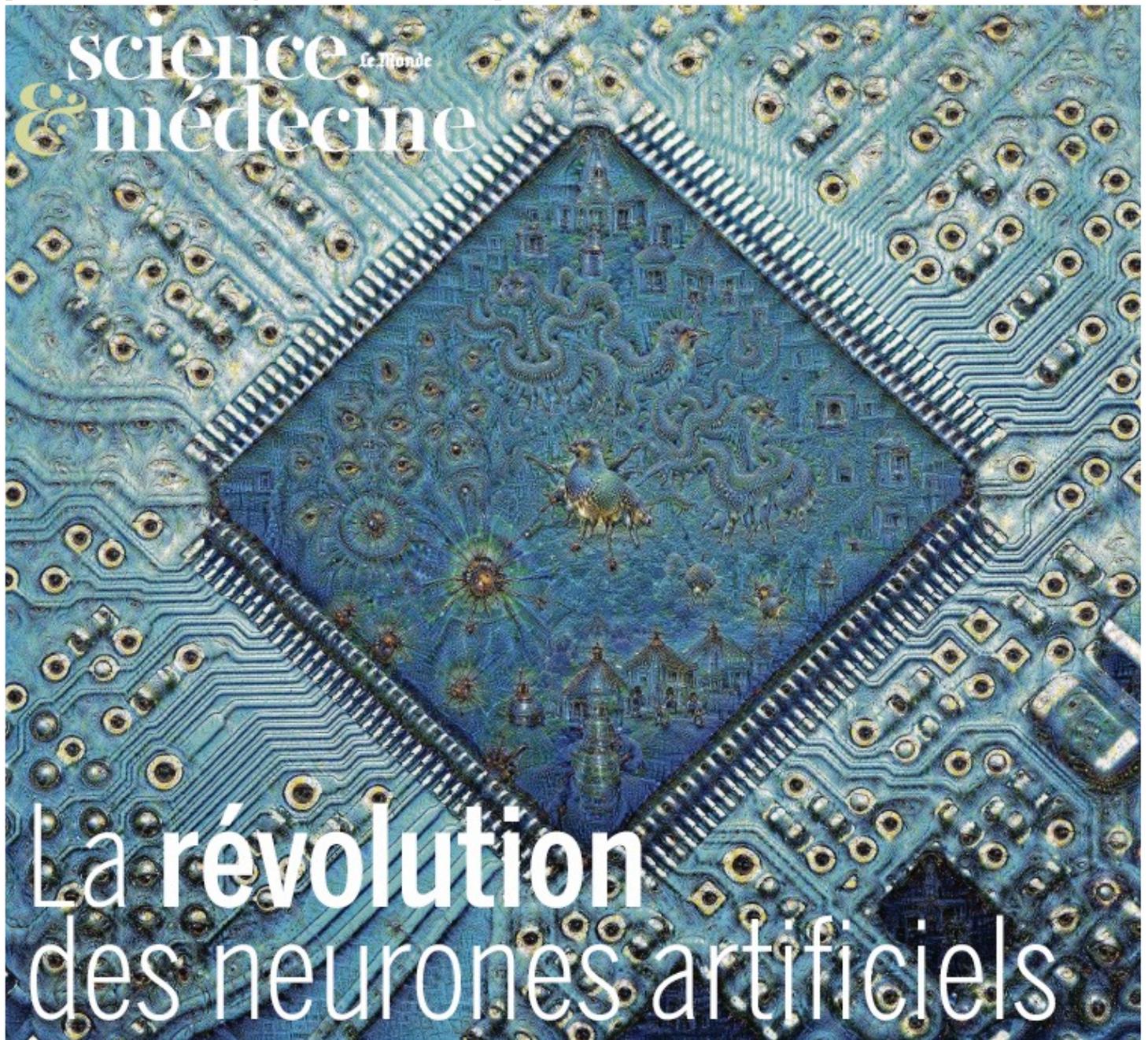


SCIENCE & MÉDECINE

► Une intelligence artificielle dopée aux réseaux de neurones ► Des centaines de médicaments vitaux en rupture de stock

Le Monde · 11 Jan 2017 · david larousserie

L'année 2016 aura été celle des grandes percées en intelligence artificielle. En mars, le programme AlphaGo de la filiale de Google DeepMind battait un champion coréen au jeu de go par quatre victoires à une. En juin, l'équipe chinoise du moteur de recherche Baidu annonçait des performances inégalées en traduction automatique : six points de mieux que l'état de l'art. En septembre, Google répliquait avec un point de mieux et l'intégration de cette technique dans son célèbre outil de traduction.



