

INTELLIGENCES ARTIFICIELLES : DE LA THÉORIE À LA PRATIQUE

Jean-Paul Haton
Emmanuel Haton
Marie-Christine Haton

DUNOD



Ressources numériques. Comment y accéder ?

Vous pouvez consulter certaines images de cet ouvrage dans leur version originale colorisée, soit en flashant directement leur QR-code, soit sur le site www.dunod.com/.

Si vous choisissez cette seconde option, connectez-vous à la page de l'ouvrage : www.dunod.com/ean/9782100858927 et cliquez sur le logo « Les + en ligne ».

**LES + EN
LIGNE**



NOUS NOUS ENGAGEONS EN FAVEUR DE L'ENVIRONNEMENT :



Nos livres sont imprimés sur des papiers certifiés pour réduire notre impact sur l'environnement.



Le format de nos ouvrages est pensé afin d'optimiser l'utilisation du papier.



Depuis plus de 30 ans, nous imprimons 70% de nos livres en France et 25% en Europe et nous mettons tout en œuvre pour augmenter cet engagement auprès des imprimeurs français.



Nous limitons l'utilisation du plastique sur nos ouvrages (film sur les couvertures et les livres).

Mise en page : Kepler

SOMMAIRE

Avant-propos	5
1 L'IA, une histoire de succès et de doutes	7

Les méthodes et modèles de l'IA

2 Comment fonctionne un système d'IA ?	17
3 L'IA symbolique	33
4 Modèles probabilistes et statistiques	51
5 Modèles neuronaux	59
6 Apprentissage	71
7 Modèles génératifs	97

Les applications de l'IA

8 Parole, langue écrite et IA	113
9 Vision artificielle	141
10 IA et santé	155
11 Robotique et voiture autonome	173
12 Autres domaines d'application	193

Les enjeux de l'IA

13	Enjeux économiques de l'IA	223
14	Enjeux éthiques de l'IA	235
15	Vers une IA forte ?	251
16	Perspectives et conclusion	259
	Bibliographie	271
	Index	287
	Table des encarts	291
	Crédits photographiques	293
	Table des matières	295

Avant-propos

Comprendre l'intelligence artificielle, c'est dénouer un paradoxe : comment des technologies de pointe peuvent-elles être aussi présentes dans nos vies, à travers la reconnaissance de la parole, la vision artificielle, l'analyse des données pour le commerce ou la médecine, et pourtant être si méconnues et mal comprises ?

Discipline de recherche depuis le milieu des années 1950, l'intelligence artificielle (IA) connaît au ^{xxi}^e siècle un développement spectaculaire. Son objet est la conception et la mise en œuvre de systèmes informatiques capables d'assurer des tâches réputées intelligentes, comme la perception, l'interprétation, l'aide à la décision et même la création.

L'intelligence artificielle est désormais, probablement pour toujours, championne du monde des échecs et du jeu de go. Mais des applications se développent dans bien des domaines. En médecine, l'aide à l'examen radiologique, au diagnostic ou aux choix thérapeutiques contribue à une pratique plus personnalisée. En robotique, les réalisations concernent l'industrie, la médecine, la domotique, la conduite automobile. Les systèmes de vision artificielle et de traitement de la langue naturelle ont également fait des progrès décisifs grâce à l'IA générative.

Il faut désormais parler d'**intelligences artificielles** au pluriel, tant leurs degrés de complexité et d'ambition sont différents. Certaines sont de simples outils spécialisés qui améliorent une application informatique existante. D'autres, parmi les systèmes récents, ont une vocation généraliste. Demain, des intelligences fortes seront peut-être des sortes de compagnons des humains intégrés à nos vies.

Comprendre les concepts fondamentaux de l'IA permet de prendre conscience de ses possibilités ainsi que de ses limites. Cela constitue également un prérequis à la confiance accordée à la technique et à la science.

Donner à comprendre, voilà notre ambition, tant les principes et les réalisations que les enjeux éthiques et sociétaux. L'ouvrage est composé de trois grandes parties :

- ❶ Les méthodes et modèles de l'IA
- ❷ Les applications de l'IA
- ❸ Les enjeux de l'IA

Ce livre est aussi un travail de vulgarisation. Dans la première partie, il ne recule pas devant les concepts pointus, mais les aborde de façon imagée, accessible à tout lecteur s'intéressant aux sciences.

