

ABONNEZ-VOUS À **POUR LA SCIENCE** EN TOUTE LIBERTÉ

NOUVELLE
FORMULE



FORMULE
PASSION
-28%



FORMULE
DÉCOUVERTE
-25%

FORMULE
INTÉGRALE
-42%



8,20€*



6,50€*



4,90€*

BULLETIN D'ABONNEMENT

À renvoyer accompagné de votre règlement à : Pour la Science - Service abonnements - 19 rue de l'Industrie - BP 90 053 - 67 402 Illkirch cedex

☐ OUI, JE M'ABONNE À **POUR LA SCIENCE** EN PRÉLÈVEMENT AUTOMATIQUE, JE CHOISIS MA FORMULE ET JE COMPLÈTE L'AUTORISATION DE PRÉLÈVEMENT CI-DESSOUS.

☐ FORMULE **INTÉGRALE**
12 n° de Pour la Science + 4 Hors-Séries
+ Accès illimité aux archives en ligne depuis 1996

8,20€
Par mois
-42%
IPV8E20

☐ FORMULE **PASSION**
12 n° de Pour la Science
+ 4 Hors-Séries

6,50€
Par mois
-28%
PPV6E50

☐ FORMULE **DÉCOUVERTE**
12 n° de Pour la Science

4,90€
Par mois
-25%
DPV4E90

MES COORDONNÉES

Nom : _____
Prénom : _____
Adresse : _____

Code postal _____

Ville : _____

Tél. Pour le suivi client (facultatif) : _____

E-mail obligatoire : _____@_____

J'accepte de recevoir les informations de Pour la Science ☐ OUI ☐ NON
et de ses partenaires ☐ OUI ☐ NON

MANDAT DE PRÉLÈVEMENT SEPA

PAS478P

En signant ce mandat SEPA, j'autorise Pour la Science à transmettre des instructions à ma banque pour le prélèvement de mon abonnement dès réception de mon bulletin. Je bénéficie d'un droit de rétractation dans la limite de 8 semaines suivant le premier prélèvement. Plus d'informations auprès de mon établissement bancaire.

TYPE DE PAIEMENT : PAIEMENT RÉCURRENT

Titulaire du compte

Nom : _____

Adresse : _____

Code postal _____ Ville : _____

Désignation du compte à débiter

BIC (Identification internationale de la banque) _____

IBAN _____

(Numéro d'identification international du compte bancaire)

Établissement teneur du compte

Nom : _____

Adresse : _____

Code postal _____ Ville : _____

Date et signature

Organisme Créancier : Pour la Science
170 bis, bd. du Montparnasse - 75014 Paris
N° ICS FR92ZZZ426900
N° de référence unique de mandat (RUM)

Merci de joindre impérativement un RIB

Partie réservée au service abonnement. Ne rien inscrire

* Par mois et par rapport au prix de vente en kiosque, l'accès numérique aux archives. Délai de livraison : dans le mois suivant l'enregistrement de votre règlement. Offre réservée aux nouveaux abonnés, valable jusqu'au 31/12/2017 en France métropolitaine. Pour un abonnement à l'étranger, merci de consulter notre site www.pourlascience.fr. Conformément à la loi "Informatique et libertés" du 6 janvier 1978, vous disposez d'un droit d'accès et de rectification aux données vous concernant en adressant un courrier à Pour la Science. Votre abonnement en prélèvement est reconduit automatiquement et peut être interrompu par simple lettre. Photos non contractuelles.

Quand les machines apprendront comme des enfants

SI L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE A CONNU RÉCEMMENT UN GRAND ESSOR, C'EST GRÂCE À DES APPROCHES AYANT DES POINTS COMMUNS AVEC L'APPRENTISSAGE DES JEUNES ENFANTS – LESQUELS SURPASSENT ENCORE DE LOIN LES MACHINES!



L'ESSENTIEL

> Comment les jeunes enfants apprennent-ils ? Cette question préoccupe depuis longtemps philosophes et psychologues – et désormais les informaticiens.

