécurisé. Ce sont en réalité des sortes d'automates **sans aucune intelligence**.

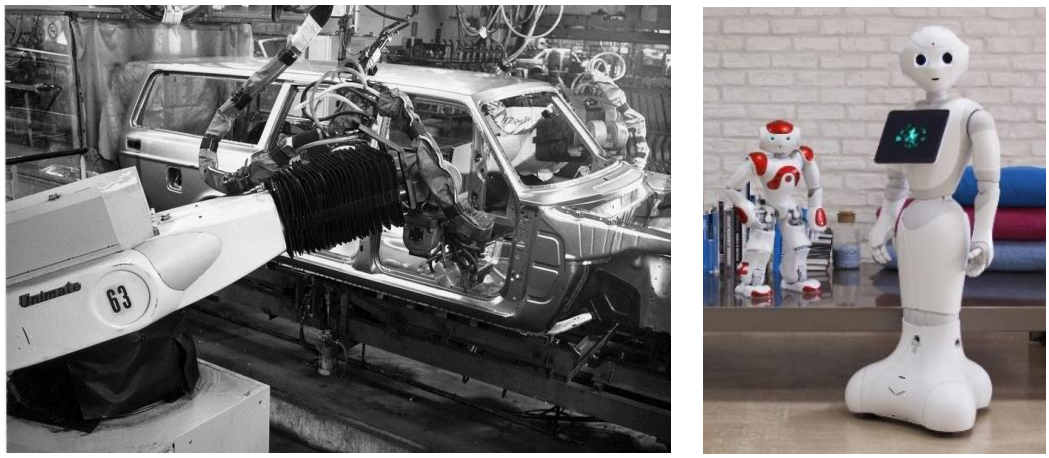

Figure 1 : A gauche, un robot « automate » industriel des années 1950 (Unimate) -
A droite, les robots interactifs de service de SoftBank Robotics Europe (Nao et Pepper) aujourd'hui.

La miniaturisation des capteurs et calculateurs dont la puissance augmente exponentiellement (loi de Moore), a permis l'apparition au début du XXIe siècle de robots plus adaptatifs et conçus pour le grand public : par exemple le robot aspirateur Roomba lancé en 2002 par l'entreprise IRobot (https://www.irobot.fr/) et dont plus de cinq millions d'exemplaires ont été vendus dans le monde en 2009. A cette époque s'est développée la robotique de service, avec par exemple le petit robot humanoïde NAO sorti en 2008 par la société française Aldebaran Robotics, créée en 2005 et devenue SoftBank Robotics Europe https://www.softbankrobotics.com/ depuis son rachat en 2012 par le groupe japonais SoftBank. Ce robot et son « grand frère » Pepper de 1m20 de haut (à droite de la figure 1) sont dotés de nombreux capteurs (caméras, ultra-sons, etc.) et d'un calculateur embarquant des programmes sophistiqués (évitement d'obstacles, navigation, reconnaissance vocale, détection des personnes, etc.), ce qui leur permet de se déplacer de façon autonome et d'interagir avec les humains.

Figure 2 : Un exemple de robot collaboratif (Baxter) déjà déployé dans une usine.[1]

Du côté de la robotique industrielle, une nouvelle génération de robots « collaboratifs » se déploie depuis quelques années dans les usines et centres logistiques. Contrairement à leurs aînés, ces robots côtoient les humains et opèrent à côté d'eux. Ils sont même conçus dans nombre de cas pour *collaborer* avec des opérateurs humains, afin d'effectuer des tâches ensemble. Un exemple intéressant est le robot Baxter (lancé en 2013 par la société Rethink Robotics créée en 2008, https://www.rethinkrobotics.com/) : légèrement plus grand qu'un humain, doté de caméras et de deux bras manipulateurs à sept degrés de liberté, il est programmable « par démonstration ». Celui-ci est déjà déployé, notamment aux Etats-Unis, dans de nombreuses usines et centres logistiques (figure 2). De leur côté, les grands fournisseurs de robots industriels (Kuka, Universal Robot…) proposent aussi maintenant dans leurs catalogues des modèles dédiés à la robotique collaborative.

En France, les constructeurs automobiles investissent dans la robotique collaborative pour leurs chaînes de montage. Par exemple, PSA-Peugeot-Citroën a financé de 2011 à 2016 une chaire sur la robotique collaborative (https://chaire-rrv.fr/) dont le Centre de robotique de MINES ParisTech était titulaire. Dans ce cadre ont été menés des travaux sur la reconnaissance automatisée d'actions d'un opérateur humain par un robot afin de se coordonner avec lui afin d'effectuer conjointement une tâche (figure 3).