L'ensemble de l'ouvrage est le résultat de l'expérience des auteurs, tant dans le domaine académique (enseignement et recherche : écoles d'ingénieurs, DEA, Master, doctorat) que dans l'industrie. Certains résultats présentés émanent de projets de recherche et de thèses de doctorat menés dans le laboratoire RFIA (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle) créé par Jean-Paul Haton au sein du LORIA/INRIA de Nancy. Les noms des collègues et doctorants concernés sont cités dans la bibliographie. Les auteurs de cet ouvrage sont heureux de faire état de leurs contributions et les remercient chaleureusement.

Enfin, les auteurs remercient leur fils et frère Sébastien Haton, docteur en Linguistique, pour ses nombreuses relectures, minutieuses et sans concession.

1

L'IA, une histoire de succès et de doutes

— 1. INTELLIGENCE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

L'intelligence artificielle (IA) est la capacité pour une machine d'accomplir des tâches qui sont autrement le propre de l'intelligence humaine.

Depuis Aristote, philosophes et scientifiques cherchent à définir l'intelligence. Pour les besoins de l'IA, nous nous contenterons de définir l'intelligence comme un ensemble de capacités sensorielles, motrices et cognitives (Haton, 1989-1) :

- ✓ conceptualiser le monde réel pour se construire un modèle mental de la réalité ;
- ✓ apprendre ;
- ✓ appliquer des connaissances à différentes situations pour résoudre des problèmes ;
- ✓ communiquer.

Ces capacités se retrouvent, à des degrés divers, dans les systèmes d'IA actuels. L'IA est l'ensemble des théories, modèles et techniques utilisés pour concevoir ces systèmes. Elle se nourrit des avancées dans différents domaines scientifiques. Inversement, l'IA contribue à ce que nous comprenions mieux l'intelligence.

L'IA mérite bien son nom **d'artificielle** car, pour accomplir ces tâches, l'ordinateur ne suit pas nécessairement les mêmes processus qu'un cerveau humain. Bien au contraire, certaines des techniques que nous approfondirons relèvent de l'application de modèles mathématiques abstraits. D'autres techniques s'inspirent effectivement des connaissances sur le fonctionnement de notre intelligence, mais presque toujours en les adaptant considérablement pour tenir compte du domaine d'efficacité et des limitations des ordinateurs.

L'IA est par essence **pluridisciplinaire**. La réalisation d'un système fait largement appel aux techniques avancées de l'informatique. Ses besoins spécifiques

ont même nécessité le développement de langages et de machines spécifiques. Mais l'IA puise également ses sources dans d'autres disciplines : logique et psychologie cognitive (pour les fondements de la représentation des connaissances et du raisonnement), linguistique (pour le traitement du langage naturel écrit et parlé), neurosciences (pour les réseaux neuronaux et l'apprentissage), ergonomie, philosophie et sans doute un jour biologie (*cf.* figure 1.1).

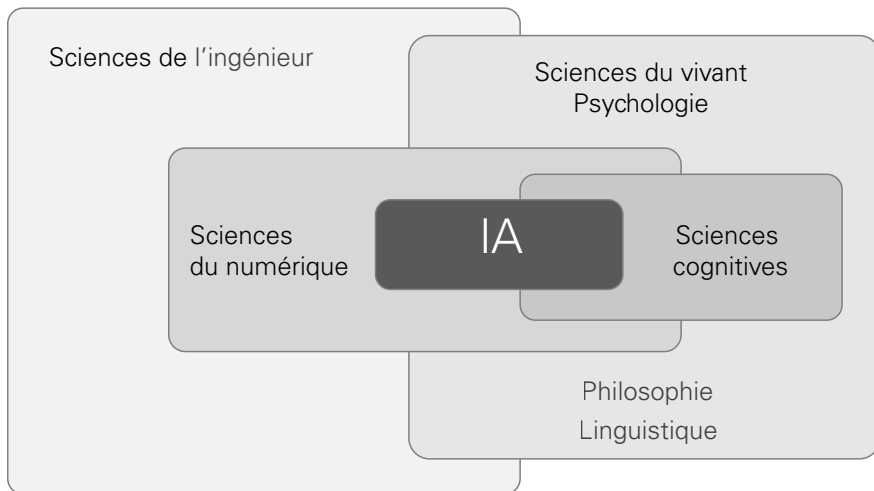


Figure 1.1 – L'IA, carrefour de disciplines, adapté de (Wahlster, 2002).