> Les spécialistes de l'intelligence artificielle étudient les capacités de raisonnement des très jeunes enfants pour conférer

aux machines des capacités d'apprentissage automatique.

> Il existe deux stratégies concurrentes d'apprentissage automatique qui tentent, souvent avec difficulté, de reproduire ce que les enfants font naturellement. Elles ont commencé à transformer le domaine de l'intelligence artificielle.

L'AUTEURE



ALISON GOPNIK
professeure de psychologie
et professeure affiliée
de philosophie à l'université
de Californie à Berkeley,
aux États-Unis



Si vous passez beaucoup de temps avec de jeunes enfants, vous êtes sans doute émerveillé par leur capacité à apprendre et par la rapidité de cet apprentissage, et vous vous demandez comment cela est possible. Les philosophes, à commencer par Platon, se sont également posé la question, sans trouver de réponse satisfaisante. Mon petit-fils de 5 ans, Augie, a acquis des connaissances sur les plantes, les animaux et les horloges, sans parler des dinosaures et des vaisseaux spatiaux. Il est également capable de deviner ce que d'autres personnes veulent, ce qu'elles pensent et ce qu'elles ressentent. Il peut utiliser ces connaissances pour classer ce qu'il voit et entend, et faire de nouvelles prédictions.

Par exemple, Augie a dernièrement proclamé que l'espèce de titanosaure récemment découverte et exposée au Muséum américain d'histoire naturelle à New York est un herbivore, et que cet animal n'est donc pas si effrayant que cela.

Et pourtant, pour l'essentiel, Augie ne reçoit de son environnement que des photons venant frapper la rétine de ses yeux et des vibrations de l'air atteignant le tympan de ses oreilles. À partir de ces informations, son cerveau parvient d'une façon ou d'une autre à faire des prédictions sur les titanosaures herbivores.

Des ordinateurs électroniques pourraient-ils en faire autant? Depuis une quinzaine d'années, des informaticiens et des psychologues essaient de trouver une réponse. Comprendre comment fonctionne le cerveau des enfants pour ensuite en créer une version logicielle qui fonctionne aussi bien reste un défi pour les informaticiens. Mais entre-temps, ils commencent à développer des intelligences artificielles qui incorporent une partie de ce qu'on sait des mécanismes d'apprentissage chez les humains.

Passé l'enthousiasme des années 1950 et 1960, le domaine de l'intelligence artificielle a longtemps stagné. Mais il a connu ces dernières années des progrès remarquables, en particulier dans le domaine de l'apprentissage automatique. De nombreuses prédictions utopistes ou apocalyptiques ont émergé concernant la signification de ces avancées. Selon les points de vue, optimistes ou pessimistes, on imagine que ces développements annoncent, par exemple, l'immortalité ou la fin du monde...

Si ces progrès de l'intelligence artificielle suscitent des sentiments aussi intenses, c'est peut-être à cause de la crainte profonde que nous inspire le «presque humain». L'idée que des créatures pourraient faire se rejoindre l'humain et l'artificiel a toujours profondément troublé, du golem médiéval au monstre de Frankenstein et à Ava, la très sexy androïde fatale du film *Ex machina*.

Mais l'apprentissage des ordinateurs se rapproche-t-il vraiment de celui des humains? Les

détails de la façon dont un ordinateur apprend à reconnaître, par exemple, un chat, un mot parlé ou un caractère japonais peuvent être difficiles à suivre. Cependant, à y regarder de plus près, les idées de base derrière l'apprentissage automatique ne sont pas aussi déroutantes qu'il y paraît.

UNE APPROCHE ASCENDANTE

L'une des approches pour un tel apprentissage consiste à s'appuyer sur le flux de photons et de vibrations de l'air qu'Augie, comme nous tous, reçoit, et qui atteint l'ordinateur sous forme de pixels d'une image numérisée ou d'échantillons d'un enregistrement sonore. L'ordinateur essaie alors de repérer dans les données numériques une série de motifs permettant d'identifier des objets du monde qui nous entoure. Cette approche est dite ascendante (*bottom-up*, «du bas en haut»).

