

à établir des procédures, nommées algorithmes d'apprentissage, qui confèrent à une machine la capacité d'apprendre à partir d'exemples qu'on lui présente.

La science de l'apprentissage automatique fait face à un résultat négatif formel surnommé *No free lunch* (« Rien n'est gratuit ») : si tous les problèmes sont équiprobables, il n'existe pas d'algorithme universel, c'est-à-dire meilleur que tous les autres

force synaptique augmente, et il a plus de chances d'envoyer des signaux à ses voisins quand il est stimulé par une impulsion électrique.

Les neurosciences ont influencé l'émergence des réseaux de neurones artificiels, où ces éléments sont connectés de façon matérielle ou logicielle. Les premiers programmeurs de cette sous-discipline de l'intelligence artificielle, connue sous le

nom de connexionnisme, postulaient que les réseaux neuronaux seraient capables d'apprendre des tâches complexes en modifiant progressivement les connexions entre neurones, de telle façon que les schémas d'activité neuronale coderaient le

Les réseaux de neurones à apprentissage profond s'inspirent de la structure en couches multiples du cortex visuel, la partie du cerveau qui traite les signaux venant des yeux

sur l'ensemble des problèmes. Il faut donc élaborer des algorithmes différents pour s'attaquer à différentes catégories de problèmes (par exemple reconnaître un coucher de soleil ou traduire un texte en ourdou). L'apprentissage automatique repose ainsi sur deux piliers, théorique et expérimental : un problème réel ne satisfait pas toujours les hypothèses théoriques de l'algorithme, et la validation de l'algorithme sur des données réelles est toujours nécessaire.

Or il semble que notre cerveau incorpore des algorithmes généraux qui nous permettent d'apprendre une multitude de tâches auxquelles l'évolution n'avait pas préparé nos ancêtres : jouer aux échecs, construire des ponts ou faire de la recherche en intelligence artificielle.

Ces compétences supplémentaires suggèrent que l'intelligence humaine pourrait encore être source d'inspiration pour créer des machines dotées d'une forme d'intelligence générale. C'est exactement pourquoi les développeurs de réseaux de neurones ont adopté le modèle du cerveau comme guide pour concevoir des systèmes intelligents.

Les principales unités de calcul du cerveau sont des cellules nommées neurones. Un neurone transmet un signal sous la forme d'une impulsion électrique qui se propage jusqu'à la synapse, la zone de contact avec un autre neurone. Des molécules nommées neurotransmetteurs sont libérées, puis réabsorbées par le neurone cible, ce qui permet à ce dernier de prendre le relais. La propension d'un neurone à transmettre un signal vers un autre neurone est nommée force synaptique. À mesure qu'un neurone « apprend », sa

contenu des données – livrées sous forme d'images, de sons ou autres. À chaque exemple soumis au réseau, le processus d'apprentissage se poursuivrait en modifiant les forces synaptiques entre les neurones connectés. Ces valeurs convergeraient petit à petit vers la configuration du réseau qui représente le mieux, par exemple, le contenu d'images d'un coucher de soleil.

Du cerveau aux réseaux virtuels

Les réseaux de neurones actuels sont des versions améliorées des travaux pionniers issus du connexionnisme. Cependant, les algorithmes d'apprentissage correspondants requièrent une participation active de l'homme. La plupart d'entre eux utilisent une technique, nommée apprentissage supervisé, où chaque exemple d'apprentissage est accompagné d'une étiquette indiquant ce qui fait le sujet de l'apprentissage (une image de coucher de soleil, par exemple, est associée à l'étiquette « coucher de soleil »).

Dans ce cas, l'objectif de l'algorithme d'apprentissage supervisé est, à partir d'une donnée d'entrée constituée par une photographie, de produire comme sortie le nom de l'objet central de l'image. L'opération mathématique qui transforme une entrée en une sortie est une fonction. Les valeurs numériques qui définissent cette fonction, telles que les forces synaptiques, correspondent à une solution de la tâche d'apprentissage.

Il serait facile pour un système d'apprendre par cœur les réponses correctes

Apprentissage profond et étude de l'ADN

Dans le domaine de la génomique, l'accumulation de données nécessite des algorithmes puissants pour en extraire des informations. En 2015, Brendan Frey, de l'université de Toronto, et ses collègues ont développé DeepBind, un logiciel qui recourt à l'apprentissage profond pour analyser la façon dont des protéines se lient à l'ADN et à l'ARN. Les chercheurs détectent ainsi des mutations cellulaires entraînant des maladies.