

Pablo Jensen

Deep earnings

**Le néolibéralisme
au cœur des réseaux de neurones**

INTERVENTIONS



La collection **interventions**

Patrick Radden Keefe

Addiction sur ordonnance, La crise des antidouleurs

Traduit de l'anglais par Claire Richard

ISBN 978-2-915825-90-9 – janvier 2019

César Rendueles & Joan Subirats

La cité en communs, Des biens communs au municipalisme

Traduit de l'espagnol par Alain Ambrosi

ISBN 978-2-915825-96-1 – novembre 2019

Elinor Ostrom

Discours de Stockholm en réception du Nobel d'économie 2009

Avec une préface de Benjamin Coriat

ISBN 978-2-915825-98-5 – janvier 2020

Olivier Ertzscheid

Le monde selon Zuckerberg, Portraits et préjudices

ISBN 978-2-37662-013-6 – septembre 2020

Daniel Oppenheim

**Le désir de détruire, Comprendre la destructivité pour résister
à la violence terroriste**

ISBN 978-2-37662-022-8 – mars 2021

Catalogue complet : <https://cfeditions.com>

Ouvrage publié sous licence édition équitable
(<https://edition-equitable.org>).

ISBN 978-2-37662-023-5

Collection **interventions** – ISSN 2677-9501

C&F éditions, avril 2021

35 C rue des Rosiers – 14000 Caen.

Pablo Jensen

Deep earnings

**Le néolibéralisme
au cœur des réseaux de neurones**

interventions

C&F éditions

Avril 2021



Pablo Jensen est physicien, spécialiste des systèmes complexes. Directeur de recherche au CNRS, il exerce au laboratoire de physique de l'École normale supérieure de Lyon. Son style limpide lui permet de transmettre les travaux scientifiques auprès du grand public tout en préservant la précision, faisant de ses ouvrages de vulgarisation scientifique des références en la matière. Sa connaissance des sciences de la nature lui permet d'aborder avec un éclairage singulier la complexité du monde social, et de souligner l'impossibilité de mettre les sociétés humaines en équation ■

Table des matières

Introduction	p. 8
Les enfants du Perceptron	p. 10
Du Perceptron au néolibéralisme	p. 40
Des marchés rêvés aux marchés réels	p. 60
La politique de la complexité	p. 72
Dompter le monde palpitant	p. 78
Quels réseaux pour le XXI ^e siècle ?	p. 86
Remerciements	p. 95
Du même auteur	p. 97

Introduction

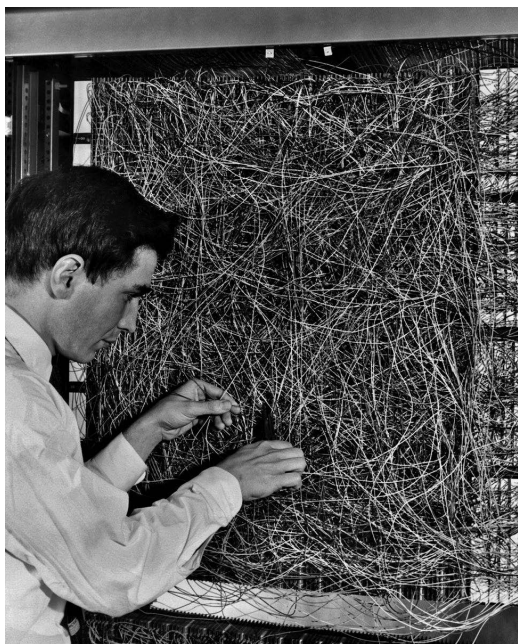
Depuis quelques années, les réseaux de neurones et les applications de *deep learning* qu'ils rendent possible sont devenus nos béquilles, nos ombres, nos espions. Au cœur de l'intelligence artificielle, ils reconnaissent notre voix, nos amis dans les albums photos, détectent le piratage de notre carte bleue et conduiront bientôt nos voitures. Comment fonctionnent ces algorithmes magiques ? Comment a-t-on pu créer de l'intelligence à partir de transistors, au fonctionnement aussi stupide que des interrupteurs ?

n

Pour comprendre la logique de ces réseaux, je me suis plongé dans l'article fondateur du domaine, publié voici soixante ans par le psychologue Frank Rosenblatt. Il y décrit le *Perceptron*, le premier réseau de neurones capable d'apprendre. Et là, stupeur : Rosenblatt cite, comme source majeure d'inspiration, un économiste, et pas n'importe lequel : Friedrich Hayek, qui obtiendra le prix de la Banque de Suède, dit prix Nobel d'économie, en 1974. De ce dernier, je connaissais ses prises de position extrémistes, pourfendant toute perturbation de l'économie de marché, au point de justifier le coup d'État de Pinochet dans un journal chilien : « *Personnellement, je préfère un dictateur libéral à un gouvernement démocratique qui manque de libéralisme* ».