La révolution des neurones artificiels

En novembre, une équipe d'Oxford et de Google décrivait son programme de lecture sur les lèvres, surpassant nettement les meilleurs programmes, déjà supérieurs à l'être humain. Et en décembre, à Barcelone, Nips, une conférence phare d'intelligence artificielle, accueillait 6000 personnes, le double de l'an

passé. L'année 2016 a aussi été celle des assistants vocaux à la maison (Echo d'Amazon, Home de Google...), des « robots » de conversation, des véhicules autonomes, avec son lot de désillusions : propos racistes et accident mortel, entre autres.

Le point commun de cette vague de succès est une petite révolution technique qui prend ses racines à la fin des années 1940, s'éteint presque, puis renaît et écrase la concurrence à partir de 2012, jusqu'à se répandre partout: automobile, aide au diagnostic médical, reconnaissance d'images, compréhension du langage naturel, traduction... « Pendant longtemps, on nous a jeté des tomates », se souvient Christophe Garcia, aujourd'hui directeur du Laboratoire d'informatique en image et systèmes d'information à Lyon, mais qui a oeuvré au sein des laboratoires Orange, à Rennes, pour développer cette technologie redoutablement efficace : les réseaux de neurones artificiels. « Maintenant, je croule sous les sollicitations et, du jour au lendemain, j'ai vu des détracteurs retourner leur veste et clamer qu'ils faisaient comme moi ! », ajoute, amusé, le chercheur.

« Nos étudiants refusaient même nos sujets, car ils savaient qu'ils auraient peu de chances d'être publiés », complète Yoshua Bengio, franco-canadien, professeur à l'université de Montréal, à la tête de ce qu'il considère comme « le plus gros groupe de recherche sur le sujet dans le monde académique ».

Yoshua Bengio est surtout, avec le Français Yann LeCun (aujourd'hui chez Facebook et à l'université de New York) et l'Écossais Geoffrey Hinton (lui partage son temps entre l'université de Toronto et Google), l'un des trois chercheurs – autobaptisés « conspirateurs » – qui ont tenu bon pour promouvoir ces réseaux de neurones. Ils les ont même renommés deep learning, ou apprentissage profond, pour éviter la référence au cerveau, trop connotée négativement.

Il est vrai que cette révolution des années 2000 est une très vieille idée. Elle prend racine aux débuts de l'informatique, quand Warren McCulloch, Walter Pitts et Donald Hebb réalisent, dans les années 1940, que le cerveau étant une belle machine, il serait tentant de l'imiter. Les chercheurs retiennent de cette complexité quelques notions simples. Le cerveau est constitué de neurones reliés entre eux par des synapses. Celles-ci sont plus ou moins fortes en fonction de stimulus reçus (leur répétition, leur intensité, leur « passé »...). Les neurones réagissent en faisant la somme pondérée des informations reçues des synapses.

Cela débouche même sur une machine, le perceptron de Frank Rosenblatt à la fin des années 1950, capable de reconnaître des images après une phase dite « d'apprentissage ». Les valeurs des « synapses » sont ajustées jusqu'à ce que la réponse soit correcte. Le système est ensuite capable, face à une image inconnue, de la classer dans l'une des catégories apprises (chien, chat, voiture...). Imaginez que vous vouliez obtenir une certaine couleur à partir de trois pots de peinture, rouge, jaune, bleu. Vous mettez plus ou moins de l'une et de l'autre jusqu'à trouver le bon mélange. C'est exactement ce que fait le perceptron; les « synapses » correspondant au volume des trois couleurs.

