

sait réaliser des systèmes dont un seul paramètre est modifiable et qui, pourtant, ont des ressources infinies dans le sens précédent (c'est-à-dire une capacité infinie à mémoriser).

Considérons, par exemple, les nombres réels 0,8 ; 2,2 ; 5,1, et cherchons à les classer en deux classes. En considérant le signe du sinus de leur produit par un nombre f , on parvient à grouper ces nombres comme on le désire. Par exemple, si f est égal à $\pi/2$, 0,8 et 5,1 seront dans la première classe, tandis que 2,2 sera dans la seconde. Si f est égal à π , 0,8 et 2,2 seront dans la première classe et 5,1 dans la seconde. Ainsi, en choisissant convenablement f (le paramètre ajustable), on arrive à réaliser n'importe quel classement au choix. Ce procédé qui n'utilise qu'un seul paramètre s'applique généralement à un nombre quelconque de nombres à classer.

Pour estimer les ressources, on utilise aujourd'hui un nombre de paramètres effectifs nommé dimension de Vapnik-Chervonenkis, du nom des deux chercheurs russes qui ont introduit cette notion dans les années 1970. Cette dimension est parfois infinie, comme dans l'exemple précédent, mais, dans la plupart des cas et, notamment, pour les réseaux de neurones, elle est de l'ordre de grandeur du nombre de paramètres modifiables. Notons que, pour la plupart des machines à apprendre, on ne sait pas calculer exactement cette dimension...

Une machine apprend par cœur tant que le nombre d'exemples à apprendre est inférieur à sa dimension de Vapnik-Chervonenkis, et elle commence à généraliser au-delà. Un apprentissage efficace par un réseau de neurones demande donc une architecture suffisamment complexe pour que la règle à apprendre soit effectivement réalisable par le réseau, mais une dimension de Vapnik-Chervonenkis pas trop grande, pour que l'apprentissage ne nécessite pas un trop grand nombre d'exemples : il s'agit de trouver le bon compromis, le réseau dont la complexité a le bon goût d'être bien adapté à la tâche à résoudre.

Ainsi, un réseau ou, plus généralement, une machine à apprendre qui a appris une règle est devenu un modèle pour cette règle ; il prédit le résultat de l'application de cette règle à tout nouvel exemple. On retrouve alors,

dans le cadre de la théorie de l'apprentissage, la notion classique du rasoir d'Occam : le bon modèle (la bonne théorie) est celui dont la complexité est assez grande pour rendre compte des observations, mais pas plus.

Intelligence et sensations

Si nous avons privilégié ici les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones, bien d'autres aspects de l'intelligence sont aujourd'hui étudiés à l'aide de réseaux de neurones. Ainsi de nombreuses équipes s'intéressent à la modélisation des systèmes sensoriels. D'autres modélisent les contrôles sensori-moteurs ou explorent des applications en contrôle de systèmes (pilotage d'un véhicule par un réseau de neurones, par exemple).

On étudie notamment les possibilités offertes par la dynamique des réseaux et par une activité neuronale qui est sous forme de potentiels d'actions, d'impulsions brèves. Ainsi des expériences en neurosciences indiquent que la mise en activité synchrone de groupes de neurones peut avoir un rôle fonctionnel important : par exemple, quand on présente une barre qui se déplace dans le champ visuel et que l'on enregistre l'activité de neurones du cortex visuel, on observe que des neurones éloignés ont pourtant une activité synchrone ; on a compris que ces neurones synchrones participent au codage de la barre dans le cerveau. Si l'on présente maintenant des morceaux de barre qui activent les mêmes neurones, on observe que ces neurones sont encore actifs, mais que leurs activités ne sont pas synchrones. Ainsi le synchronisme est une indication que les neurones réagissent au même objet (voir la figure 6).