Que viennent faire les réseaux de neurones dans cette galère ? Quel peut bien être le lien entre l'idéologie néolibérale et quelques neurones connectés imitant le cerveau ? Intrigué, j'ai creusé la littérature et interrogé des collègues, pour comprendre la percée actuelle de ces algorithmes et leur logique profonde. Ce petit livre raconte ces recherches et leurs conclusions.

Les enfants du Perceptr



Frank Rosenblatt avec un Perceptron Mark I
en 1960 (Photo D.R.)

on

Commençons par le commencement, l'article fondateur de la théorie des réseaux de neurones, publié en 1958 par Frank Rosenblatt, un psychologue travaillant pour la Marine des États-Unis.

Quand Rosenblatt écrit cet article, il règne, au sein d'une certaine élite, une confiance illimitée dans les capacités de la science, qui avait permis de créer la bombe atomique, un engin aux pouvoirs de destruction inouïs. Un article du mathématicien Warren Weaver, paru en 1948, résume bien cet état d'esprit. Il explique qu'au XVIII^e siècle, la science classique était venue à bout de problèmes relativement simples, comportant peu d'objets, à l'image de la trajectoire d'une planète dans le système solaire. Puis la science statistique du XIX^e avait démêlé les problèmes de complexité « désorganisée », comportant de nombreux objets indépendants les uns des autres. L'exemple canonique est le calcul des propriétés des gaz en fonction des trajectoires aléatoires de milliards de milliards de petites boules atomiques. Pour Weaver, la science du XX^e siècle résoudrait les problèmes de « complexité organisée », qui exigent l'analyse d'un *« grand nombre de facteurs reliés entre eux dans un*

ensemble organique». Et Weaver de prendre des exemples concernant des domaines a priori bien éloignés des mathématiques ou de la physique : « Pourquoi certaines primevères ne s'ouvrent que le soir ? De quoi dépend le prix du blé ? Comment contrôler l'économie pour empêcher les grandes fluctuations, allant de la prospérité à la dépression ? ». Avec l'enthousiasme caractéristique de l'époque, il affirme qu'on va avancer dans la résolution de ces problèmes, qui relèvent des sciences « biologiques, médicales, psychologiques, économiques et politiques [...] grâce à deux développements issus de l'horreur de la guerre ». Le premier est l'ordinateur, « comparable au cerveau humain », qui a permis les calculs complexes indispensables à la mise au point de la bombe atomique. Le deuxième est le travail en équipes interdisciplinaires, comprenant mathématiciens, physiciens et ingénieurs, mais également des physiologistes, biochimistes et psychologues. Pendant la guerre, ces équipes ont appliqué les méthodes mathématiques aux problèmes militaires et Weaver estime que cette approche permettra d'appliquer « comme jamais auparavant, les méthodes expérimentales quantitatives et les méthodes analytiques mathématiques des sciences physiques [aux] sciences biologiques, médicales et même sociales ».

Comprendre le cerveau

Le cerveau humain représente l'exemple emblématique de cette « complexité organisée ». Il pouvait sembler arrogant de vouloir comprendre ce qui nous permet de comprendre. Mais la puissance des sciences semblait alors infinie. En juillet 1958, Frank Rosenblatt inaugure la longue liste des promesses mirifiques de l'intelligence artificielle avec son Perceptron. Le *New York Times* titrait ainsi : « Un nouvel appareil apprend en faisant ». Et de poursuivre : « Un psychologue présente l'embryon d'un ordinateur électronique qui devrait pouvoir marcher, parler, voir, écrire, se reproduire et être conscient de son existence ».

De quoi s'agissait-il, concrètement ? Pour construire un cerveau artificiel, les chercheurs s'appuyaient sur les travaux de biologistes montrant que le cerveau est composé d'unités élémentaires, les neurones. Chaque neurone se comporte de manière relativement simple : il reçoit les signaux électriques des neurones voisins, et en fonction de leur intensité, émet ou non un signal vers ses propres voisins. Coïncidence troublante, ce comportement est similaire à celui des tout nouveaux composants électroniques, les transistors, sortes d'interrupteurs sophistiqués laissant passer ou non le courant en fonction des signaux reçus. La voie pour reproduire le cerveau semblait dès lors toute tracée : assembler ces composants en un cerveau artificiel, en espérant faire émerger un comportement « intelligent ».

