

Il serait facile pour un système d'apprendre par cœur les réponses correctes sur les exemples connus (il suffit d'une mémoire suffisante). Mais cela n'a pas grand intérêt. Même si on accumule des millions d'images de coucher de soleil, le nombre d'images possibles d'une telle scène est infini. L'objectif de l'apprentissage est d'être capable de donner de bonnes réponses sur de nouveaux exemples, inconnus du système, en généralisant les exemples connus. Le bon niveau de généralisation dépend du contexte. Ainsi, on peut vouloir reconnaître la notion d'arbre en général, mais on peut aussi vouloir distinguer les chênes des hêtres, ou vouloir reconnaître le hêtre d'un jardin donné...

Un tel algorithme doit aussi s'appuyer sur certaines hypothèses relatives aux données et à ce que pourrait être une solution possible à un problème donné. Ainsi, le logiciel doit intégrer comme principe que si des données d'entrée d'une fonction particulière sont semblables, leur sortie ne devrait pas être radicalement différente: modifier quelques pixels sur une image de chat ne devrait pas transformer l'animal en chien.

De telles hypothèses faites sur des images sont utilisées par les réseaux de neurones dits convolutifs. Ces programmes sont à l'origine du renouveau de l'intelligence artificielle. Les réseaux neuronaux convolutifs utilisés dans l'apprentissage profond comprennent de nombreuses couches de neurones organisées de sorte que le logiciel sera robuste vis-à-vis des changements dans l'objet qu'il tente d'analyser. Il reconnaîtra l'élément même s'il a un peu bougé. Ainsi, un réseau bien entraîné identifiera un visage quel que soit l'angle de vue.

UNE STRUCTURE MULTICOUCHE

La configuration d'un réseau convolutif s'inspire de la structure en couches multiples du cortex visuel, c'est-à-dire la partie de notre cerveau qui reçoit les signaux des yeux. Ces nombreuses couches de neurones virtuels justifient le qualificatif de «profond» donné à ces réseaux et confèrent à ces derniers une meilleure capacité à appréhender le monde environnant.

L'apprentissage profond est devenu envisageable il y a une dizaine d'années grâce à certaines innovations, alors que l'intérêt pour l'intelligence artificielle était au plus bas. Un organisme canadien financé par le gouvernement et par des fonds privés, l'Icra (Institut canadien de recherches avancées), a contribué à ranimer la flamme en soutenant un programme dirigé par Geoffrey Hinton, de l'université de Toronto, et dont faisaient partie Yann LeCun, de l'université de New York et du centre de recherche de Facebook à Paris, Andrew Ng, de l'université de Stanford, Bruno Olshausen, de l'université de Californie à Berkeley, moi-même et

APPRENTISSAGE PROFOND ET ART PSYCHÉDÉLIQUE

L'apprentissage profond est performant pour la reconnaissance d'objets dans une image, mais il est en réalité assez difficile de comprendre ce qui se passe au cours de l'analyse à chaque niveau du réseau de neurones. La société Google a développé le logiciel DeepDream qui utilise l'apprentissage profond. Les chercheurs peuvent analyser le résultat à différentes étapes du processus en demandant au logiciel de faire ressortir ce qu'il «voit» dans l'image. Ainsi, telles des paréidolies – l'illusion de voir, par exemple, un chien dans un nuage qui en a vaguement la forme –, le logiciel, qui s'est, par exemple, entraîné à reconnaître des images d'animaux, verra des oiseaux et des rongeurs dans une photographie d'un champ de maïs. Chacun peut créer ses propres images psychédéliques sur le site Deepdreamgenerator.com.

© Siroon/Shutterstock.com

© Deepdreamgenerator.com



plusieurs autres. En raison du scepticisme ambiant, il était difficile à cette époque de publier des articles sur le sujet et même de persuader des étudiants de faire leur thèse dans ce domaine. Mais nous étions convaincus qu'il fallait persévérer dans cette voie.

La réticence vis-à-vis de l'intelligence artificielle découlait initialement de l'idée que la création de réseaux neuronaux était sans espoir à cause de la difficulté à optimiser leur performance pour apprendre efficacement.

L'optimisation est une branche des mathématiques qui vise à trouver la meilleure combinaison de paramètres, ici les poids synaptiques des neurones virtuels, pour atteindre un certain objectif. Lorsque la relation qui lie les paramètres et l'objectif est assez simple (on dit que l'objectif est une «fonction convexe» des paramètres) alors on peut améliorer progressivement les paramètres et l'on parle d'optimisation convexe. La procédure d'entraînement est répétée jusqu'à ce que les paramètres s'approchent aussi près que possible des valeurs qui produisent le meilleur résultat. On cherche en fait un minimum global, à savoir le jeu de paramètres qui permet d'atteindre la valeur la plus basse (et la meilleure) de l'écart à l'optimum.

En général, la situation n'est pas aussi simple, la fonction reliant les paramètres à l'objectif qu'ils atteignent n'étant pas convexe. Or l'optimisation non convexe représente un défi bien plus difficile. De nombreux chercheurs >