[1] Image issue du site http://www.futurism.com

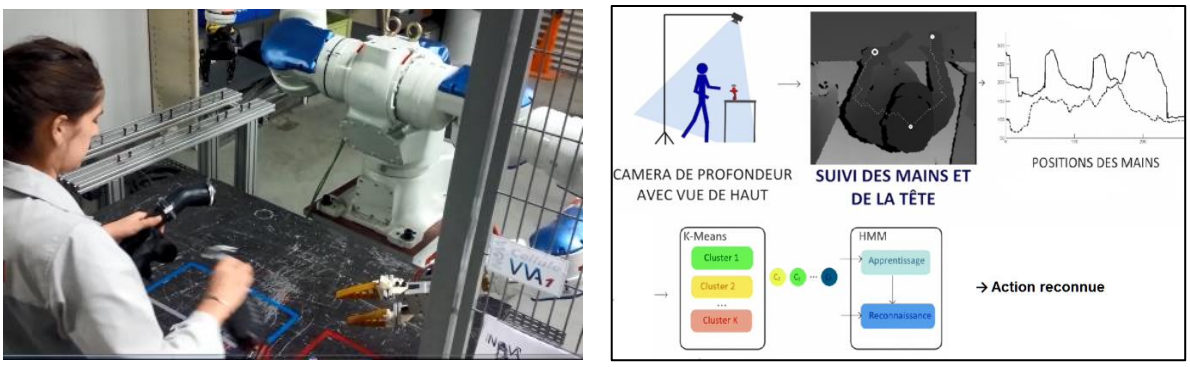

Figure 3 : Prototype de reconnaissance d'actions d'un opérateur humain pour un scénario de collaboration homme-robot (chaire PSA RRV).

Des automates aux robots adaptatifs et interactifs

Les algorithmes de fonctionnement d'un robot se formalisent comme une boucle perception-planification-contrôle (figure 4) itérée en permanence : divers capteurs perçoivent l'environnement, celui-ci est interprété afin d'adapter-décider-planifier les actions, enfin des commandes sont transmises aux actionneurs pour que le robot exécute lesdites actions. La plupart des robots de 1ère génération disposaient de peu de capteurs récoltant peu d'informations, et se contentaient le plus souvent d'une réactivité très élémentaire : attente d'un événement pour déclencher certaines actions, positionnement et/ou arrêt de mouvement quand une certaine condition est remplie. Leur fonctionnement était principalement un cycle de type automate se répétant **à l'identique** indéfiniment.

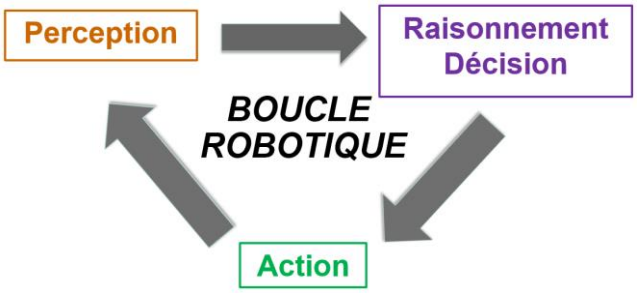

Figure 4 : Schéma de la « boucle robotique ».

Les robots de nouvelle génération se distinguent de leurs prédécesseurs par une **capacité d'adaptation beaucoup plus grande**, souvent aussi la mobilité, et enfin de plus en plus la faculté d'interagir, voire de collaborer, avec les humains. Ces nouveaux robots sont dotés de capteurs, plus nombreux et plus riches, qui collectent des informations plus fines et complètes sur leur environnement. De plus, ils utilisent des calculateurs embarqués et puissants qui exécutent des algorithmes plus « intelligents », qui leur permettent de se déplacer sans collision (pour les robots mobiles) et d'agir de façon plus pertinente et adaptée (par exemple repérer un objet pour le saisir ou regarder une personne, lui adresser la parole ou lui répondre). En ce qui concerne les robots mobiles, dont les futurs véhicules autonomes, ils ont aussi besoin de pouvoir se localiser et de « cartographier » leur environnement, de façon à ne pas se perdre et à pouvoir se déplacer vers un endroit donné (par exemple pouvoir exécuter un ordre tel que « va dans la cuisine », ou pouvoir trouver de façon autonome leur chemin entre plusieurs ateliers d'une usine). Ceci est maintenant possible grâce à des algorithmes de type *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM), capables d'exploiter et traiter en temps-réel embarqué les images d'une caméra ou les données d'un LIDAR (capteur mesurant par laser les distances aux obstacles dans plusieurs directions).