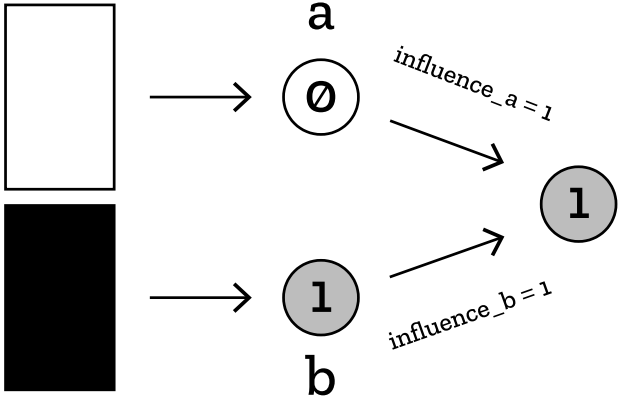


Figure 1 : exemple simple de réseau de neurones.

La figure 1 représente un montage simple, illustrant l'activation d'un neurone de sortie (à droite) quand au moins un des carrés de l'image de gauche est noir. On suppose que les neurones de gauche (a et b) observent chacun un carré et ne s'activent (valeur 1) que lorsque celui qui leur est présenté est noir. Le neurone d'entrée activé (ici, le neu-

rone b) transmet alors un signal de valeur 1 vers le neurone de sortie. Cette valeur est pondérée par l'influence du neurone, fixée arbitrairement à 1 dans notre exemple. Le neurone de sortie va alors calculer sa propre valeur, en ajoutant les signaux reçus de a et de b, pondérés par l'influence de chaque neurone. Il ne s'active que si le signal atteint ou dépasse 1. Les influences des deux neurones d'entrée valant 1, on voit qu'il suffit qu'un seul des deux neurones de gauche soit rendu actif (par présentation d'un carré noir) pour que le neurone de sortie s'active également. Il recevra en effet un signal égal à 1, valeur obtenue en multipliant la valeur du neurone b (1), qui est actif, par celle de l'influence (qui vaut également 1). On peut dire qu'un tel réseau modélise la fonction logique « ou », car il active le neurone de sortie si la carré du haut « ou » celui du bas est noir.

Cette méthode est flexible, puisqu'il suffit de modifier les influences pour fabriquer la fonction logique « et ». On peut ainsi faire l'exercice : avec des influences valant $\frac{2}{3}$ et $\frac{2}{3}$, le neurone de sortie s'active uniquement lorsque les deux neurones de gauche s'allument, c'est-à-dire lorsque les deux carrés de l'image sont noirs.

Comment passer de ce montage simple au cerveau ? L'approche classique, celle de l'intelligence artificielle dite « symbolique », suppose que le cerveau possède une partie « mémoire » qui code les informations perçues (carré blanc ou noir) et les stocke sous forme de symboles explicites ; et une partie « calculateur » qui effectue les opérations arithmétiques ou logiques sur ces symboles. Ainsi, pour identifier un chat, le cerveau tente d'identifier les symboles pertinents (yeux, pattes, queue, moustaches...) puis applique une règle logique du genre : si (queue = 1) et (pattes = 4) et (moustaches = oui) alors (chat = oui).

Pour Rosenblatt, il s'agit « d'une hypothèse attrayante par sa simplicité et sa clarté » mais qui n'est pas satisfaisante du point de vue biologique. D'abord parce que les études anatomiques montrent que l'organisation du cerveau est très

variable. Comment parviendrait-il alors à exécuter de manière fiable des fonctions qui, dans l'ordinateur, nécessitent un câblage impeccable? Deuxième énigme : comment un tel cerveau pourrait-il reconnaître un objet ou une situation? Pour cela, il faudrait qu'il les compare systématiquement à tous les contenus préalablement stockés, ce qui est irréaliste en temps de calcul et en capacité de stockage. Enfin, comment les connexions entre neurones et leurs influences seraient-elles choisies? Si l'on connaît la fonction à simuler, il est assez facile de trouver une architecture qui fera le travail, à l'image de l'exemple simplifié ci-dessus. Mais comment l'organisme parvient-il à trouver cet agencement, sans créateur qui, de l'extérieur, le lui dicte? Rosenblatt estima que ces trois objections rendaient nécessaire une approche tout à fait différente. Et il allait trouver l'inspiration dans une autre créature née des horreurs de la guerre : la cybernétique.