Dans les années 1980, les scientifiques ont trouvé d'ingénieuses méthodes ascendantes permettant à des ordinateurs de repérer des motifs porteurs de sens dans les données. Les systèmes «connexionnistes» ou «réseaux neuronaux» s'inspirent de la façon dont les neurones convertissent les motifs lumineux, formés au niveau de la rétine, en représentations du monde extérieur. Un réseau neuronal utilise des éléments de traitement interconnectés, analogues à des cellules biologiques, pour transformer les pixels fournis à une couche du

Créer un système logiciel qui apprend aussi bien qu'un enfant reste un défi pour l'informatique

réseau en représentations de plus en plus abstraites (un nez ou un visage entier, par exemple) à mesure que les données sont traitées dans des couches de niveau supérieur.

Les idées des réseaux neuronaux ont récemment connu un fort renouveau avec un ensemble de nouvelles techniques qualifiées d'«apprentissage profond». Cette renaissance a notamment été favorisée par la puissance croissante des ordinateurs et la disponibilité de très grandes masses de données. Avec de meilleures capacités de traitement et davantage de

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

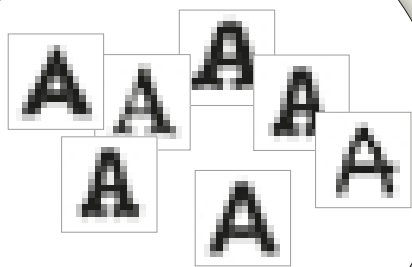
APPROCHE ASCENDANTE (APPRENTISSAGE DISTRIBUÉ OU NEURONAL)

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 différent 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

bas. Elle part du principe que, si l'on peut obtenir une connaissance abstraite à partir de données concrètes, c'est parce que l'on sait déjà beaucoup de choses et, en particulier, parce que le cerveau comprend déjà des concepts abstraits fondamentaux. Comme des scientifiques, nous pouvons utiliser ces concepts pour formuler des hypothèses sur le monde et faire des prédictions sur l'allure que devraient avoir les données (les événements) si ces hypothèses sont vérifiées – le contraire d'essayer d'extraire des motifs à partir des données brutes elles-mêmes, comme on le fait dans l'approche ascendante.

APPROCHE DESCENDANTE

On peut illustrer parfaitement cette idée en revenant sur la plaie des spams avec un cas réel auquel j'ai été confrontée. J'ai reçu un courriel de l'éditeur d'une revue au nom étrange, faisant référence spécifiquement à l'un de mes articles et me proposant d'écrire un article pour le périodique en question. Pas de Nigeria, pas de Viagra, pas de million de dollars, le courriel ne présentait aucun des indices trahissant généralement un spam. Mais en utilisant ce que je savais déjà et en réfléchissant de manière abstraite au processus qui produit les messages indésirables, j'étais en mesure de juger suspect ce message.

Pour commencer, je sais que les spammeurs tentent d'extorquer de l'argent aux gens en faisant appel à la cupidité humaine, et les universitaires peuvent être aussi avides de publier que

exemple, et j'ai pu ensuite tester mon hypothèse en vérifiant l'authenticité de l'éditeur par une requête sur un moteur de recherche.

Un informaticien qualifierait mon raisonnement de «modèle génératif», c'est-à-dire un modèle capable de représenter des concepts abstraits. Ce même modèle peut également décrire le processus utilisé pour produire une hypothèse, le raisonnement qui a conduit à la conclusion que le message pouvait être un simple spam. Ce modèle me permet d'expliquer comment fonctionne cette forme de courriel indésirable, mais il me permet également d'imaginer d'autres formes de spams, ou même un type différent de tous ceux que j'ai déjà vus ou dont j'ai entendu parler. Quand je reçois le message de la revue, le modèle me permet de travailler à rebours, de retracer pas à pas pourquoi cela doit être du spam.