Par ailleurs, pour interagir de façon naturelle, c'est à dire autrement qu'avec un clavier+souris ou un écran tactile, les nouveaux robots utilisent de plus en plus fréquemment un programme de reconnaissance vocale. Enfin, pour réagir correctement, et plus encore pour effectuer des tâches en collaboration avec l'homme, il devient indispensable pour les robots d'interpréter non plus uniquement leur environnement instantané, mais aussi son évolution dans le temps : savoir reconnaître des gestes, des actions ou activités humaines et pouvoir anticiper des mouvements ou trajectoires.

Les robots deviennent-ils « intelligents » ?

Comme exposé plus haut, les robots actuels intègrent des algorithmes de plus en plus variés et de plus en plus « intelligents ». **Mais de quelle « intelligence » est-il question ici** ? En effet, ce concept est assez mal défini, et il serait plus exact de parler des intelligences. Dans le sens commun usuel, intelligence est souvent implicitement synonyme d'intelligence **« de raisonnement »** qui consiste à faire des inférences logiques, des hypothèses et des déductions ; cette dernière, assez mathématique et adaptée à la programmation informatique, est historiquement la première qui a été développée, notamment avec les algorithmes de jeux, les logiciels de calculs mathématiques formels et les systèmes à base de règles. Mais l'Intelligence est loin de se réduire à cela : d'autres aspects comme en particulier la capacité d'analyser son environnement et de s'y adapter, la faculté d'apprendre et l'aptitude à interagir sont des composantes tout aussi essentielles.

D'abord une intelligence « de perception » et d'interaction

La capacité de raisonnement est une condition nécessaire de l'Intelligence, mais elle n'est pas suffisante : il faut aussi être capable de s'adapter aux situations, ce qui exige tout d'abord de **comprendre** ce qu'on a autour de soi. Ceci est particulièrement important pour un robot, qui est un objet tangible inséré dans un monde physique où il doit réagir et s'adapter à son environnement pour mériter le qualificatif d'intelligent. Un robot a donc d'abord besoin d'une intelligence ***« de perception »*** qui consiste à savoir analyser et interpréter son environnement, en segmentant la scène en objets dont on identifie les catégories : mur, porte, table, chaise, lampe, chat, etc. Ce type d'intelligence est très différent de la capacité de raisonnement et ne peut s'acquérir que par expérience pratique et observation du monde. Cela prend plusieurs années à nos enfants d'apprendre à reconnaître tous les objets qui nous entourent. C'est *cette* forme d'intelligence artificielle qui a fait des progrès fulgurants ces dernières années, grâce à de nouveaux algorithmes dits d'apprentissage statistique (*machine learning*), lesquels construisent des modèles des catégories d'objets uniquement à partir d'exemples, comme illustré par la figure 5.

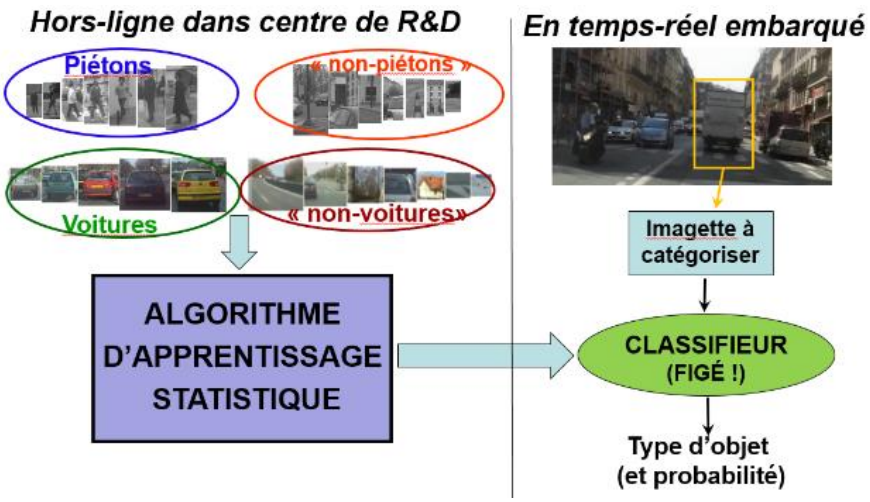

Figure 5 : Illustration de l'utilisation de l'apprentissage statistique supervisé pour « apprendre » un classifieur capable de catégoriser visuellement des objets dans une image.

