

et que cette différence de potentiel est modifiée par les stimulations électriques reçues. Quand la différence de potentiel électrique dépasse un seuil, le neurone décharge : il émet une impulsion électrique qui se propage vers d'autres neurones, tandis que la différence de potentiel entre l'intérieur et l'extérieur du neurone revient à la valeur de repos.

Les modèles obtenus décrivent bien toute une série d'expériences de neurophysiologie nommées «tâches à réponse différée», effectuées par Y. Miyashita, de l'Université de Tokyo. Dans ce type d'expériences, un singe doit produire une action qui dépend du stimulus présenté un certain temps auparavant. Plus précisément, on montre à l'animal une image, engendrée par ordinateur, qui ne représente rien de familier ; puis, quand on lui montre une seconde image, on lui demande d'indiquer si cette image diffère de la première (le singe tient une manette ; il doit alors lâcher la manette et toucher un écran afin d'obtenir une récompense).

On enregistre, à l'aide d'électrodes implantées dans certaines aires corticales, tels le cortex préfrontal et le cortex inférotemporal, l'activité de neurones de ces aires. Les expériences montrent que, par endroits, les cellules ont une activité soutenue durant la période qui sépare le stimulus et la réaction. On constate que cette activité dépend sélectivement de un (ou plusieurs) des stimulus présentés durant l'expérience.

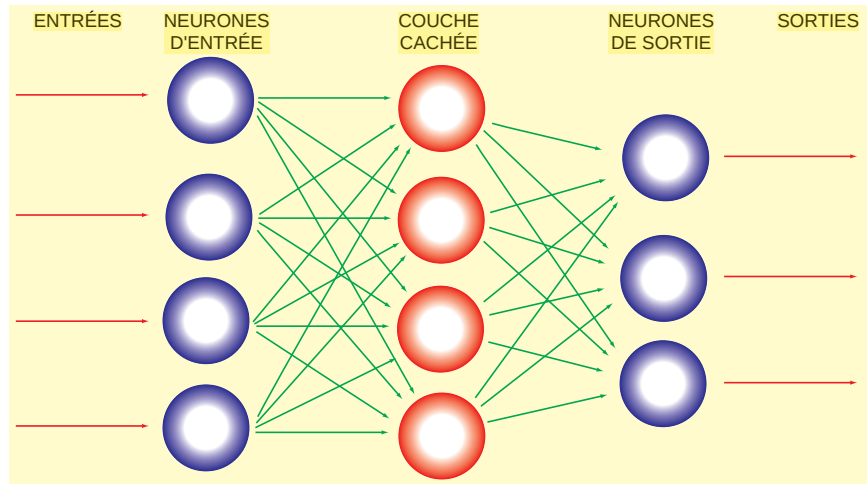
Ces données expérimentales sont en très bon accord avec les modèles de mémoire associative évoqués précédemment. En outre, les descriptions fondées sur ces modèles conduisent à des prédictions qui sont testées dans des expériences actuellement en cours à Jérusalem ; par exemple, quand les images sont présentées toujours dans le même ordre, on sait prédire certaines caractéristiques des configurations d'activités neuronales suscitées par les images. Pour la première fois, on cherche à montrer qu'un phénomène collectif est à l'origine d'une fonction cognitive.

Apprendre et généraliser

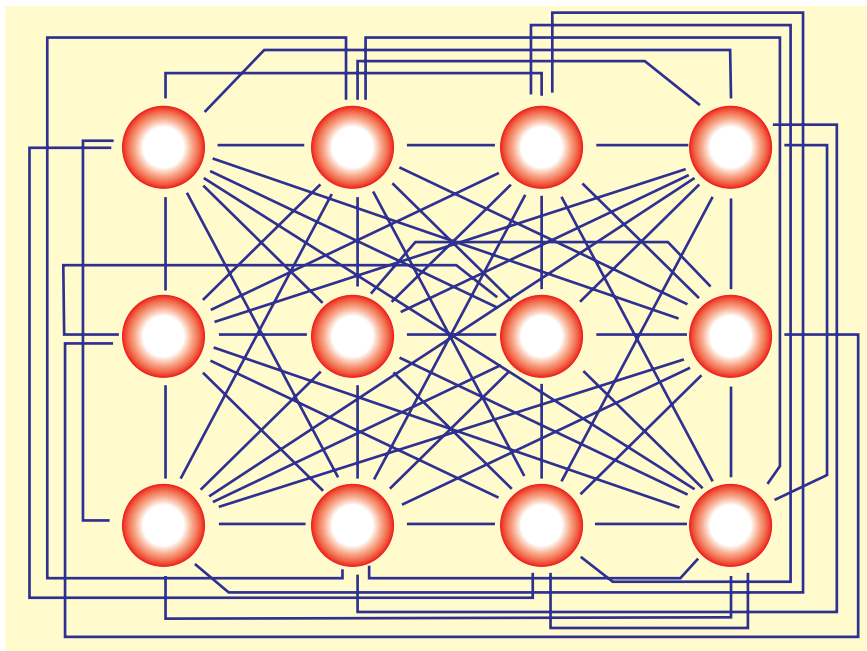
La deuxième propriété «intelligente» qu'ont les réseaux de neurones est celle de «généralisation». Le cerveau humain généralise sans cesse, au point que les psychologues ont prétendu évaluer

l'intelligence en mesurant cette capacité par les tests de quotient intellectuel (QI). Les tests classiques de QI comprennent beaucoup d'exercices où l'on demande de trouver la suite logique d'une séquence.