Les modèles génératifs occupaient une place primordiale dans la première vague de l'intelligence artificielle et des sciences cognitives, dans les années 1950 et 1960. Mais ils avaient aussi leurs limites. Tout d'abord, la plupart des motifs discriminants pourraient, en principe, être expliqués par de nombreuses hypothèses différentes. Dans mon cas, cela pourrait être que le courriel était vraiment légitime, même si cela semble improbable. Ainsi, les modèles génératifs doivent incorporer des notions probabilistes, ce qui est l'un des développements récents les plus importants pour ces méthodes. En second lieu, on ne sait pas bien d'où viennent les concepts fondamentaux qui charpentent les modèles génératifs. Des penseurs tels que Descartes et Noam Chomsky ont suggéré que nous naissons avec, mais vient-on vraiment au monde en sachant que la cupidité mène aux escroqueries?

Les modèles bayésiens (l'un des principaux exemples récents de méthode descendante) tentent de traiter les deux questions. Portant le nom du statisticien et philosophe anglais du XVIII^e siècle Thomas Bayes, ils intègrent la théorie des probabilités aux modèles génératifs à l'aide d'une technique appelée inférence bayésienne. Un modèle génératif probabiliste peut vous indiquer la probabilité de voir un motif spécifique dans les données si une hypothèse particulière est vraie. Si le courriel est un message indésirable, il s'adresse probablement à la cupidité du lecteur. Mais bien sûr, un message pourrait aussi éveiller la cupidité sans être indésirable. Un modèle bayésien combine la connaissance que vous avez déjà sur les hypothèses vraisemblables avec les données dont vous disposez pour vous permettre de calculer, avec une assez bonne précision, la probabilité que le courriel soit légitime ou indésirable.

Cette méthode descendante correspond mieux que son homologue ascendante à ce que nous savons des mécanismes d'apprentissage ➤

Les modèles bayésiens sont des modèles d'apprentissage qui calculent des probabilités

L'individu lambda sera avide de gagner un million de dollars ou d'améliorer ses performances sexuelles. Je sais aussi que des revues légitimes «en accès libre» ont commencé à couvrir leurs coûts en faisant payer les auteurs plutôt que les abonnés. De plus, mes travaux n'ont rien à voir avec le titre de la revue. En regroupant toutes ces informations, j'ai émis l'hypothèse plausible selon laquelle il s'agissait d'un spam visant à convaincre des universitaires de payer pour «publier» un article dans une fausse revue. J'ai pu tirer cette conclusion à partir d'un seul

> chez l'enfant. C'est pourquoi, depuis quinze ans, mes collègues et moi utilisons les modèles bayésiens dans nos travaux sur le développement des enfants. Notre laboratoire et d'autres ont utilisé ces techniques pour comprendre comment les enfants apprennent les relations de cause à effet, et prédire comment et quand les jeunes changent de point de vue sur une conviction erronée.

Les méthodes bayésiennes sont également une excellente manière d'apprendre aux machines à apprendre comme les humains. En 2015, Joshua Tenenbaum, du MIT (l'institut de technologie du Massachusetts), Brenden Lake, de l'université de New York, et leurs collègues ont publié une étude dans laquelle ils ont mis au point un système d'intelligence artificielle capable de reconnaître des caractères manuscrits inhabituels, une tâche simple pour les humains mais extrêmement ardue pour les ordinateurs.

Pensez un instant à vos propres capacités de reconnaissance. Même si vous n'avez jamais vu un caractère sur un rouleau japonais, vous saurez sans doute dire s'il s'agit du même ou d'un autre que sur le rouleau voisin. Vous saurez probablement le dessiner, et même concevoir un faux caractère japonais, et également comprendre que son allure est très différente de celle d'un caractère coréen ou russe. C'est exactement ce que le logiciel de l'équipe de Joshua Tenenbaum est parvenue à faire.

Dans une méthode ascendante, on présenterait à l'ordinateur des milliers d'exemples, et il utiliserait les motifs repérés dans ces exemples pour identifier les nouveaux caractères. Au lieu de cela, le programme bayésien a donné à la machine un modèle général de tracé de caractère: par exemple, une barre peut aller vers la droite ou vers la gauche. Et une fois que le logiciel a terminé un caractère, il passe au suivant.