Les applications de l'apprentissage statistique sont devenues depuis quelques années de plus en plus nombreuses, performantes et efficaces, grâce à l'immense masse de données et images maintenant disponibles, ainsi qu'aux puissances de calcul maintenant phénoménales (un milliard de milliards fois plus que dans les années 1960). Un type particulier d'algorithme a notamment émergé, et considérablement amélioré les capacités d'analyse et compréhension des images depuis 2012 : l'apprentissage profond (*deep learning*) de réseaux convolutifs (voir encadré). Cette récente avancée considérable de l'intelligence de perception, grâce à l'apprentissage statistique en général, et l'apprentissage profond en particulier, est un des éléments essentiels qui rendent possible la nouvelle génération de robots.

Figure 6 : Exemple de « sémantisation » d'image obtenue avec un réseau convolutif profond.[2]

A noter que les voitures autonomes sont un cas particulier de robot mobile et que tous les progrès récents de la robotique s'y appliquent très naturellement, à commencer par la conception, par apprentissage statistique d'une forme d'intelligence de perception pour la conduite (interprétation « sémantique » de ce qui entoure le véhicule, cf. figure 6).

De plus, ces mêmes techniques de *machine learning* ont aussi permis des progrès considérables en reconnaissance vocale et en analyse du langage naturel. Les robots peuvent donc maintenant être dotés de capacités de dialogue artificiel. Mais les interactions avec les humains ne se limitent pas à la

[2] Images issues de https://mi.eng.cam.ac.uk/projects/segnet/

parole et au texte : les gestes sont une modalité très importante de communication. Un des sujets de R&D en robotique actuellement en plein essor est donc l'intelligence « **d'interaction »**, et en particulier la reconnaissance de gestes, d'actions ou d'activités. Dans ce dernier domaine, plusieurs types de capteurs peuvent employés : gants de données, capteurs musculaires (EMG), caméras de profondeurs, ou caméra ordinaire. Dans tous les cas, c'est l'apprentissage statistique qui est utilisé pour mettre au point un module d'analyse des données du capteur, qui permettra au robot de reconnaître les gestes ou interpréter les mouvements et actions.

Figure 7 : Exemple de commande gestuelle d'un robot (ici avec un capteur musculaire de type EMG).[3]

Bientôt une intelligence « de prédiction » et de comportement

Pour agir correctement et efficacement, un robot ne doit pas se contenter d'être réactif, mais être aussi capable d'anticiper. Il lui faut donc de posséder une sorte d'intelligence **« de prédiction »**, qui est encore une autre facette de l'intelligence. Pour cela, le robot doit parvenir à modéliser et interpréter correctement le comportement et déterminer les intentions des personnes autour, et aussi intégrer des connaissances physiques de sens commun (« quand on lâche un objet, il tombe verticalement », etc.) : c'est actuellement un sujet majeur de recherche en IA et en robotique. Là encore, l'apprentissage statistique est une des techniques majeures, car le comportement d'un humain (opérateur dans une usine, piéton, conducteur d'un autre véhicule, etc.) est difficile à formaliser correctement par un modèle mathématique a priori. De plus, concernant les mouvements d'un humain, les progrès récents du *deep learning* permettent maintenant d'inférer à partir d'une caméra ordinaire les positions des articulations et membres des personnes présentes dans le champ de vision. A partir de ces informations d'assez haut niveau sémantique, des recherches actuelles visent donc, aussi, par apprentissage statistique, à prédire la suite des mouvements, déterminer l'action et même estimer les intentions.

Enfin, pour le comportement du robot lui-même, l'état de l'art du module de planification consiste à appliquer une technique mathématique de recherche de trajectoire optimale. Toutefois, quand la situation est très complexe, avec de nombreuses personnes autour du robot, le temps de résolution