Comment poursuivre la série 1, 1, 2, 3, 5, 8, par exemple ? Après un bref moment, on détecte la règle cachée : chaque nombre est égal à la somme des deux précédents, de sorte que le nombre suivant doit être 13 (la suite est nom-



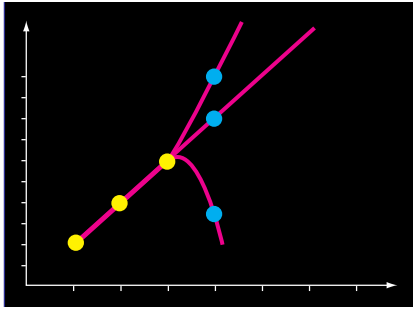
3. LES RÉSEAUX DE NEURONES EN COUCHES ont des propriétés qui dépendent du nombre de couches et du nombre de neurones par couche. Ce sont généralement ces types de réseaux que les informaticiens utilisent pour la reconnaissance de formes ; ils décrivent également de façon simplifiée les premières étapes de traitement des systèmes sensoriels (la rétine, par exemple).



4. LES RÉSEAUX DE NEURONES COMPLÈTEMENT CONNECTÉS ont été étudiés dans les années 1980. Ils ont servi aux études de l'associativité de la mémoire, c'est-à-dire de la capacité analogue à celle qui nous permet de reconnaître une personne d'après son visage. Les théoriciens utilisent de tels réseaux avec un très grand nombre de neurones : on a déjà effectué des simulations avec 15 000 neurones, tandis que les parties de système nerveux à modéliser comportent quelque 100 000 neurones. Ces réseaux ont des capacités limitées, qui en font de bons candidats pour la description de la mémoire humaine à court terme. La nature de cette limitation est bien décrite par Sherlock Holmes : «Voyez-vous, le cerveau est comme un petit grenier d'abord vide. L'erreur est de s'imaginer que ce petit grenier a des murs extensibles. Soyez sûr qu'à un moment donné chaque nouvelle acquisition prend la place d'une ancienne. Il importe donc beaucoup de ne pas laisser les connaissances superflues évincer celles dont on a besoin.»

mée suite de Fibonacci). Toutefois on peut aussi bien prétendre que le nombre suivant est n'importe quel autre nombre, car une infinité de fonctions f prennent les valeurs 1, 1, 2, 3, 5, 8 pour les arguments 1, 2, 3, 4, 5, 6. La réponse

$f(7) = 13$ nous paraît seulement plus «naturelle», plus «raisonnable» : on s'attend à ce que la règle cachée soit «simple». Peut-on comprendre cette faculté que nous avons à généraliser, autrement dit à inférer une règle à



5. LA CAPACITÉ DE GÉNÉRALISER est utilisée dans les tests de QI. On présente une série de nombres telle que 2, 4, 6, et l'on demande le nombre suivant. Nous avons tendance à penser que ce nombre doit être 8, parce que les premiers termes sont les premiers nombres pairs de la suite. Pourtant, en théorie, n'importe quel nombre est possible, parce que plusieurs courbes peuvent passer par les points imposés. Par exemple, si l'on observe que 6 est égal à la somme des deux termes précédents, on peut ainsi poursuivre la suite par le nombre 10.