Finalement, les descendants actuels du perceptron font toujours la même chose. Prendre des informations en entrée, modifier les « connexions » à l'intérieur pour trouver la bonne réponse, de façon à sortir de nouvelles données permettant de classer, de reconnaître et simplifier les entrées inconnues... Ce type d'intelligence se distingue de celui qui consistait à élaborer des règles à suivre pour la machine (règles de grammaire, recherche de certains traits dans une image...).

Le scepticisme des symbolistes

Mais, pendant de nombreuses années, cette belle idée n'a guère progressé. Pire, un pape de l'intelligence artificielle, Marvin Minsky, avait même démontré, dans les années 1960, que certaines tâches seraient impossibles à réaliser de cette façon. De plus, les chercheurs ne savaient pas trop comment ajuster ce câblage complexe. Ajoutons aussi que d'autres méthodes d'apprentissage ont fleuri. La plus simple, qui fonctionne encore, est par exemple la régression linéaire. Étant donné quelques points sur une feuille, elle

consiste à trouver la pente d'une droite passant le plus près possible de tous ces points, pour ensuite déterminer la réponse à une valeur inconnue.

Ultime coup de grâce, parallèlement à la vision bio-inspirée dite «connexionniste» des réseaux de neurones, s'est développée la vision «symboliste» issue notamment des travaux de von Neumann. Celle-ci sépare les unités de calcul des unités de stockage; les résultats des unes alimentant les autres et réciproquement. Tous les ordinateurs fonctionnent désormais ainsi, contrairement à notre cerveau qui a une mémoire et des calculs distribués.

Mais les connexionnistes prennent leur revanche. A partir des années 1980, de rares travaux marquent une renaissance. Si rares et si dispersés que la généalogie est difficile à retracer pour identifier ce regain. Lorsque le trio de conspirateurs s'y essaie dans Nature, en mai 2015, un quatrième chercheur (comme eux au sommet des citations), Jürgen Schmidhuber, professeur à l'université de Lugano (Suisse), les tacle, corrigeant leur bibliographie.

Toujours est-il que, petit à petit, les chercheurs ont réussi à dépasser les limites du perceptron. Au milieu des années 1990, par exemple, Yann LeCun et Yoshua Bengio, au sein des laboratoires de la société américaine de télécommunications ATT, mettent au point une machine de reconnaissance de caractères manuscrits. Autre progrès en 2008, la reconnaissance automatique des visages et des plaques d'immatriculation par Google, afin de les flouter dans Google Street View.

Surtout, l'équipe de Geoffrey Hinton démontre magistralement, en 2012, que les nouveaux réseaux de neurones fonctionnent mieux que les anciens, et même que toutes les techniques concurrentes pour la reconnaissance d'images. Lors de la compétition de classification d'images Imagenet, leur pro-

gramme ne fait que 15% d'erreurs quand le second au classement en faisait 25%. En 2013, toutes les équipes ou presque utilisaient l'apprentissage profond...

Cette renaissance est due à trois facteurs. D'abord, pour apprendre à ce cerveau de silicium à bien régler ces synapses, il doit se nourrir d'exemples. Il faut des millions d'images, nécessairement annotées, les décrivant afin de dire à la machine si elle a tort ou raison. A partir des années 2000 et la montée en puissance de la numérisation, de telles collections se créent pour les lettres manuscrites, les images, les langues...

Ensuite, même si les opérations sont très simples (des additions et des multiplications essentiellement), il faut en mener énormément, ce qui est gourmand en calculs. Les ingénieurs ont bénéficié là des progrès des fabricants qui, pour les jeux vidéo, ont développé des processeurs particuliers, dits «graphiques» (GPU en anglais), qui, justement, sont parfaits pour répéter souvent le même genre d'opération simple.

Enfin, les chercheurs se sont creusé la tête pour améliorer astucieusement ces algorithmes: architecture en plusieurs couches de neurones, procédure pour corriger le câblage interne en fonction de la sortie, «filtres» mathématiques pour traiter adroitement les signaux d'entrée... Geoffrey Hinton a aussi montré qu'un apprentissage un peu simple rend trop rigide le réseau et conduit à des erreurs. Il introduit donc un peu d'aléa afin de perturber les synapses et de rendre plus plastique sa machine.