[3] Image issue de https://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/robotics-hardware/video-friday-rescue-quadruped-gesture-controlled-robot-arm-self-driving-van-1986

par ces algorithmes peut devenir prohibitif, et il peut même devenir difficile de formaliser correctement et automatiquement le problème. Des recherches très récentes tentent donc d'utiliser de l'apprentissage statistique non plus uniquement pour l'étape de perception du robot, mais aussi pour le module de planification de ses actions. Il s'agit d'un type de *machine learning* totalement différent : **l'apprentissage par renforcement** (*reinforcement learning*). Ce dernier consiste à optimiser une fonction de comportement en l'évaluant sur un grand nombre de situations et scénarios, le plus souvent en simulation, tout en modifiant les paramètres définissant le comportement de façon à maximiser une « récompense ». L'intérêt pour ce type de technique a été récemment très amplifié par le spectaculaire succès qu'elle a permis d'obtenir : la large victoire contre le champion du monde du jeu de Go par le programme AlphaGO, obtenu grâce à de l'apprentissage par renforcement. Mieux encore, des chercheurs sont parvenus récemment à définir une architecture de *deep reinforcement-learning polyvalente* capable d'apprendre à jouer mieux que des humains sur un ensemble assez varié de jeux Atari, en prenant les décisions uniquement en fonction de l'image affichée par le jeu. L'utilisation de cette catégorie d'algorithmes pour concevoir automatiquement un modèle de comportement de robot ou de véhicule autonome est donc un actuel sujet de recherche, encore prospectif mais très actif.

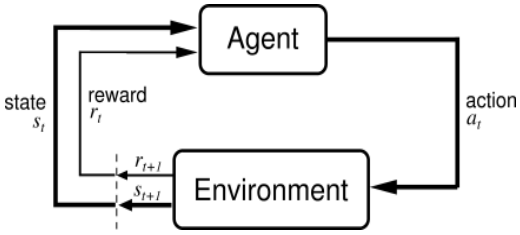

Figure 8 : A gauche, schéma de principe de l'apprentissage par renforcement ; à droite, exemple d'application pour apprendre un comportement à des robots.[4]

Les défis à venir pour l'IA en robotique : apprentissage de comportement, apprentissage en continu, curiosité artificielle et IA « générale » ?

La robotique a déjà fait d'impressionnants progrès depuis les années 1950, mais les capacités « intelligentes » des robots actuels demeurent limitées à un contexte restreint pour lequel ils ont été conçus et testés : le programme d'un robot collaboratif industriel est généralement dédié à un poste de travail particulier et une tâche donnée. Même les robots interactifs de service ont un domaine de fonctionnement limité et sont le plus souvent incapables d'effectuer des tâches non prévues ou de réagir correctement dans des situations totalement inattendues. L'intelligence artificielle des programmes et robots actuel reste donc une IA « faible », c'est-à-dire limitée à un contexte précis, par opposition à l'intelligence polyvalente d'un humain.

Les travaux actuels pour parvenir à apprendre non seulement l'interprétation de l'environnement, mais aussi un comportement du robot grâce à l'apprentissage par renforcement sont une piste possible pour augmenter la polyvalence des robots. En effet, un comportement appris pour être

[4] Image issue de http://robohub.org/deep-learning-in-robotics/

adapté et efficace dans une multitude de situations pourrait être plus général et flexible qu'une planification d'actions et mouvements conçue sans forcément pouvoir envisager tous les cas possibles.

Toutefois, la plus grande limitation actuelle est que les fonctions intelligentes des robots sont figées une fois déployées. Un défi restant donc encore à relever est de doter les robots de la capacité, une fois en service, d'augmenter leurs connaissances et d'améliorer/enrichir leurs comportements : c'est l'équivalent pour les robots de la formation des hommes tout au long de leur vie. Cela soulève des difficultés algorithmiques spécifiques : comment s'assurer que l'adaptation ou acquisition continue des « connaissances » ne conduit pas à « oublier » tout ce qui avait été pré-appris durant la phase de conception ? Comment faire en sorte que le robot puisse décider par lui-même sur quoi focaliser son attention afin de s'améliorer ? Ce dernier problème commence déjà à émerger dans la communauté des chercheurs en IA sous la dénomination de « curiosité artificielle ».

Ces nouvelles frontières de l'IA (apprentissage de comportement, auto-apprentissage en continu et curiosité spontanée et autonome pour élargir ses propres compétences) sont clairement une étape nécessaire (mais difficilement atteignable à court terme) vers une IA « générale » voire « forte », c'est-à-dire combinant intelligence de perception, intelligence de prédiction, intelligence de raisonnement, et intelligence de curiosité, le tout de façon adaptable et polyvalente pour une large variété de contextes et de tâches. S'il n'est pas certain qu'une telle IA générale et forte émerge un jour, il est probable que ce ne soit de toute façon pas avant au moins quelques dizaines d'années.