Quand le programme voyait un caractère donné, il pouvait inférer la séquence de traits nécessaire pour le tracer, et pouvait ensuite produire lui-même un jeu de traits similaire. Il le faisait de la même manière que j'ai inféré la série d'étapes qui avait conduit à mon message douteux envoyé par la pseudorevue. Au lieu d'évaluer la probabilité que ce message soit une escroquerie, le modèle de Tenenbaum devinait si une séquence particulière de traits avait des chances de donner le caractère souhaité. Ce programme descendant fonctionnait bien mieux que l'apprentissage profond appliqué aux mêmes données exactement, et il reproduisait assez fidèlement les performances des humains.

Ces deux approches majeures de l'apprentissage machine, ascendante et descendante, ont des forces et des faiblesses complémentaires. Avec la méthode ascendante, l'ordinateur n'a pas besoin d'avoir au départ la moindre compréhension de ce qu'est un chat, mais il a besoin de beaucoup de données. Le système bayésien, quant à lui, est capable d'apprendre à

partir de quelques exemples seulement, et il peut faire des généralisations plus larges. En revanche, cette approche descendante nécessite beaucoup de travail en amont pour articuler le bon jeu d'hypothèses. Et les concepteurs des deux types de systèmes peuvent rencontrer des obstacles similaires. L'une et l'autre approches ne fonctionnent que sur des problèmes relativement étroits et bien définis, comme la reconnaissance de caractères écrits ou de chats, ou les jeux sur console Atari.

LES ENFANTS EXPLOITENT LE MEILLEUR DES DEUX APPROCHES

Les enfants ne sont pas soumis aux mêmes contraintes. Les psychologues du développement ont trouvé que les jeunes combinent les meilleures qualités de chaque approche, ce qui les emmène beaucoup plus loin. Augie peut apprendre juste à partir d'un ou deux exemples, à la manière d'un système descendant. Mais il extrait aussi des corrélations à partir des données elles-mêmes, comme un système ascendant, et en déduit ainsi certaines idées qui n'étaient pas présentes initialement.

Augie a bien d'autres cordes à son arc. Il reconnaît immédiatement les chats et distingue les lettres, mais il peut également faire de nouvelles inférences créatives et étonnantes qui vont bien au-delà de son expérience ou de ses connaissances préalables. Il a récemment expliqué que si un adulte veut redevenir un enfant, il devrait essayer de ne pas manger de légumes sains, puisque ce sont eux qui font qu'un enfant grandit et devient adulte. Nous n'avons pratiquement aucune idée de la manière dont ce type de raisonnement créatif émerge.

Nous devrions nous rappeler les pouvoirs encore mystérieux de l'esprit humain quand nous entendons certains affirmer que l'intelligence artificielle est une menace existentielle. Intelligence artificielle et apprentissage automatique sont des termes qui font peur. Et à certains égards, cela est justifié – la recherche militaire travaille à utiliser ces systèmes pour commander des armes, par exemple.

Mais la stupidité naturelle peut faire plus de dégâts que l'intelligence artificielle, et nous autres humains devons faire preuve de beaucoup plus d'intelligence que nous avons pu le faire par le passé afin d'encadrer correctement ces nouvelles technologies. Même si les progrès de l'informatique résultent de l'augmentation de la puissance de calcul et des masses de données disponibles, plutôt que de révolutions conceptuelles dans notre compréhension de l'esprit, ils n'en peuvent pas moins avoir des conséquences pratiques capitales. Cela dit, nous n'avons pas de raisons de penser qu'un nouveau golem technologique est sur le point d'être lâché sur le monde. ■

BIBLIOGRAPHIE

Y. Bengio, **La révolution de l'apprentissage profond**, *Pour la Science* n° 465, juillet 2016.

A. Gopnik, **The Gardener and the Carpenter - What the new science of child development tells us about the relationship between parents and children**, Farrar, Straus and Giroux, 2016.