La cybernétique

La cybernétique a souvent été définie comme une science de la vie au service des sciences de la mort. Elle fut propagée par le mathématicien Norbert Wiener, qui soutenait par ailleurs des positions antimilitaristes et promouvait une « utilisation humaine » des humains. Le concept central de la cybernétique est la rétroaction, le feedback. Son nom vient du grec *kubernêtikê* (κυβερνητική), qui veut dire « pilote d'un bateau », « timonier ». Cette image du timonier dirigeant son bateau en adaptant sa conduite au vent et aux courants résume bien l'intuition centrale de la cybernétique. Pour contrôler un système ouvert aux variations imprévisibles, il vaut mieux utiliser la rétroaction, réagir en direct aux informations reçues, plutôt que de tenter de s'en tenir à une solution calculée a priori. Ainsi, un thermostat ne régule pas la température en calculant la chaleur nécessaire compte tenu de la température souhaitée, de la météo

et des caractéristiques thermiques de la maison (isolation, fenêtres ouvertes...). Ce calcul complexe est remplacé par une simple réaction à l'écart entre la température désirée et la température réelle. Quand il fait trop chaud, le thermostat ordonne à la chaudière de rester éteinte, et quand la température passe en dessous de la valeur désirée, il lui envoie un signal d'allumage. Cette utilisation de la rétroaction était bien connue des ingénieurs, et avait notamment servi dès la fin du XVIII^e siècle à contrôler la puissance des machines à vapeur, grâce au régulateur à boules de James Watt. La cybernétique va introduire un deuxième type de rétroaction, dont les réseaux de neurones sont les héritiers.

La rétroaction classique permet de contrôler un système en lui réinjectant les conséquences de ses actions passées. Si le thermostat a induit un chauffage trop fort, la température s'élève fortement et provoque un arrêt de la chaudière. Mais le fonctionnement du système, sa structure, reste identique. La rétroaction cybernétique est bien plus puissante, car elle est capable d'induire un changement de la structure même de la machine, ce qui correspond à un apprentissage. Dans le cas des machines analogiques, ce changement de structure est assez difficile à réaliser, car les relations sont gravées dans le marbre : elles sont assurées par des engrenages, des tiges, de la matière. C'est la flexibilité de l'ordinateur qui donnera toute sa puissance à l'approche cybernétique.

Wiener eut l'intuition de l'importance de cette rétroaction structurelle pour comprendre le fonctionnement du cerveau. Il prit l'exemple des chocs électriques qui « apprennent » aux animaux à ne pas s'approcher d'une clôture, par un mécanisme proche des fameux réflexes pavloviens. Il suggéra que l'association répétée entre le contact de la clôture et le choc électrique désagréable renforce certaines connexions entre neurones, ce qui « programme » le cerveau pour éviter le contact. Cette intuition géniale mais vague

fut creusée les années suivantes par plusieurs chercheurs dont Frank Rosenblatt, le conduisant à son Perceptron.

L'approche cybernétique est donc fondamentalement différente de l'approche classique. L'information contenue dans le cerveau n'est pas codée de manière explicite dans une mémoire spécifique, et il n'y a pas de processeur séparé effectuant les calculs. Toute l'information est inscrite dans l'état des neurones et les valeurs des influences, qui gardent la trace des corrélations entre stimuli passés, grâce au mécanisme dit de « renforcement » comme dans l'exemple de la clôture électrifiée.

Reprenons l'exemple de la figure 1 pour bien comprendre ce mystérieux apprentissage. C'est crucial pour comprendre le fonctionnement des réseaux de neurones, y compris les réseaux actuels très complexes : cela vaut donc la peine de faire ce petit effort... Comment faire apprendre à ce dispositif la fonction logique «ou»? Concrètement, il s'agit de trouver les valeurs des influences qui reproduiront cette fonction, qui activeront le neurone de sortie lorsqu'au moins un des deux carrés sera noir. Supposons pour simplifier qu'au départ les deux valeurs des influences sont nulles. L'apprentissage se déroule ainsi : on donne à la machine une image, carré noir en bas et blanc en haut, ce qui active le neurone b (valeur 1) mais pas le neurone a (valeur 0). La machine va donc injecter $0 \times 0 + 1 \times 0 = 0$ dans le neurone de sortie, et calculer la réponse (erronée) 0. On va lui signaler qu'elle s'est trompée, car un carré noir devrait suffire pour activer le neurone de sortie. Que va faire la machine de cette information? L'astuce trouvée par Rosenblatt est la suivante : elle va changer les valeurs des influences pour se rapprocher d'une réponse correcte. Concrètement, la formule est :

$$\text{changement_influence} = - \text{erreur} \times \text{valeur_neurone}$$

Pour la comprendre, reprenons l'exemple précédent, en commençant par le neurone b. On connaît toutes les

valeurs de la partie droite de l'équation :

$$\begin{aligned} \text{valeur_neurone_b} &= 1; \\ \text{erreur} &= \text{réponse_observée} - \text{réponse_attendue} \\ &= 0 - 1 \\ &= -1 \end{aligned}$$

