

L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE RENAÎT PAR DEUX VOIES

Des problèmes que des jeunes enfants d'environ 5 ans résolvent avec facilité peuvent mettre en échec les ordinateurs les plus puissants. Les performances des intelligences artificielles se sont cependant énormément améliorées ces dernières années.

La clé de cet essor réside dans des méthodes d'apprentissage automatique qui s'apparentent aux processus cognitifs mis en œuvre dans l'apprentissage des jeunes enfants.

Dans l'une des approches adoptées, la machine reconnaît par exemple la lettre A à partir d'information sensorielle brute ; c'est l'approche ascendante, du bas vers le haut.

Dans l'autre approche, la machine fait une hypothèse fondée sur des connaissances préexistantes (approche descendante, du haut vers le bas).

L'apprentissage des jeunes enfants semble combiner les avantages des deux approches.

DES STRATÉGIES OPPOSÉES

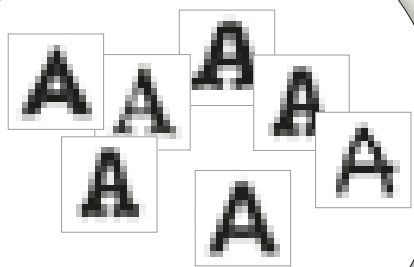
APPROCHE ASCENDANTE (APPRENTISSAGE DISTRIBUÉ OU NEURONAL)

Des exemples de la lettre A apprennent à un ordinateur à distinguer les motifs de pixels clairs et foncés pour diverses versions de la lettre. Puis, quand la machine reçoit une nouvelle entrée, elle évalue si ces pixels correspondent à la configuration de la base d'apprentissage, auquel cas la lettre est reconnue comme un A. L'apprentissage profond est une version plus complexe de cette approche.

Sortie : Pixel par pixel, le motif d'entrée ressemble aux données brutes de la base d'apprentissage. C'est donc un A

Entrée

On entraîne le système avec des données brutes (c'est-à-dire des pixels)



APPROCHE DESCENDANTE (MÉTHODES BAYÉSIENNES)

Un exemple unique de la lettre A suffit pour reconnaître des exemplaires similaires quand on utilise les méthodes bayésiennes. La machine construit un modèle de A à partir de sa propre bibliothèque interne de « pièces détachées » : un caractère constitué d'un angle aigu joint par une barre transversale. Ce modèle sert à identifier des versions légèrement différentes de la lettre ou à la modifier de diverses façons.

Le système est amorcé avec un seul exemple d'un nouveau concept, ce qui suffit pour tout un éventail de tâches



Entrée



Sortie : classification d'exemples d'entrée



Sortie : génération de nouveaux exemples



Sortie : décomposition d'un objet en ses composantes



Sortie : génération de nouveaux concepts

données à disposition, les systèmes connexionnistes parviennent à apprendre beaucoup plus efficacement qu'on ne l'avait envisagé jadis.

Au fil des années, les spécialistes de l'apprentissage des machines ont hésité entre donner la préférence à ces types de solutions ascendantes ou favoriser des approches descendantes. Ces dernières utilisent ce qu'un système sait déjà pour l'aider à apprendre quelque chose de nouveau. Platon, et à sa suite les philosophes rationalistes tels que René Descartes, croyait en une approche descendante (*top-down*, « de haut en bas ») de l'apprentissage, et cela a joué un rôle important aux débuts de l'intelligence artificielle. Dans les années 2000, ces méthodes ont également connu leur renaissance sous la forme de la modélisation probabiliste, ou bayésienne.

À l'instar des scientifiques, les systèmes descendants commencent par formuler des hypothèses abstraites et larges sur le monde.

Ils font ensuite des prédictions sur l'allure que devraient avoir les données si ces hypothèses sont correctes. Et comme des scientifiques, les systèmes révisent leurs hypothèses en fonction de l'écart entre les prédictions et les données réelles.

NIGERIA, VIAGRA ET SPAMS

Les méthodes ascendantes étant peut-être les plus faciles à comprendre, examinons-les en premier. Supposons que vous vous vouliez que votre ordinateur sépare les messages importants des spams qui arrivent dans votre messagerie électronique. Vous pourriez remarquer que les spams ont souvent des traits caractéristiques : une longue liste de destinataires, un expéditeur situé au Nigeria ou en Bulgarie, des références à des gains de un million de dollars ou au Viagra...

