

Si un réseau peu profond est incapable de multiplier, nous ne devrions lui accorder aucune confiance

d'un certain point, nulle profondeur ne peut compenser le manque de largeur.

MOUTONS PUNK ROCK

Pour comprendre, imaginez des moutons dans une prairie. Des moutons spéciaux, du genre punk rock : chacun est teint en une couleur parmi une quantité possible. La tâche de votre réseau neuronal est de dessiner une limite autour de tous les moutons de même couleur. Dans l'idée, cela ressemble à une classification d'images : le réseau a une collection d'images (qu'il représente comme des points dans un espace de dimension supérieure), et il doit regrouper celles qui se ressemblent.

Jesse Johnson a démontré qu'un réseau neuronal échouera à cette tâche si la largeur des couches est inférieure ou égale au nombre d'entrées. Chaque mouton peut être décrit avec deux entrées : deux coordonnées x et y pour spécifier la position dans la prairie. Le réseau neuronal étiquette chaque mouton avec une couleur et circonscrit ceux qui ont la même couleur. Il vous faudra alors au moins trois neurones par couche pour résoudre ce problème.

Plus précisément, Jesse Johnson a montré que si le ratio largeur/variable n'est pas bon, le réseau neuronal sera incapable de tracer des boucles fermées – du genre de celle qu'il aurait besoin de dessiner si, par exemple, tous les moutons rouges étaient groupés au milieu du pâturage. «Si aucune des couches n'est plus large que le nombre de dimensions d'entrée, certaines formes seront impossibles à créer, quel que soit le nombre de couches dont vous disposez», précise Jesse Johnson.

Ce type d'étude jette les bases d'une théorie

des réseaux neuronaux. Pour l'heure, les chercheurs ne peuvent que dresser des constats élémentaires sur la relation entre architecture et fonction – et ces constats sont bien peu nombreux au regard de la quantité de tâches que les réseaux neuronaux mènent à bien. Si la manière dont les systèmes sont conçus ne changera pas de sitôt, on discerne déjà les esquisses d'une nouvelle théorie sur l'apprentissage des ordinateurs – une théorie qui promet à l'humanité un voyage aux répercussions plus grandes qu'un aller-retour vers la Lune.

— L'auteur —

> **Kevin Hartnett**
est journaliste
à *Quanta Magazine*.

— À lire —

> **J. Chul Ye**, *Geometry of Deep Learning*, Springer, 2022.

> **T. Nguyen et al.**, Do wide and deep neural networks learn the same things? Uncovering how neural network representations vary with width and depth, *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2021.

> **B. Hanin et D. Rolnick**, Complexity of linear regions in deep networks, *International Conference on Machine Learning*, 2019.

> **J. Johnson**, Deep, skinny neural networks are not universal approximators, 2018. arxiv:1810.00393

1 AN

Groupe Pour la Science - Siège social : 170 bis, boulevard du Montparnasse, CS20012, 75680 Paris CEDEX 14 - Sarl au capital de 32 000€ - RCS Paris B 311 797 393 - Siret : 311 797 393 000 23 - APE 58.14 Z