Enfin, l'IA est une composante essentielle des sciences du numérique. Les progrès de l'IA reflètent aussi les progrès des ordinateurs. En 1965, Gordon Moore, qui sera ensuite cofondateur d'Intel, observait que la densité de circuits dans un microprocesseur augmentait de façon exponentielle au fil des années et il prédisait que cela continuerait. En deux générations humaines, le numérique a effectivement vu la puissance des microprocesseurs multipliée un million de milliards de fois. L'humanité n'a jamais connu au cours de son histoire une révolution technologique aussi rapide.

L'IA s'illustre par ses succès dans des domaines complexes, comme la victoire du programme de jeu d'échecs Deep Blue contre le champion du monde Garry Kasparov en 1996-1997 (*cf.* figure 1.2), du programme de jeu de go AlphaGo contre les meilleurs joueurs mondiaux (*cf.* figure 1.3) ou des programmes Libratus et Pluribus au poker. Les systèmes d'IA font aujourd'hui jeu égal avec l'humain, et parfois mieux, dans des tâches plus complexes et moins cadrées. Citons les performances du logiciel Watson au jeu télévisé américain de questions-réponses *Jeopardy!*, la reconnaissance d'images, la reconnaissance de la parole ou les jeux de stratégie. Plus récemment, l'IA fait des incursions dans le domaine créatif, en produisant des textes et des images que l'on pourrait croire humains.



Figure 1.2 – Le champion du monde d'échecs Garry Kasparov pendant sa quatrième partie contre l'ordinateur IBM Deep Blue (New York, États-Unis, 7 mai 1997).



Figure 1.3 – Le joueur de go chinois Ke Jie affronte AlphaGo (Wuzhen, Chine, 25 mai 2017).

L'IA est également omniprésente dans notre vie quotidienne. Un exemple parmi beaucoup d'autres est le téléphone portable dont de nombreuses fonctionnalités relèvent de l'IA : assistant vocal, étiquetage de photos, identification par empreintes digitales ou reconnaissance faciale, traduction automatique, calcul d'itinéraires, moteurs de recommandations.

— 2. L'IA DÉPASSERA-T-ELLE L'INTELLIGENCE HUMAINE ?

L'**IA faible** (en anglais *narrow AI*) est celle des systèmes actuels, qui atteignent des résultats de très haut niveau, souvent comparables ou supérieurs à ceux d'êtres humains, mais dans leur domaine de spécialité restreint, pour lequel ils ont été entraînés.

L'**IA forte** ou générale (en anglais *general AI* ou *artificial general intelligence*) tend vers celle de l'être humain, capable d'apprendre à mener des tâches complexes dans des domaines très différents, ou de comprendre et de raisonner sur des sujets variés en se fondant sur l'expérience acquise. Conscience de soi, conscience du monde environnant et émotions en sont des composantes de base. L'IA forte est encore dans les laboratoires de recherche et il est bien difficile de prédire quand elle en sortira. Les opinions en la matière sont très variables. Certains, tels Herbert Dreyfus ou Roger Penrose, pensent que l'IA forte n'existera jamais. Beaucoup pensent qu'elle apparaîtra, mais à des échéances variant de 10 à 100 ans. Nous présentons ce débat au chapitre 15.