Du coup, le changement de l'influence du neurone b vaut 1, ce qui est obtenu suivant la formule présentée plus haut en multipliant l'opposé de l'erreur (+1) par la valeur du neurone_b. La valeur de cette influence est désormais de 1 au lieu de 0. Le même calcul montre que le lien_a ne change pas. En effet, il reste à 0 à la suite du calcul :

$$0 + (1 - 0) \times 0 = 0$$

La machine a bien « appris » de son erreur, puisque les valeurs des influences ont changé, et que cette modification altérera son comportement futur. Enfin, dans les cas où sa réponse est correcte, la formule n'induit aucun changement, puisque l'erreur vaut 0, ce qui conduit à un changement_influence également nul. À quoi bon changer lorsqu'on sait déjà trouver la bonne réponse? Le Perceptron aura donc « appris » la fonction logique « ou » grâce à quelques exemples. Quand on connaît le truc, la magie s'évanouit...

Mort et renaissance du Perceptron

L'approche de Rosenblatt inspira de nombreux groupes de recherche, qui explorèrent les capacités d'architectures plus complexes tout au long des années 1960. Rosenblatt était enthousiaste pour cet embryon de cerveau artificiel, qu'il pensait capable d'apprendre, prendre des décisions et faire des traductions. Nous savons aujourd'hui que son enthousiasme était en partie fondé et pourtant, à la fin des années 1960, ces réseaux de neurones furent pratiquement abandonnés. L'histoire standard du domaine attribue un

rôle majeur à la publication, en 1969, du livre *Perceptrons* par deux chercheurs influents du MIT (Massachusetts Institute of Technology). Marvin Minsky et Seymour Papert y démontraient que le Perceptron de Rosenblatt était incapable d'apprendre une fonction aussi simple que le « ou exclusif ». Celle-ci active le neurone de sortie seulement lorsque l'un des deux carrés est noir, et pas quand ils le sont tous les deux. Ils montrèrent également qu'il est difficile d'apprendre aux perceptrons d'autres types de tâches que des fonctions logiques, et affirmèrent que ces limitations étaient également valables pour les montages plus complexes. Deux années plus tard, Rosenblatt mourut dans un accident de bateau, à l'âge de 43 ans, dans le scepticisme général envers sa géniale invention.

Heureusement, quelques chercheurs ne se laissèrent pas impressionner ni par les arguments mathématiques de Minsky et Papert, ni par leur mainmise sur les financements du domaine de l'intelligence artificielle. Pendant les dernières décennies du xx^e siècle, ils bricolèrent de nombreuses versions de perceptrons, réussissant à les rendre efficaces pour le traitement de données réelles et réfutant les objections de Minsky et Papert. Ces « réseaux de neurones », comme on les appellera désormais, contiennent des neurones plus sophistiqués, empilés sur plusieurs couches. Au lieu de devenir subitement actifs au-dessus d'un certain seuil, leur probabilité d'être excités évolue lentement quand l'excitation par les neurones voisins augmente. Au milieu des années 1980, une équipe a construit NETtalk, un réseau de neurones empilés sur trois couches, capable d'apprendre à lire à voix haute des textes écrits. Un algorithme efficace de calcul des influences entre neurones, la « rétropropagation du gradient », sera promu en France par le laboratoire de Françoise Fogelman-Soulié. En 1989, Yann LeCun montra que de tels réseaux sont capables de reconnaître les chiffres manuscrits des codes postaux.

Mais il fallut attendre le début du XXI^e siècle pour que l'explosion de la puissance des ordinateurs permette de nourrir ces réseaux avec les ressources – données et puissance de calcul – dont ils ont besoin. Pour atteindre ou dépasser les performances humaines, un algorithme d'apprentissage a besoin de digérer plusieurs millions d'exemples. Dans son article de 1988, LeCun avait utilisé une base de 9 298 chiffres manuscrits de codes postaux. En 2012, la base regroupait 60 000 données, puis 240 000 en 2017. Mais les algorithmes montrent toute leur puissance avec des bases bien plus étendues, telle ImageNet, qui contient 14 millions d'images que les « travailleurs du clic » ont manuellement classées en plus de vingt mille catégories, comme « chien », « voiture », etc. Cet énorme nombre d'exemples est nécessaire car la taille des réseaux a aussi beaucoup augmenté, le nombre de neurones doublant tous les 2 ans. Il faut donc ajuster les valeurs de millions de paramètres, notamment les influences entre neurones. Ainsi, pour un réseau de taille modeste, contenant 1 000 neurones, le nombre de liens connectant les neurones est de l'ordre de 1000×1000 , soit un million.