M. L. Brenden et al., **Human-level concept learning through probabilistic program induction**, *Science*, vol. 350, pp. 1332-1338, 2015.

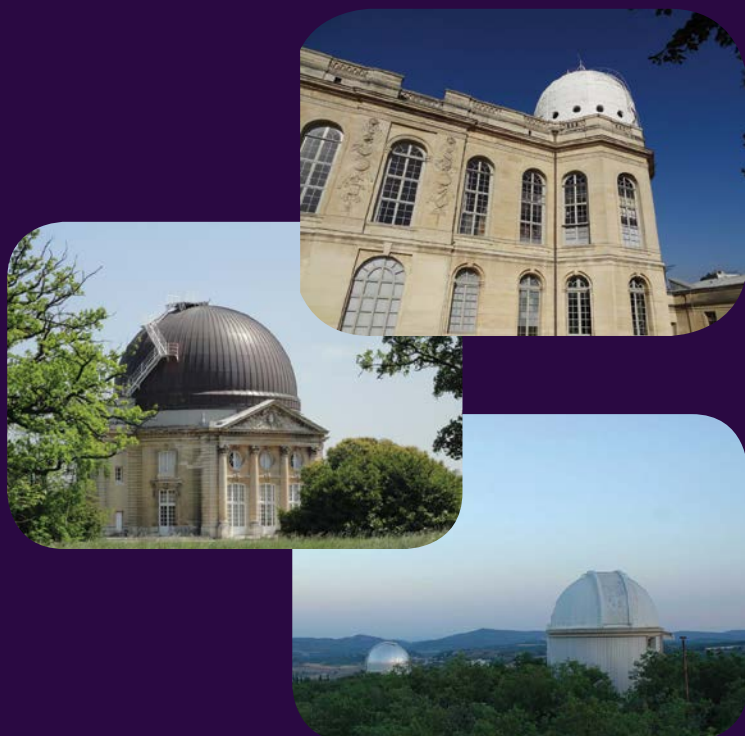
A. Gopnik et al., **Bayesian networks, Bayesian learning and cognitive development**, *Developmental Science*, vol. 10(3), pp. 281-287, 2007.

OBSERVATOIRE DE PARIS

DIPLÔME D'UNIVERSITÉ

EN PRÉSENTIEL ET À DISTANCE

“EXPLORER ET COMPRENDRE L'UNIVERS”



Objectifs

L'Observatoire de Paris propose la préparation d'un diplôme d'Université permettant d'acquérir un panorama des connaissances actuelles et des recherches en cours en astronomie et en astrophysique auprès d'astronomes professionnels.

Publics concernés

Ces cours s'adressent à toutes les personnes passionnées d'astronomie et de niveau baccalauréat scientifique ou équivalent.

Les étudiants inscrits à l'université dans le cadre du LMD peuvent valider en ECTS sous réserve d'accord avec leur responsable pédagogique.

Contenu

Cette formation, de niveau L1, peut être suivie en présentiel et à distance sous forme de cours le mardi soir de 17h à 20h à l'Observatoire de Paris ou de cours filmés en différé.

Un stage pratique de traitement de données a lieu en mars à l'Observatoire de Meudon (en option et sous conditions ; nombre de places limité).

Un stage facultatif de 4 nuits d'observation a lieu l'été à l'Observatoire de Haute-Provence (en option et sous conditions ; nombre de places limité).

Les sujets abordés sont les suivants :

- ▶ Mécanique céleste et astrométrie
- ▶ Histoire de l'astronomie
- ▶ Ondes et instruments
- ▶ Le soleil
- ▶ Planétologie comparée
- ▶ Traitement de données
- ▶ Étoiles et milieu interstellaire
- ▶ Galaxies
- ▶ Cosmologie



Inscriptions

Dossiers à déposer avant le 8 septembre sur le site d'inscription en ligne :
https://ufe.obspm.fr/candidatures_ufe

Renseignements

<http://ufe.obspm.fr/Diplomes-d-Universite/DU-en-presentiel>

contact.duecu@obspm.fr

Téléphone : 01.45.07.78.87