— 3. LES MOMENTS CLÉS DE L'HISTOIRE DE L'IA

3.1 L'intuition de Turing

L'histoire des sciences est jalonnée de grands noms de précurseurs : Raymond Lulle, Gottfried Wilhelm Leibniz, George Boole, Gottlob Frege, Kurt Gödel. En 1950, alors que l'informatique est balbutiante, le mathématicien anglais Alan Turing lance la question : « Les machines peuvent-elles penser ? » et invente le **test de Turing**. Dans ce test, une personne interroge une machine et un être humain qu'elle ne voit pas. Lorsque, sur la base des réponses fournies, l'interrogateur ne peut plus distinguer l'être humain de la machine, la machine est déclarée intelligente. Les questions peuvent être de tout type. Turing pensait que « d'ici une cinquantaine d'années, il sera possible de programmer des ordinateurs [...] qui joueront si bien au jeu de l'imitation qu'un interrogateur ordinaire n'aura pas plus de 70 % de chances d'identifier son interlocuteur après cinq minutes d'interrogatoire ». Depuis 1990, un concours annuel (le Prix **Hugh Loebner**) récompense le programme le plus proche de réussir le test de Turing.

Pour l'instant, aucun programme n'a pu tromper un interrogateur pendant un temps suffisamment long. Les tentatives ont été nombreuses, à commencer par

le système Eliza (Weizenbaum, 1966) qui simule le dialogue entre un psychothérapeute et son patient en recherchant des mots clés dans le discours du patient, mais sans aucune capacité de compréhension. Les agents conversationnels (*chat-bots*) qui se sont multipliés ces dernières années augmentent progressivement leur aptitude à mener un dialogue avec un être humain, comme le montre le Prix Alexa lancé par Amazon (Khatri, 2018). Mais on peut aussi contester, sur un plan philosophique, qu'une machine puisse jamais penser... (Searle, 1980) ou qu'elle soit dotée d'une sensibilité, autrement dit qu'elle soit sentiente.

3.2 La *Dartmouth Conference* de 1956

Le terme *Artificial Intelligence*, dû à John McCarthy, est apparu en 1956 lors d'une école d'été, la *Dartmouth Conference*, réunissant un ensemble de jeunes chercheurs dont certains deviendraient de grands noms du domaine. Ils allaient créer des laboratoires universitaires américains qui comptent encore parmi les meilleurs au monde : Université Stanford (John McCarthy), MIT (Marvin Minsky), Carnegie-Mellon (Alan Newell et Herbert Simon). L'ambitieuse conjecture énoncée par ces chercheurs est que « tout aspect de l'apprentissage ou de toute autre caractéristique de l'intelligence humaine peut être décrit de façon suffisamment précise pour qu'il soit possible de le simuler sur une machine ».



De gauche à droite : Oliver Selfridge, Nathaniel Rochester, Ray Solomonoff, Marvin Minsky, Trenchard More, John McCarthy et Claude Shannon (avec l'aimable autorisation de N. E Rochester).

Figure 1.4 – Sept des participants à la *Dartmouth Conference* de 1956.

L'optimisme était général et tous pensaient que la conception d'une machine « totalement intelligente » prendrait au plus quelques décennies... Herbert Simon prédisait en 1965 qu'en 1985 une machine serait capable d'accomplir toutes les

tâches faites par un humain. Marvin Minsky, encore plus optimiste, estimait en 1970 qu'une machine atteindrait le niveau d'intelligence générale identique à l'humain avant dix ans. John McCarthy l'avoua un demi-siècle plus tard : « L'IA est plus difficile que nous le pensions ». Plus visionnaire, Joseph Carl Robnett Licklider envisageait en 1960 une symbiose entre l'humain et la machine.

La *Dartmouth Conference* fut l'occasion d'étudier les bases du raisonnement abstrait, de la résolution de problèmes, de l'apprentissage, thèmes qui constituent toujours le cœur de nombreux travaux en IA. Les travaux pionniers ont ainsi abordé les domaines des jeux (échecs, dames), de la reconnaissance de formes (parole et écriture) et de la démonstration logique de théorèmes.

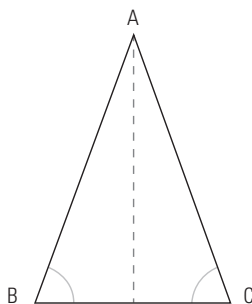
Ce dernier domaine, celui de la logique, connut des succès rapides, bien qu'il ne soit aujourd'hui plus sur le devant de la scène. Le système Logic Theorist démontra plus de la moitié des théorèmes des *Principia Mathematica*, ouvrage de référence du début du xx^e siècle rédigé par Whitehead et Russell, parfois avec une démonstration plus élégante que ce qui avait été formulé auparavant. Ces systèmes fondés sur la logique font partie de la famille des systèmes de **résolution de problèmes**, à laquelle appartenait le General Problem Solver d'Alan Newell et Herbert Simon (Newell, 1961) et, en France, le système Alice de Jean-Louis Laurière (Laurière, 1976).