L'éco-logique

Les réseaux de neurones ont permis d'énormes progrès dans de nombreux domaines liés à la perception : conduite automatique, reconnaissance de la parole et des visages, traduction, détection des tumeurs cancéreuses... Je ne m'entendrai pas sur le détail de ces succès, bien documentés par ailleurs. Pour faire le lien entre réseaux de neurones et néolibéralisme, entre Hayek et Rosenblatt, il est plus important de comprendre ce qui fait la force des réseaux et explique du coup aussi leurs faiblesses.

Pour évaluer un outil prédictif – équation, algorithme ou simple intuition – il est plus fructueux de penser en termes non de pure logique, mais d'« éco »-logique,

d'adéquation entre un outil et l'objet auquel on veut l'appliquer. Rien d'étrange à cela : qui voudrait couper le pain avec des ciseaux? Pour simplifier, je vais considérer trois grandes classes d'objets, présentant une variabilité croissante. D'abord, le monde stable ou stabilisé des laboratoires scientifiques, puis un monde intermédiaire, que j'appellerai « cadré », et enfin le monde ordinaire, qui constitue notre quotidien. Je vais montrer que, lorsqu'il s'agit de contrôler un monde rendu reproductible dans un laboratoire, les équations mathématiques sont des outils très puissants. Mais quand l'objet est moins stable, les réseaux de neurones sont plus adaptés, car ils sont plus plastiques, adaptatifs, incorporant une partie de l'inconstance du monde sans dommage. Les réseaux ont cependant des limites : lorsque la variabilité devient trop forte, ils cessent d'être performants et l'intuition humaine devient plus adaptée. Ainsi, l'intelligence artificielle symbolique était capable d'identifier des zéros standardisés, écrits par les ordinateurs, mais, dès les années 1980, les réseaux de neurones sont parvenus à reconnaître les chiffres manuscrits des codes postaux ou des chèques. Mais si au lieu de dessiner le « 0 », on le décrit comme : « le chiffre qui ressemble à la lune », tout humain comprendra mais l'ordinateur sera bloqué... Voyons plus en détail ces trois types de variabilité et les outils adaptés à leur maîtrise.

Le cerveau en équations

Suite à la défaite de Rosenblatt, l'intelligence artificielle fut dominée par l'idée que « penser, c'est calculer ». Heureuse coïncidence, les ordinateurs sont très bons pour stocker et traiter de grandes quantités d'expressions symboliques. Formalisée par Boole et Turing, cette vision du cerveau comme machine à calculer visait à trouver les règles inflexibles qui s'appliquent à ces représentations symboliques, comme celle

permettant d'identifier un chat par ses caractéristiques vue précédemment.

Fidèles à cette vision, Minsky et Papert ont concentré leurs recherches sur des situations simples appelées « micro-mondes ». Pour eux, les sciences qui ont réussi, comme la physique, ont commencé en maîtrisant des situations simples, telles que des plans sans friction ou des corps parfaitement rigides. Leur « monde de blocs » était constitué de blocs colorés de différentes formes et tailles, disposés sur une surface plane. Ils parvinrent à faire manipuler ces objets par les ordinateurs en utilisant des commandes vocales comme : « bouge ce cube vert au-dessus du cube bleu ». Leur espoir était de suivre la route de la physique, qui, une fois maîtrisé le monde simple sans frottement, complexifie progressivement les équations en rajoutant un à un des ingrédients. L'histoire a montré que cette voie d'imitation de l'intelligence humaine était un échec, parce qu'elle ne sait pas s'adapter au contexte : n'importe quel enfant sait qu'un chat reste un chat, même si on lui a coupé les moustaches...

Le monde cadré

Les réseaux de neurones ont permis des avancées pratiques dans de nombreux domaines : jeux (échecs, go), reconnaissance des images, etc. Pour bien comprendre leur logique, analysons en profondeur un exemple emblématique : le réseau joueur d'échecs AlphaZero de la société DeepMind, qui sera ensuite achetée par Google. En 2018, ce programme a réussi à battre Stockfish, alors le meilleur programme d'échecs au monde, un héritier de Deep Blue, l'ordinateur d'IBM qui avait gagné en 1997 face au champion du monde de l'époque Garry Kasparov.