Conclusions

Les robots actuels peuvent donc d'ores et déjà disposer d'une assez bonne intelligence de perception (analyse sémantique de leur environnement), et leurs capacités d'interaction et d'analyse des gestes ou actions humaines sont en pleine croissance. Quant à l'apprentissage *de comportement* de robot, il commence juste à être expérimenté mais est appelé à progresser et se répandre rapidement. Par contre, toutes ces intelligences partielles sont encore limitées à un contexte spécifique, et pas encore capables de s'améliorer par elles-mêmes une fois le robot mis en service. On semble donc encore très loin de pouvoir envisager un robot avec une intelligence polyvalente.

Néanmoins, des robots seront certainement et prochainement capables de surpasser les capacités humaines dans un contexte bien délimité. Difficile par contre de prédire ce que sera l'AlphaGO de la robotique. Peut-être un robot champion du monde de tennis de table ? Ou bien, au vu des avancées récentes, recherches en cours et volumes d'investissements en R&D, le premier robot « sur-humain » ne sera-t-il pas en fait une voiture de course sans conducteur qui gagnerait le championnat du monde de Formule 1 contre les meilleurs pilotes humains ?

Les réseaux convolutifs profonds

Un réseau neuronal convolutif *(Convolutional Neural Network*, CNN or convNet) est un type particulier de réseau de neurones. C'est un modèle constitué de nombreuses couches consécutives (d'où le qualificatif de « profond »), qui transforment par filtrages et sous-échantillonnages successifs l'image initiale en une hiérarchie de représentations.

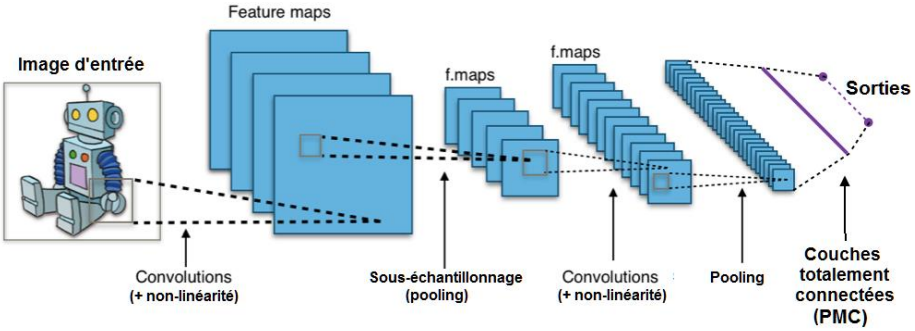

Figure 9 : Architecture typique d'un réseau neuronal convolutif.[5]

Les couches principales effectuent des *convolutions* appliquées *conjointement à l'ensemble des canaux* de la couche précédente. Chaque filtre de convolution engendre donc, après application optionnelle d'une non-linéarité (le plus souvent de type ReLU), une « carte d'activation » (*feature map* ou *activation map*). La sortie d'une couche de convolution est donc un ensemble de cartes d'activation (une carte par filtre). Des couches dites de pooling s'intercalent entre certaines couches, afin de sous-échantillonner, en « agrégeant » spatialement les cartes d'activation de la couche précédente. Enfin, le réseau se termine généralement par des couches neuronales « standard », chacune totalement connectée à la précédente et à la suivante, qui forment un perceptron multi-couches (PMC) [*Multi-Layer Perceptron* (MLP), en anglais] servant à calculer la sortie (typiquement, des probabilités d'appartenance aux diverses classes). Les paramètres de tous ces filtres sont appris conjointement, par un algorithme d'optimisation nommé « rétro-propagation du gradient », qui est une implémentation de descente de gradient adaptée à l'architecture en couches de neurones. Cette optimisation cherche à minimiser une fonction coût dont le terme principal est l'erreur empirique (i.e. estimée sur des exemples) entre les sorties du réseau et les valeurs cibles associées aux exemples.

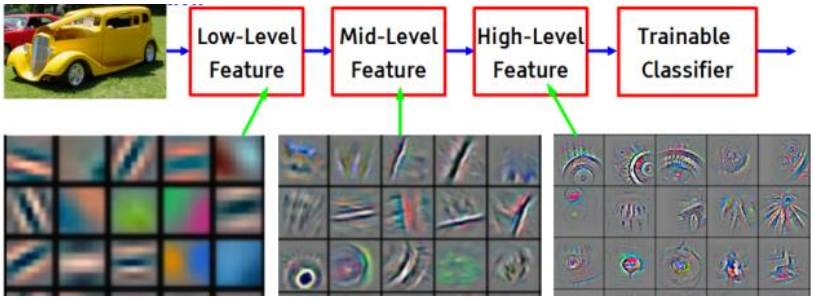

Figure 10 :Aspects typiques des filtres appris pour les couches successives d'un réseau convolutif.