D'autres expériences de neuropsychologie, telles celles de S. Thorpe et de ses collègues de Toulouse, démontrent que la première vague d'impulsions engendrée par la présentation d'une image dans le champ visuel est suffisante pour détecter la présence ou non d'un animal dans une image. Dans certaines expériences, les neuropsychologues toulousains projettent à des sujets humains des images si rapidement que les sujets ne voient pas les détails, et ne peuvent qu'identifier globalement les images. On leur demande de maintenir un bouton enfoncé et de le relâcher quand un animal apparaît.

En mesurant le laps de temps entre la présentation des images et la réaction motrice des sujets, connaissant le temps de traitement dans chaque module cérébral ainsi que le temps de propagation des signaux nerveux, les psychologues ont montré que les réactions résultent d'un très petit nombre de traitements : on peut donc estimer le nombre de couches neuronales qui participent au comportement testé.

En mesurant l'activité du cerveau à l'aide d'électrodes posées sur le crâne (comme pour un électro-encéphalogramme), les neuropsychologues ont démontré que le système nerveux détecte la présence d'un animal dans l'image après seulement 150 millisecondes et que le cerveau n'utilise parfois que les toutes premières réactions des neurones stimulés.

Plus généralement, l'extrême efficacité algorithmique du système nerveux dans des tâches de reconnaissance de formes, qu'on ne sait absolument pas reproduire avec des modèles de réseaux de neurones classiques, pourrait résulter d'une utilisation astucieuse du codage par impulsions. Nous ne sommes pas à l'abri de très bonnes surprises à venir dans les toutes prochaines années...

Jean-Pierre NADAL est chercheur CNRS au Département de physique de l'École normale supérieure de Paris.

J. HERTZ, A. KROGH et R.G. PALMER, *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Addison-Wesley, 1990.

G. HINTON, *Apprentissage et réseaux de neurones*, in *Pour La Science*, novembre 1992.

P. CHURCHLAND et T.J. SEJNOWSKI, *The Computational Brain*, MIT Press / Bradford Books, 1992.

J.-P. NADAL, *Réseaux de neurones : de la physique à la psychologie*, Armand Colin, 1993.

J. HÉRAULT et Ch. JUTTEN, *Réseaux neuronaux et traitement du signal*, Hermès, 1994.

M.A. ARBIB, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Bradford Books / The MIT Press, 1995.

S. THORPE, F. FIZE et C. MARLOT, *Speed of Processing in the Human Visual System*, in *Nature*, vol. 381 pp. 520-522, 1996.

L'intelligence des jeux

MATTHEW GINSBERG

Les ordinateurs de jeux complètent l'intelligence humaine en proposant de nouvelles méthodes de résolution de problèmes.

En 1997, la nouvelle stupéfia le monde : le meilleur joueur du monde d'échecs, Garry Kasparov, avait été battu, au meilleur des six parties, par l'ordinateur *Deep Blue*, programmé par une équipe d'IBM. Cette victoire de la machine dans le plus cérébral des jeux montrait qu'un seuil avait été franchi et qu'il fallait réévaluer les caractéristiques de notre intelligence.

En fait, le résultat de cet affrontement n'est pas si tranché. Le jeu de Kasparov fut étonnamment timoré, il abandonna trop tôt dans une partie qui aurait dû aboutir à la nullité et commit, dans la dernière partie, une erreur indigne de son statut de meilleur joueur du monde. Il est dommage qu'aucun match revanche n'ait été organisé.

Examinons d'autres jeux : si, aux dames américaines (*checkers*) et à othello, des machines sont championnes du monde depuis quelques années, si, aux échecs, les ordinateurs semblent, depuis peu, avoir pris l'avantage sur les humains, dans bien d'autres jeux, tels le go et le bridge, les programmes restent faibles. La situation reste indécise au backgammon, tandis qu'au scrabble la machine possède un avantage, léger mais indubitable.