Commençons par les programmes classiques, comme Deep Blue ou Stockfish. Pour dépasser les humains, ils s'appuient sur deux ingrédients : une fonction d'évaluation de la position et l'énorme puissance de calcul des ordinateurs,

qui permet d'explorer les combinaisons plusieurs coups à l'avance. Ces programmes évaluent la position en utilisant une fonction introduite explicitement par les humains, qui résume les connaissances accumulées par des générations de champions. Au niveau le plus simple, on compte la valeur des pièces, sachant qu'un pion vaut 1, un cavalier ou un fou 3, etc. La fonction d'évaluation utilisée par Deep Blue était la plus complexe jamais employée : elle incluait les pions « passés » (qui peuvent se transformer en dame), la présence de tours sur la septième rangée, ainsi que des calculs compliqués liés à la structure des pions ou à la sécurité du roi. Cette dernière considère la sécurité d'un roque côté dame, côté roi ou d'un maintien du roi au centre, la sécurité dépendant des pièces susceptibles d'attaquer, de la structure des pions devant le roi, des colonnes ouvertes...

AlphaZero a construit tout seul sa fonction d'évaluation, à partir des règles du jeu. Pour chaque position, le réseau apprend à calculer deux quantités : la probabilité de victoire et la probabilité de jouer chaque coup, avec l'idée que les coups les plus probables devraient être ceux qui rapprochent de la victoire. Au départ, comme pour le Perceptron, les valeurs des influences entre neurones sont choisies aléatoirement, et l'évaluation d'une situation est très mauvaise. L'ordinateur joue alors quelques centaines de milliers de parties, essentiellement au hasard, et découvre que certaines positions ont souvent conduit à la victoire, et d'autres à une défaite. Le réseau de neurones intègre alors cette information, en changeant les influences entre neurones pour accorder une probabilité plus forte aux positions et aux coups qui ont mené à la victoire. L'ordinateur utilise ensuite ce nouveau réseau pour choisir les coups de quelques centaines de milliers de parties supplémentaires et mettre à jour, grâce aux résultats obtenus, le réseau de neurones. En répétant des centaines de milliers de fois cette boucle d'apprentissage, les chercheurs parvinrent à un réseau de neurones évaluant suffisamment

bien la position pour jouer mieux que quiconque. Et grâce à la puissance des ordinateurs, l'ensemble du processus ne prit que... trois jours!

Qu'est-ce que cet exemple nous apprend sur les réseaux de neurones? La nouveauté essentielle est qu'AlphaZero a développé sa propre fonction d'évaluation, qu'on serait tenté de qualifier de supra-humaine, car elle est qualitativement différente de celle utilisée par les humains. Il a redécouvert une grande partie des tactiques et stratégies gagnantes accumulées par les experts au cours des siècles de pratique. Mais il a ajouté d'autres stratégies, qui commencent à peine à être étudiées par les joueurs professionnels. La magie reviendrait-elle, après tout, par la multiplication des neurones et la complexité des données d'apprentissage? En étudiant les parties qu'AlphaZero a jouées contre Stockfish, on ne peut qu'être saisi par l'efficacité et l'élégance de ce qu'il faut bien appeler un « style ». Comme le dit Kasparov, avec son habituelle modestie : « *J'ai été heureux de voir qu'AlphaZero avait un style dynamique et ouvert comme le mien* ». Mais il a bien raison de noter que « *AlphaZero donne la priorité à l'activité des pièces, préférant des positions qui semblent risquées et agressives* ». Un exemple parmi d'autres est donné par le coup « b4 » choisi dans la position de la figure 2 : au lieu de prendre le pion en c4, AlphaZero préfère offrir à Stockfish un cadeau empoisonné, puisque pendant tout le match son fou se retrouvera coincé derrière ses pions, laissant les mains libres aux blancs qui gagneront le match. Kasparov poursuit ainsi son analyse : « *Les programmes d'échecs reflètent généralement les priorités et les préjugés des programmeurs [soit prudents, soit agressifs], mais comme AlphaZero s'est programmé tout seul, je dirais que son style reflète la vérité* ». AlphaZero est-il réellement parvenu à trouver le style intrinsèque du jeu d'échecs, tel qu'il découle directement de ses règles? Il y a du vrai là-dedans : on n'a pas construit à la main une stratégie prédéfinie : son style a « poussé » spontanément pendant l'apprentissage, à partir

des règles mais aussi de l'architecture précise du réseau de neurones utilisé. Du coup, on pourrait tester l'idée de Kasparov en construisant de nombreux AlphaZero, avec des architectures et des apprentissages variés, pour voir s'ils partagent tous le même style!