On constate après coup que les premières couches apprennent des filtres de type détection de contours, puis de coins et arcs ; les couches suivantes s'avèrent apprendre des filtres qui détectent des types de textures puis des « parties d'objet » (roue, visage, oreille, aile, fenêtre, etc.), jusqu'à obtenir en dernière couche de convolution des sorties quasi-abstraites. Ces dernières forment une représentation à partir de laquelle il est ensuite assez facile, pour les couches finales totalement connectées, d'apprendre une fonction discriminant les diverses classes d'images. C'est toute l'originalité et la puissance du principe de l'apprentissage profond que cet apprentissage conjoint d'une hiérarchie de transformations et du mapping de sortie, par opposition aux approches antérieures d'apprentissage statistique, qui utilisaient souvent des

[5] Schéma adapté de http://fr.m.wikipedia.org/wiki/Fichier:Typical_cnn.png

calculs préalables de features « artisanaux », ces derniers constituant les véritables entrées du modèle de classification.

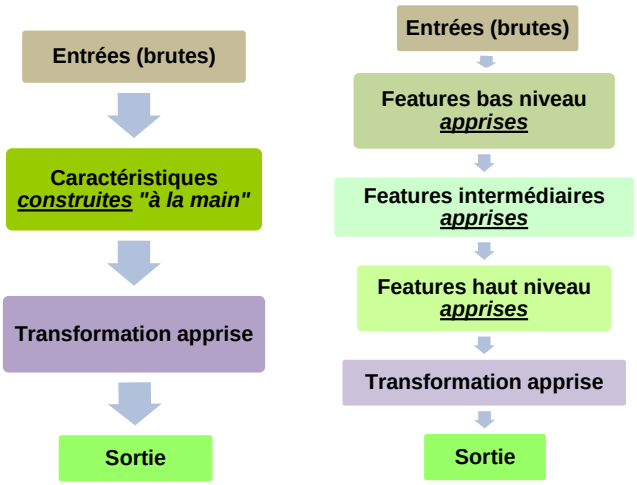

Figure 11 : Chaîne de traitement de l'apprentissage profond (à droite) comparée à celle usuelle avec les techniques d'apprentissage « classiques ».

Le plus ancien réseau convolutif ayant montré d'excellentes performances est le LeNet proposé par Yann LeCun en 1998 pour reconnaître des chiffres et lettres manuscrits : 99 % de reconnaissance correcte sur la base MNIST de chiffres manuscrits. Ce convNet ne traite que de petites images d'entrée (32x32), et utilise trois couches de convolution. Depuis 2012, des réseaux convolutifs énormes (des dizaines de couches et des millions de paramètres) ont été entraînés sur ImageNet (une base colossale d'images annotées contenant des millions d'images de 1 000 catégories différentes d'objets). Les transformations apprises par ces réseaux sont très générales et polyvalentes, si bien que de nombreuses applications peuvent être rapidement mises au point par simple « apprentissage par transfert » (*transfer learning*) à partir de ces réseaux pré-appris : en remplaçant certaines des dernières couches (au moins celles effectuant la classification), et initialisant celles conservées, on peut effectuer un apprentissage qui ne modifiera les poids que pour les nouvelles couches, et certaines des couches conservées (comme illustré ci-dessous).

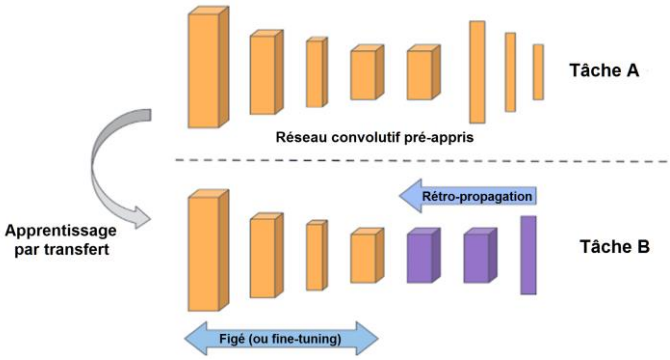

Figure 12 : Illustration du principe d'apprentissage par transfert pour les réseaux convolutifs

