

fournies en exemples. Le système a eu accès à plus de 10 000 démonstrations de théorèmes, exprimées dans le langage de HOL-Light. Parmi elles, de nombreuses démonstrations de résultats intermédiaires de la preuve de la conjecture de Kepler.

Notons que ces démonstrations avaient presque toujours vu le jour à la suite d'un travail guidé par des mathématiciens. Grâce aux paramètres du réseau de neurones du système *Holist*, ajustés par des milliers d'exemples, celui-ci sait mieux comment choisir et ordonner les éléments d'une démonstration pour atteindre un but. On lui a resoumis les énoncés des théorèmes ayant servi à son apprentissage, et il a pu retrouver, grâce aux tactiques de démonstration apprises, et cette fois seul, sans guidage par des mathématiciens, la démonstration de 58 % d'entre eux. Plus intéressant, quand on lui a soumis 3 217 énoncés pris en dehors des énoncés de la base d'exemples, et qu'on a demandé au système de les démontrer, il a su le faire pour 1 251 d'entre eux. Mais, pour l'instant, le système n'a pas découvert de théorèmes nouveaux.

CALCULER DES PRIMITIVES

Un autre exemple tout récent d'utilisation de l'apprentissage profond concerne le calcul des primitives en analyse et la résolution d'équations différentielles. Certaines méthodes utilisées par les mathématiciens, par exemple l'intégration par parties, ou le changement de variable, sont programmées pour qu'un système réussisse seul des calculs d'intégrales. Beaucoup de travaux ont été ainsi menés conduisant à des programmes de plus en plus complexes et efficaces. En reprenant le problème avec des méthodes d'apprentissage et des réseaux de neurones, Guillaume Lample et François Charton, de Facebook, ont mis au point une méthode différente, fondée sur la présentation d'exemples à un réseau de neurones soigneusement configuré pour apprendre sur ce type de problèmes symboliques.

Les exemples proposés au système étaient de trois types: (1) des paires $[f, F]$, où F est une primitive de f , provenant des programmes de calcul fondés sur l'algorithme de Risch ou une de ses variantes; (2) des paires provenant de dérivation qui, elle, est facile et maîtrisée depuis longtemps, contrairement au calcul de primitives: on dérive F , ce qui donne f , d'où la paire $[f, F]$; (3) des paires exploitant la méthode d'intégration par parties.

Les performances du système obtenu égalent et parfois dépassent celles des systèmes classiques

comme Mathematica et Matlab. Cela montre de nouveau que l'association de méthodes purement symboliques (dans la phase d'apprentissage) et de méthodes neuronales fait progresser la solution de problèmes symboliques.

Ainsi, pour certaines tâches spécialisées, les programmes égalent ou battent les humains, mais ces méthodes ont toujours des champs de réussite étroits. Même si, indubitablement, la recherche mathématique en tire une aide, les systèmes conçus aujourd'hui se bloquent et cessent de progresser.

Il est formidable d'avoir développé des systèmes informatiques qui formulent d'hypothétiques relations entre les paramètres des graphes, qui mènent des calculs arithmétiques et en tirent des formules de séries nouvelles, qui effectuent des calculs de primitives ou proposent quelques concepts inattendus par combinaison. Cependant, tous atteignent vite leurs limites. Au contraire, les mathématiciens bouillonnent d'idées nouvelles que les ordinateurs aident parfois à maîtriser, mais en restant toujours de simples esclaves calculateurs sans véritable créativité. L'ordinateur authentiquement mathématicien n'est pas encore là, on attend sa venue !

— L'auteur —

> **Jean-Paul Delahaye**
est professeur émérite
à l'université de Lille
et chercheur au laboratoire
Cristal (Centre de recherche
en informatique, signal
et automatique de Lille).

— À lire —

> **A. Davies et al.**, Advancing mathematics by guiding human intuition with AI, *Nature*, 2021.

> **G. Lample et F. Charton**, Deep learning for symbolic mathematics, prépublication arXiv:1912.01412, 2019.

> **C. E. Larson et N. Van Cleemput**, Automated conjecturing I: Fajtlowicz's Dalmatian heuristic revisited, *Artificial Intelligence*, 2016.

> **D. B. Lenat et P. J. Durlach**, Reinforcing math knowledge by immersing students in a simulated learning-by-teaching experience, *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 2014.

Se rapprocher de l'humain

Jusqu'où pourront aller les machines dotées d'intelligence ?

Trouver une réponse à cette question n'est pas l'apanage de la science-fiction. Entre chercheurs, la possibilité qu'au-delà de la seule intelligence « artificielle » émerge une conscience qui le soit aussi est chaudement débattue. Les neurones artificiels seront-ils assez performants pour cela ? Il est vrai que, comparés à ceux de notre cerveau, ils sont encore bien trop gourmands en énergie, mais des pistes d'amélioration existent. L'intelligence artificielle du futur sera sans doute aussi plus perméable à nos émotions. Elle saura y répondre, et peut-être même en jouer. Éviter d'être manipulés par nos programmes et nos robots sera un enjeu plus que sérieux.