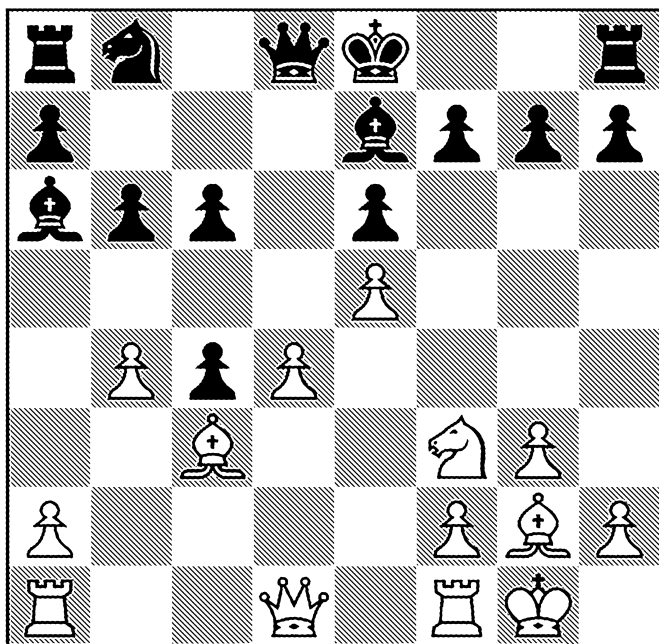


Figure 2 : position de la partie du 4 décembre 2017 entre AlphaZero et Stockfish.

Notons pour finir, car c'est symptomatique des succès des réseaux de neurones, que la structure d'AlphaZero n'est pas reproductible, sûrement à cause de «bricolages» ou de recettes maison que l'équipe de Google n'a pas divulgués lors de la publication. Du coup, une machine concurrente ouverte a été développée par Facebook dans le but de rendre l'apprentissage par renforcement «reproductible et disponible pour les chercheurs du monde entier».

Colophon

Cet ouvrage de la collection **interventions** a été composé avec des logiciels et typographies libres. La mise en page est réalisée en html, css et javascript avec le framework Paged.js (<https://www.pagedmedia.org/>).

Les typographies utilisées sont Chunk Five de Meredith Mandel (<http://www.theleagueofmoveabletype.com/>), Zilla Slab de Peter Bilák & Nikola Djurek (<https://www.typotheque.com/>) et Cousine de Steve Matteson.

Il n'y a qu'une lettre qui change entre le livre et le libre et nous espérons que nos lecteurs nous pardonneront les quelques limitations typographiques rencontrées pour ce volume. Suivre cette collection, c'est suivre les progrès de cette méthode libre de mise en page de livres.

Cet ouvrage a bénéficié de la relecture attentive d'André Sintzoff, que nous remercions.

Imprimé en France par Laballery à Clamecy (58)

N° d'impression : 103511

Achevé d'imprimer en avril 2021

Dépôt légal avril 2021

ISBN 978-2-37662-023-5

<https://cfeditions.com>

Pablo Jensen

Deep earnings

Le néolibéralisme au cœur des réseaux de neurones

Et si l'inspirateur de l'intelligence artificielle n'était autre que le père du néolibéralisme, Friedrich von Hayek...

Intelligence artificielle, *deep learning*, réseaux de neurones occupent le devant de la scène technologique.

Quelle ne fut pas la surprise de Pablo Jensen en découvrant que Frank Rosenblatt, qui invente en 1958 les réseaux de neurones, fait de l'économiste Friedrich von Hayek la source majeure de son inspiration. Ce dernier est surtout connu comme l'idéologue du néolibéralisme.

Politique et informatique, algorithmes et marchés héritent-ils d'une vision commune de notre société ? La modélisation des activités humaines et sociales est-elle soluble dans l'informatique ? C'est à ces questions que répond, avec une grande clarté, la passionnante enquête de Pablo Jensen.

Pablo Jensen est physicien, directeur de recherche au CNRS, spécialiste des systèmes complexes. Il travaille à l'École normale supérieure de Lyon et a publié une centaine d'articles scientifiques et de nombreux ouvrages de vulgarisation.

15 € – imprimé en France
ISBN 978-2-37662-023-5
<https://cfeditions.com>