« Il y a quinze ans, on aurait pensé que c'était inaccessible, voire de la science-fiction. Mais cette progression a fini par déboucher ! », estime Yann Ollivier, chercheur CNRS à l'université Paris-Saclay. Depuis, c'est donc le succès, avec une foule de variations et d'améliorations permettant des prouesses spectaculaires. Les réseaux peuvent avoir des dizaines de couches, un million de neurones et des milliards de synapses. Ils sont capables d'identifier un sport dans une vidéo. Ils peuvent prédire la suite d'une phrase ou même d'une vidéo. Ils peuvent additionner deux visages de manière à poser les lunettes de l'un sur le visage de l'autre.

De nombreuses variantes ont essaimé. DeepMind s'est spécialisé dans la technique de l'apprentissage par renforcement : la machine s'est améliorée au go en jouant contre elle-même – récemment, sa dernière version a anonymement écrasé en ligne les meilleurs joueurs humains. Yann LeCun et son équipe de Facebook ont développé l'apprentissage adversarial : deux réseaux de neurones se confrontent; l'un essayant de tromper l'autre. C'est ainsi qu'ils prédisent les séquences d'un film.

Jürgen Schmidhuber les a dotés d'une sorte de mémoire à court terme en interconnectant les couches. L'entreprise française Spikenet a trouvé un moyen de reconnaître en une fois certains objets, en se basant sur l'ordre d'apparition des signaux dans les synapses plutôt que leur intensité. Ses caméras repèrent, dans les casinos, les cartes ou les dés, pour détecter les fraudes.

Les géants de l'informatique, Google, Facebook, Microsoft, IBM, Baidu... recrutent à tour de bras et mettent à disposition des logiciels (Torch, Tensorflow, PaddlePaddle, Caffe...) pour faciliter l'écriture de programmes. Nvidia, fabricant de cartes graphiques, a lancé un premier ordinateur dédié...

Où cela va-t-il s'arrêter? «Ça marche très bien, mais c'est un peu une boîte noire. On n'en comprend pas très bien le fonctionnement, indique Emmanuel Mogenet, directeur du nouveau laboratoire de recherche de Google à Zürich, ouvert il y a un an et déjà fort de plus de 130 chercheurs. Comme l'alchimie au Moyen Age, ça reste assez empirique. »

A chaque «problème», l'ingénieur hésite: combien de couches de neurones faudra-t-il? De paramètres ? Quelles fonctions mathématiques choisir pour estimer les erreurs d'apprentissages et les corriger ? Comment ne pas avoir un système trop « rigide » ? Trop complexe ?

Pire, un autre article, cité plusieurs fois, d'une équipe issue de Google, Facebook et de l'université de Montréal en 2013 a montré qu'un réseau de neurones de reconnaissance

d'images prenait un chien ou une mante religieuse pour une autruche, alors que seuls quelques pixels de l'image, invisibles à l'oeil, avaient été modifiés...

«Nous avons encore du chemin à parcourir avant d'avoir des réseaux de neurones capables de raisonner ou de faire des choses compliquées à partir de peu d'informations », estime Geoffrey Hinton. AlphaGo ne sait pas par exemple qu'il joue au go. Ces réseaux sont de plus surtout efficaces pour des problèmes de type assez fruste «action/réaction», loin de représenter toutes les tâches cognitives.

En taille, les réseaux actuels sont également très loin des 100 milliards de neurones d'un cerveau humain et de leurs nombreuses relations. Chacun est entraîné et réservé à une fonction particulière: pas simple de mettre ensemble une machine de go et un traducteur... Leur succès a aussi réveillé les interrogations éthico-sociales sur leurs applications : nouveau type d'armes autonomes, emplois remplacés par des automates, responsabilité en cas de faute, contrôle des boîtes noires, gestion des données personnelles nourrissant les algorithmes...