Grâce aux jeux, les chercheurs apprennent à programmer des situations bien définies (aux règles précises), où il est possible de tester les programmes par les résultats obtenus. Les techniques d'intelligence artificielle utilisées pour programmer les logiciels de jeux ont mis en lumière les différences d'efficacité entre la force brute de calcul des machines et la manière humaine de raisonner, plus intuitive.

Les informaticiens se sont attaqués aux jeux dès que la première ligne de programmation a été écrite. En 1946, le mathématicien britannique Alan Turing conçut une machine à jouer aux échecs fondée sur la machine de décryptage *Enigma*, utilisée par l'armée

britannique pendant la Seconde Guerre mondiale. Le niveau de cette première machine était celui d'un débutant. Turing et ses collègues de l'Université de Manchester s'attaquèrent ensuite à la programmation du morpion et des dames américaines, plus simple.

Depuis lors, les programmes de jeux ont proliféré. Actuellement les meilleurs d'entre eux jouent en général assez bien, mais ils utilisent des techniques assez différentes des techniques humaines. En effet, dans un jeu comme les échecs, quand un joueur humain examine quelques dizaines (au mieux, quelques centaines) de positions pour décider quel coup jouer, une machine en analyse plusieurs milliards. Pourtant l'homme gagne encore à certains jeux ! C'est parce que, s'il examine seulement une poignée de positions possibles, il regarde « la bonne poignée ». Le champion du monde d'échecs de 1921 à 1927, Raoul Capablanca, à qui on avait demandé combien de mouvements il envisageait dans l'analyse d'une position d'échecs, répondit : « Un seul, mais le bon. »

Nous déterminons les meilleures positions à étudier par un processus d'identification des structures (*pattern matching*). C'est par ce processus que nous décelons immédiatement qu'un plateau sur quatre pieds est une table, et que les photographies de face et de profil d'un gangster interpellé pas la police sont celles d'une même personne. Un joueur d'échecs professionnel compare une position sur l'échiquier avec le nombre fantastique de celles qu'il a rencontrées au cours de sa carrière, et utilise ce qu'il a appris de l'analyse de ces positions pour déterminer de bons coups dans la partie en cours. Ce processus est plus ou moins conscient.

Cette identification de structure est un processus parallèle ; avec n cerveaux, vous allez n fois plus vite. Supposons que vous compariez une

position d'échecs aux 100 000 que vous avez déjà rencontrées : comme chaque comparaison est dans une grande mesure indépendante des autres, avec 100 000 cerveaux vous comparez presque 100 000 fois plus vite.

Au contraire, l'exploration de la suite des coups possibles n'est pas un processus parallélisable : ce que vous pouvez jouer dépend de ce que vous avez fait à l'étape précédente. Le programme de *Deep Blue* ne compare pas une position à une liste de positions préexistantes et il ne peut examiner une position que s'il a déjà obtenu la position précédente.

Quand nous affirmons qu'une identification de structure est parallélisable alors qu'une recherche par exploration calculatoire brutale ne l'est pas, cette assertion ne porte pas sur le problème à résoudre, mais sur la méthode pour le résoudre. Le jeu d'échecs n'est pas, dans son essence, parallèle ou séquentiel, car aussi bien les techniques parallèles (l'identification des structures) que séquentielles (la recherche « bêtement » calculatoire de *Deep Blue*) s'appliquent au jeu.

La fonction calculatoire ne crée pas l'organe...

Garry Kasparov, comme n'importe quel joueur humain, utilise une technique parallèle, parce que son cerveau opère ainsi : le cerveau est une machine parallèle composée d'environ 100 milliards de neurones capables chacun d'un millier d'opérations par seconde. Environ 30 milliards de neurones sont disposés en six couches dans le cortex, la matière grise (les neurones qui « pensent ») formant les circonvolutions extérieures du cerveau humain. Les

1. PORTRAIT DE JOUEURS D'ÉCHECS, par Marcel Duchamp, qui fut membre de l'équipe de France d'échecs.