Intuition scientifique : la logique originale du Geometry Theorem Prover

Le Geometry Theorem Prover est un démonstrateur de théorèmes en géométrie élémentaire, financé par IBM en 1959.

Le raisonnement de GTP fonctionne en arrière, en partant du théorème à démontrer, et émet des conjectures à partir de propriétés connues. Les démonstrations qu'il trouve ne sont pas forcément les démonstrations classiques adoptées par les mathématiciens.



Au problème « Dans un triangle ABC, l'angle B est égal à l'angle C. Démontrez que le côté AB est égal au côté AC », GTP apporta le raisonnement suivant : « Considérons les triangles ABC et ACB : ces deux triangles sont semblables et possèdent des côtés correspondants BC et CB égaux. Ils sont donc égaux et AB est en conséquence égal à AC ». La démonstration a surpris, plus simple et plus élégante que celles des manuels de l'époque (Gelertner, 1963).

— 4. BREF HISTORIQUE

La naissance « officielle » de l'IA fut précédée d'une longue période de gestation. Les développements théoriques et pratiques sur les automates d'une part, et les travaux en logique mathématique d'autre part, en constituent les fondements.

Sur le premier point, celui des machines automatiques, on peut citer Charles Babbage et sa machine « analytique » (1842) ou Alan Turing et sa machine universelle (1936). Sur le second point, celui de la logique mathématique, les travaux marquants sont dus à Gottfried Wilhelm Leibniz, George Boole, David Hilbert. Mentionnons aussi Kurt Gödel et Alonzo Church, qui bornaient cependant les ambitions : vers 1930, leurs travaux sur l'indécidabilité et l'incomplétude démontraient qu'il existe des classes de problèmes dont la solution n'est pas algorithmique, c'est-à-dire qu'elle ne s'exprime pas sous la forme d'une suite finie d'opérations à effectuer dans un ordre précisé.

Le catalyseur qui a conduit à la véritable naissance de l'IA a été l'apparition des ordinateurs vers 1943. Dès cette époque, quelques pionniers ont abordé le problème de doter ces machines d'intelligence.

La cybernétique, mouvement scientifique de l'après-Seconde Guerre mondiale autour de Norbert Wiener (Wiener, 1948), W. Ross Ashby, Louis Couffignal et beaucoup d'autres, a joué un rôle dans la genèse de l'IA, notamment avec la notion de régulation et le concept clé de rétroaction (*feedback*), aussi bien chez l'animal que dans la machine, toujours aussi important pour les réseaux neuronaux ou la robotique.

4.1 L'apparition des modèles neuronaux

En 1957, Frank Rosenblatt, un spécialiste de psychologie cognitive, invente le perceptron monocouche. Il s'agit d'un réseau inspiré de la structure du cerveau (Rosenblatt, 1958). C'est le premier dispositif capable d'apprendre et l'ancêtre des réseaux neuronaux. Le *New York Times* louait en 1958 le perceptron comme le premier appareil pensant comme un être humain... Le perceptron de Frank Rosenblatt à l'université Cornell était un appareil électronique et non un logiciel. Les connexions étaient constituées de fils reliant physiquement les « neurones ». L'intérêt pour ces modèles a décliné vers 1970, après la publication d'un livre sur leurs limites par Marvin Minsky et Seymour Papert (Minsky, 1969).

Il faudra attendre le perceptron multicouche et la redécouverte de l'algorithme d'apprentissage associé (Rumelhart, 1988 et Le Cun, 1998) pour relancer le domaine.

Aujourd'hui, les réseaux profonds occupent la scène au point d'occulter d'autres domaines de l'IA. Ils peuvent comporter une centaine de couches de neurones. Grâce à l'apprentissage profond, alimenté par de très grandes quantités de données, ils atteignent d'excellentes performances dans des applications très diverses.