Marge de progression

A court terme, Yoshua Bengio, l'une des rares vedettes non débauchées par l'industrie (mais qui a des contrats avec elle), souligne « le risque qu'on manque de profs pour former les jeunes ». «Il ne faudrait pas commettre la même erreur que lors des prémices des réseaux de neurones et se fermer à d'autres idées », indique pour sa part Christophe Garcia, qui note aussi que, parfois, une «régression linéaire classique peut suffire à régler un problème ».

Les défis à relever sont aussi encore nombreux. De grandes masses de données sont nécessaires pour entraîner ces réseaux pour la phase d'apprentissage dit «supervisé», et celles-ci n'existent pas toujours. Certains essaient de pallier ce défaut en utilisant des réseaux éprouvés sur une tâche pour leur en faire faire une autre.

L'un des Graal est de parvenir à un apprentissage non supervisé, c'est-à-dire que le réseau apprendrait tout seul en observant, sans nécessité de lui faire ingurgiter des collections annotées de données. Pour

Yann LeCun, lors de la séance inaugurale de ses cours au Collège de France, en 2016, «dans la métaphore de la cerise sur le gâteau, le supervisé, c'est la cerise et le non-supervisé, c'est le gâteau ». Il y a donc de la marge de progression.

Ironie de l'histoire, alors que la limitation technique avait sonné le glas du perceptron en son temps, ce sont désormais les ordinateurs classiques qui peinent, trop gourmands en énergie, et obligent à imaginer de nouveaux composants pour poursuivre la course.

En attendant, ces objets fascinent, jusqu'à renouveler la philosophie des sciences. Plusieurs travaux ont ainsi montré que, pour les tâches visuelles, notre cortex fonctionne de manière assez analogue à un réseau de neurones artificiels : plusieurs couches se succèdent, identifiant des détails de plus en plus abstraits, des opérations mathématiques compriment et filtrent les images... «Il y a six ans j'aurais pensé cela impossible. Nous avons maintenant, grâce au deep learning, un modèle permettant de prédire l'activité cérébrale du cortex visuel», se félicite Bertrand Thirion, chercheur de l'Institut national de recherche en informatique et en automatique, l'un des auteurs de ces travaux pionniers, comparant imagerie cérébrale et réseaux de neurones.

«Je ne croyais pas cela possible», salue avec les mêmes mots Stéphane Mallat, du département d'informatique à l'ENS, fasciné par les mystères mathématiques de ces objets « qui ne

devraient pas marcher » et « qu'on ne comprend pas ». Il admire ainsi la faculté de ces réseaux à résoudre la malédiction de la dimensionnalité, c'est-à-dire de surmonter ce qu'on croyait impossible : extrapoler dans des espaces de paramètres immenses (de mots, d'images...). Impossible de s'en sortir en faisant des sortes de moyennes. Ainsi, deux images d'un chat sont aussi différentes que celles d'un chien et d'un chat, et pourtant le deep learning « extrait » ce qu'on pourrait appeler le concept du chat.

Cette capacité à repérer des motifs invariants dans un vaste brouillard fait rêver le chercheur qui imagine des liens avec d'autres sciences, afin de les faire progresser. En physique, par exemple, le concept de symétrie ou d'invariant est fécond et, grâce à lui, bien des lois s'en déduisent. « Ne pourrait-on apprendre la physique sans équation ? Après tout, l'anguille mesure le champ électrique ambiant pour se déplacer en "inversant" les équations de Maxwell de l'électromagnétisme, mais sans les connaître », décrit-il. En tout cas, il s'apprête à publier un article calculant les configurations des atomes d'une molécule sans recourir aux lois de la chimie quantique, mais avec l'aide de ces réseaux artificiels. Et de rêver, «va-t-on vers une nouvelle théorie de la connaissance ? »

« ÇA MARCHE TRÈS BIEN, MAIS (...) COMME L'ALCHIMIE AU MOYEN AGE, ÇA RESTE ASSEZ EMPIRIQUE » EMMANUEL MOGENNET DIRECTEUR DU LABORATOIRE DE RECHERCHE DE GOOGLE À ZÜRICH