Grâce à ce principe du *transfer learning*, d'innombrables applications ont pu être réalisées, non seulement pour classifier des images, mais aussi, en adaptant l'architecture (en particulier des dernières couches) pour : détecter/catégoriser/localiser des objets dans des images (Faster-RCNN, Mask-RCNN, YOLO, etc.) ; effectuer une segmentation sémantique complète d'image (SegNet, DeepLab, PSPNet, etc.) ; déterminer les postures des humains dans les images (openPose) ; et même inférer la position et orientation de prise de vue (poseNet) ou encore obtenir une image 3D approximative à partir d'une image unique (i.e. sans stéréo). Les réseaux convolutifs sont donc très polyvalents et sont ainsi devenus en quelques années un véritable « couteau suisse » quasi-incontournable pour tout ce qui est analyse et interprétation d'images.

L'auteur

Fabien Moutarde est professeur en IA pour la robotique à MINES ParisTech. Directeur adjoint du Centre de robotique, il y anime l'équipe « Perception, apprentissage & interactions ». Ingénieur diplômé de l'Ecole polytechnique (en 1987), docteur en physique (Université Paris VII, 1991), et titulaire de l'Habilitation à diriger des recherches (Université Paris VI, 2013), il enseigne les algorithmes d'apprentissage statistique à MINES ParisTech, ainsi qu'à SJTU/ParisTech_Shanghai. Ses recherches sont centrées sur les applications de l'IA et du *machine learning* aux véhicules autonomes, aides à la conduite et systèmes de transport Intelligents ainsi qu'à la robotique mobile et aux robots collaboratifs. La plupart de ses travaux ont été mené en collaboration avec des services R&D de l'industrie, notamment PSA et Valeo dans l'automobile, ainsi que Aldebaran/SBRE qui conçoit et fabrique des robots humanoïdes

Résumé

Cet article fait un point sur les algorithmes d'intelligence artificielle embarqués dans les robots actuels et sur les évolutions prévisibles dans les prochaines années. Alors que les premiers robots des années 1960 s'apparentaient à des automates répétant « bêtement » à l'identique un cycle d'actions, ceux du XXIe siècle sont de plus en plus adaptatifs, mobiles et interactifs. De nombreux robots existants sont déjà dotés d'une intelligence **« de perception »,** c'est-à-dire d'une capacité à analyser et interpréter leur environnement (notamment segmentation de la scène en objets dont on identifie les catégories et estime les distances et les mouvements). Ceci est devenu possible essentiellement grâce à l'apprentissage statistique, et de plus en plus l'apprentissage profond de réseaux convolutifs. Grâce à ces techniques, les robots peuvent intégrer aussi des capacités d'interaction (reconnaissance vocale, reconnaissance de gestes ou actions, etc.). Depuis les percées récentes de l'apprentissage par renforcement (cf. AlphaGO), les recherches en IA pour la robotique se tournent maintenant vers l'apprentissage **« de comportement »**, pour permettre une coordination adaptative avec leur environnement. En revanche, l'auto-apprentissage en continu sur le terrain et la curiosité artificielle sont encore à peine balbutiants et les actuelles « intelligences partielles » des robots restent presque toutes limitées à des cas d'usage spécifiques et prédéfinis. L'émergence d'une IA « forte » (c.-à-d. générale et polyvalente) semble donc encore lointaine. Il est cependant *probable* qu'apparaîtront prochainement de premiers robots surpassant l'homme dans un contexte bien délimité.

Abstract

This article deals with Artificial Intelligence algorithms embedded in present robots and with foreseeable evolutions in forthcoming years. While first robots in the 1960's years were merely automats "dumbly" repeating identical cycles of actions, those of the XXIst century are more and more adaptive, mobile and interactive. Many currently existing robots are already endowed with some kind

of **“perception intelligence”,** i.e. ability to analyze and interpret their environment (in particular segment the surrounding scene into objects of identified categories, with estimated distances and movements). This is made possible mainly thanks to statistical machine-learning, and more and more to deep-learning of Convolutional Neural Networks. The same kind of techniques allow robots to also become interactive (speech recognition, gestures and action recognition, etc.). After recent breakthroughs of Reinforcement-Learning (cf. AlphaGO), research in AI for robotics is currently turning to **learning of behavior** for adaptive coordination with their environment. However, life-long learning during operation and artificial curiosity are still in their infancy, and present-day partial intelligences of robots are almost always limited to some specific pre-defined use-cases. Emergence of a “strong” (i.e. general and polyvalent) AI therefore still seems many years away. Nevertheless, it is probable that first robots surpassing Humans in a well-delimited context should soon appear.