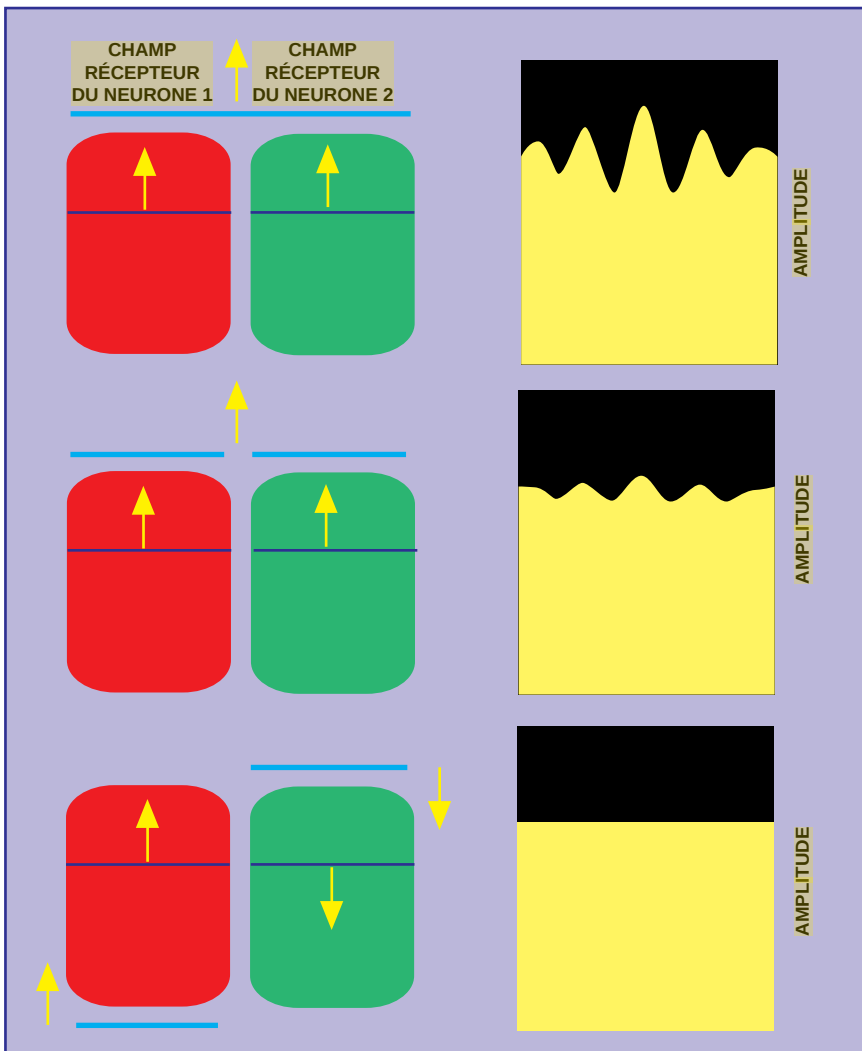
partir d'un nombre limité d'exemples? Peut-on comprendre pourquoi certaines généralisations paraissent plus naturelles, plus simples, que d'autres?

L'analyse des réseaux de neurones a éclairé cette question. Mieux encore, ces réseaux de neurones ont été généralisés en «machines à apprendre» avec lesquelles on cherche à comprendre le fonctionnement du cerveau. De telles machines, réelles ou simulées sur ordinateur, sont décrites par quelques équations ; elles sont spécialisées dans la tentative de résolution de tâches analogues à la recherche de termes d'une suite. On admet qu'elles peuvent lire des questions, c'est-à-dire saisir des données dans un format prédéterminé ; puis elles répondent aux questions qu'on leur pose.

Par exemple, vers la fin des années 1980, une équipe des Laboratoires Bell de la Société AT&T a mis au point des réseaux de neurones pour la reconnaissance de chiffres manuscrits de codes postaux. L'équipe présentait des photographies numérisées de caractères manuscrits en entrée d'un réseau à trois couches cachées, et elle faisait apprendre au réseau à produire la sortie appropriée : le premier neurone de sortie devait être actif quand le réseau reconnaissait le chiffre 0, le deuxième neurone devait être actif quand le chiffre 1 était reconnu, etc.

Plus de 7 300 chiffres étaient utilisés pour l'apprentissage. Après cette phase d'apprentissage, l'équipe présentait de nouveaux chiffres (environ 2 000) pour tester les performances en généralisation : le réseau afficherait-il la bonne sortie pour ces exemples non vus au cours de l'apprentissage? Le résultat fut assez satisfaisant : la proportion d'erreurs sur ces exemples tests était seulement de cinq pour cent (sur les mêmes données, un être humain fait moitié moins d'erreurs seulement). Plus récemment, avec un nombre de chiffres manuscrits bien supérieur (60 000 pour l'apprentissage et 10 000 pour le test), et avec des architectures et des algorithmes d'apprentissage plus complexes, la même équipe a obtenu un taux d'erreurs inférieur à un pour cent.

Dans ce type d'application, on modifie les poids synaptiques à l'aide d'algorithmes comparables à l'algorithme d'apprentissage précédemment évoqué. Toutefois, dans le cadre des neurosciences computationnelles, on considère



6. LA DYNAMIQUE des réseaux de neurones est une caractéristique importante de leur fonctionnement. Wolf Singer, à Francfort, a enregistré l'activité des neurones d'un singe à qui il montrait une barre (en bleu clair) qui se déplaçait. Il enregistrait alors des réactions synchrones de certains neurones (la courbe de corrélation à droite est accentuée quand les décharges des neurones sont synchrones) (a). Deux barres mobiles excitant indépendamment les deux neurones suscitent une réaction inférieure (b). Enfin, deux barres indépendantes qui se déplacent dans des directions opposées n'engendrent aucune réaction (c).