Cependant, des messages parfaitement légitimes ont parfois la même apparence. Si vous comparez un nombre suffisant de spams avec

> d'autres types de courriels, vous remarquerez que seuls les spams tendent à présenter plusieurs de ces attributs à la fois: par exemple, le Nigeria et la promesse d'un gain de un million de dollars, voilà qui est louche. En fait, des motifs de niveau supérieur très subtils pourraient faire la différence entre les messages indésirables et les utiles: des fautes d'orthographe et des adresses IP non conformes, par exemple. Si vous pouviez les détecter, vous pourriez filtrer les messages indésirables avec précision, sans crainte d'écarter à tort la notification d'expédition de notre Viagra.



L'apprentissage ascendant peut dénicher les indices pertinents pour résoudre ce genre de tâche. Pour ce faire, un réseau neuronal doit passer en revue des millions d'exemples tirés de gigantesques bases de données, tous étiquetés soit «courriel indésirable», soit «message légitime». L'ordinateur extrait alors un ensemble de caractéristiques qui permettent de faire le tri entre les spams et le reste.

APPRENDRE À PARTIR DE MILLIONS D'EXEMPLES

De la même manière, le réseau pourrait inspecter des images tirées d'Internet et étiquetées «chat», «maison», «stégosaure», etc. En extrayant les caractéristiques communes de chaque ensemble d'images (le motif qui distingue tous les chats de tous les chiens), il peut identifier de nouvelles images de chat, même s'il n'a jamais vu ces images-là auparavant.

Une méthode ascendante, nommée apprentissage non supervisé, en est toujours à ses premiers balbutiements, mais elle permet de détecter des motifs dans des données sans aucune étiquette. Elle recherche simplement des groupes de propriétés qui identifient un objet; des yeux et un nez, par exemple, vont

toujours de pair pour former un visage et diffèrent des arbres et des montagnes de l'arrière-plan. L'identification d'un objet dans ces réseaux d'apprentissage profond avancés se fait par une division du travail dans laquelle les tâches de reconnaissance sont réparties entre différentes couches du réseau.

Un article paru en 2015 dans *Nature* montrait jusqu'où vont aujourd'hui les méthodes ascendantes. Des chercheurs de DeepMind, une filiale de Google, combinaient deux techniques ascendantes différentes (l'apprentissage profond et l'apprentissage «par renforcement») d'une manière qui permettait à un ordinateur de maîtriser les jeux vidéo pour console Atari 2600. Initialement, l'ordinateur ne connaissait rien du fonctionnement des jeux. Au début, il faisait des hypothèses aléatoires sur les meilleurs coups possible tout en recevant un retour permanent sur sa performance. L'apprentissage profond aidait le système à identifier les caractéristiques sur l'écran, et l'apprentissage par renforcement le récompensait pour un score élevé. L'ordinateur a atteint une bonne maîtrise sur plusieurs jeux, et dans certains cas il était plus performant que des joueurs humains experts. Cela dit, il échouait complètement sur d'autres jeux qui sont tout aussi faciles à maîtriser pour les humains.

La capacité à apprendre à partir de vastes jeux de données (des millions d'images Instagram, de courriels ou d'enregistrements vocaux) permet d'apporter des solutions à des problèmes qui semblaient auparavant insurmontables, tels que la reconnaissance vocale ou d'images. Cependant, il ne faut pas perdre de vue que mon petit-fils n'a aucune difficulté à reconnaître un animal ou à répondre à une demande orale, même avec des données et un entraînement beaucoup plus limités. Des problèmes simples pour un enfant de 5 ans restent extrêmement difficiles pour des ordinateurs, et beaucoup plus compliqués qu'apprendre à jouer aux échecs.

Les ordinateurs qui apprennent à reconnaître une tête à poils et à moustaches ont souvent besoin de millions d'exemples pour catégoriser les objets que nous savons classer à partir de quelques exemplaires. Après un entraînement intensif, l'ordinateur peut être capable d'identifier une image de chat qu'il n'a jamais vue auparavant. Mais il le fait de manière très différente des généralisations humaines. Parce que le logiciel raisonne différemment, il se produit des ratés. Certaines images de chat ne seront pas étiquetées comme étant des chats. Et l'ordinateur peut à tort classer une image dans la catégorie «chat» même s'il ne s'agit que d'une tache floue aléatoire, qui ne tromperait pas un instant un observateur humain.

L'autre approche de l'apprentissage qui a récemment transformé l'intelligence artificielle fonctionne dans le sens inverse, du haut vers le