4.2 L'explosion des années 2000

Un facteur a révolutionné l'IA dans les années 2000, c'est la généralisation des ordinateurs avec de grandes puissances de calcul à des prix abordables. Jusque-là, la technologie des ordinateurs avait été un facteur limitant pour faire tourner les modèles d'IA complexes.

Soudain, la rapidité des microprocesseurs, ainsi que la taille des mémoires, devenaient suffisantes pour pratiquer l'apprentissage automatique (*machine learning*) sur de grands ensembles de données. Année après année, les records de performance tombaient dans des domaines aussi variés que la reconnaissance de la parole, la vision artificielle et d'autres. Des applications commerciales performantes devenaient possibles : elles se sont emparées de notre quotidien.

Pour le chercheur en IA, il faut bien avouer une frustration. Les systèmes fondés sur l'apprentissage automatique, soit dans des réseaux neuronaux profonds, soit dans des modèles statistiques, ont des performances remarquables, mais ce sont des modèles qui « retiennent sans comprendre » et sont souvent incapables d'expliquer leurs raisonnements. Ils ont la force brute apportée par la masse des données d'apprentissage.

Or, pendant des années, et pour tenir compte des limitations des systèmes informatiques, il avait au contraire fallu faire preuve d'une créativité extraordinaire pour modéliser l'intelligence humaine et étudier le fonctionnement du cerveau, dans l'idée de mettre au point une forme d'intelligence artificielle qui soit efficace en parvenant à donner à la machine une sorte de **compréhension** de son univers. Nous sommes souvent déçus que ces voies de recherche soient éclipsées par les succès opérationnels du moment. Mais toutes ces recherches sont pertinentes, et nous pensons que l'avenir de l'IA réside dans l'approfondissement de ces voies et le couplage des différentes approches.

Conclusion

Quasiment contemporaine de l'informatique, l'IA est entrée dans notre vie quotidienne, bien que le chemin soit encore long vers une machine véritablement intelligente.

PARTIE 1

Les méthodes et modèles de l'IA

2

Comment fonctionne un système d'IA ?

— INTRODUCTION : QUE FAIT UN SYSTÈME D'IA ?

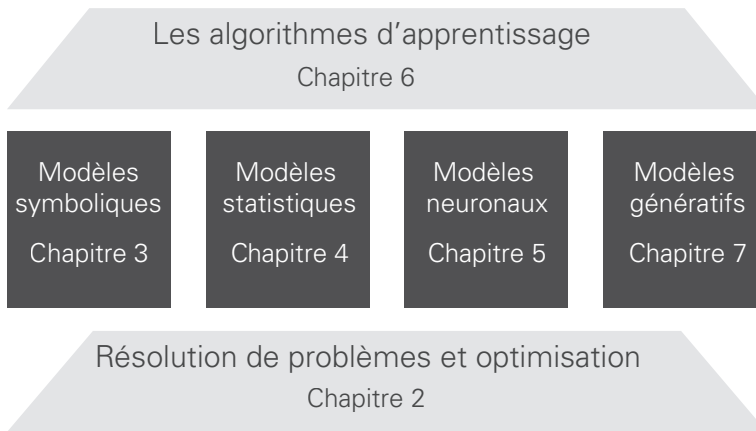
De même que l'intelligence a plusieurs facettes, l'IA trouve à s'appliquer de différentes façons. Selon les cas, un système d'IA peut :

- ✓ résoudre certaines catégories de problèmes en recherchant des solutions optimales ;
- ✓ reconnaître des formes, le terme « formes » étant très large et pouvant recouvrir aussi bien des images que de la parole ou d'autres choses ;
- ✓ représenter des connaissances et formaliser des raisonnements en vue de prendre une décision ;
- ✓ apprendre ;
- ✓ créer des textes et des images ;
- ✓ faire appel à l'intelligence collective, c'est-à-dire combiner différentes approches pour parvenir à un meilleur résultat.

— 1. COMMENT FONCTIONNE UN SYSTÈME D'IA ?

Notre objectif est de présenter les grandes techniques actuelles en faisant découvrir leurs principes de fonctionnement intime, ce qui permet de comprendre leurs performances et leurs limitations, et aussi leur histoire et leur avenir.

En réalité, en fonction des applications, des techniques très variées sont utilisées. Au « cœur du réacteur » des systèmes récents figurent quatre approches fondamentales :



1.1 Les modèles symboliques

Quand un médecin utilise un système d'aide pour réaliser un diagnostic, ce système applique un ensemble de règles qui synthétisent les connaissances expertes sur le sujet. À partir des données d'entrée observées, il est capable de proposer et d'expliquer des diagnostics possibles. Il peut aussi poser des questions complémentaires ou suggérer des tests pour décider entre différentes hypothèses.

Ce type de système repose sur une approche symbolique de l'IA, fondée sur la représentation explicite des connaissances, à la manière d'un langage. Les modèles symboliques sont le sujet du chapitre 3.

1.2 Les modèles numériques statistiques

Quand vous demandez à votre navigateur Internet de traduire la page affichée de l'anglais vers le français, le moteur de traduction est un système d'IA qui applique souvent une approche statistique. Le système a été mis au point par apprentissage à partir de très grandes bases de données de texte dans les deux langues. Il a ainsi « appris » un ensemble complexe de probabilités qui reflète la correspondance entre l'anglais et le français.

Les modèles numériques statistiques sont étudiés dans le chapitre 4.

1.3 Les modèles numériques neuronaux

Si vous déverrouillez votre smartphone grâce à la reconnaissance de votre visage, vous faites appel à un logiciel de vision artificielle dont le cœur est un réseau de « neurones » numériques. Leur niveau de performance est étonnamment bon mais ils sont encore mal compris, car le processus suivi pour atteindre le résultat n'est pas explicite : il est la résultante des millions ou milliards de paramètres incorporés dans les connexions entre neurones individuels au cours de l'apprentissage.

Les modèles numériques neuronaux sont le sujet du chapitre 5.

1.4 Les modèles génératifs

Si vous utilisez ChatGPT pour vous aider à rédiger un rapport professionnel ou un poème d'amour, vous recourez à un modèle de langue avancé servant à produire du contenu nouveau, c'est-à-dire un modèle génératif, présenté au chapitre 7.

Le processus d'apprentissage, fondamental pour tous les modèles, est expliqué au chapitre 6.

— 2. PREMIERS PAS : LES MÉTHODES DE RÉOLUTION DE PROBLÈMES

Avant de décrire ces modèles avancés dans les chapitres suivants, nous présentons plusieurs approches de résolution de problèmes, puis les principes de la reconnaissance des formes. Ce sont les précurseurs de l'IA. De plus, ce sont des outils complémentaires très souvent utilisés au sein des systèmes complexes. Ils font appel à l'informatique, aux mathématiques et à la logique.

Que le lecteur non scientifique reste confiant : dans les textes encadrés, nous entrons dans certains détails informatiques et mathématiques. Ils ne sont pas nécessaires pour suivre le déroulement du livre.

2.1 Exploration de solutions

Parmi les premiers problèmes que l'on a tenté de faire résoudre par les ordinateurs figurent des jeux et la preuve de théorèmes. Dans ces domaines, on peut décrire l'univers par des données et des règles bien définies et en nombre raisonnable. Les informaticiens ont mis au point des méthodes pour explorer les solutions possibles afin de trouver celle qui est optimale.

Quand on explore systématiquement toutes les possibilités, on dit que l'algorithme utilise la « force brute ». C'est envisageable pour des problèmes simples.

Au cours de l'exploration, on appelle *état* la situation du problème à un moment donné. Dans le cas du jeu d'échecs, par exemple, l'état du jeu est complètement donné par la configuration de l'échiquier. L'espace des états successifs du problème est représenté par un graphe, dont chaque nœud représente un état et chacun des arcs une transition faisant passer d'un état à un autre, en suivant une transition permise par les règles du jeu. Résoudre un problème consiste à se déplacer dans ce graphe.

La figure 2.1 présente un tel graphe, très simple, pour le jeu du morpion. C'est un extrait du graphe général qui représente les états du jeu, en partant de la situation décrite en haut, à la racine. C'est au joueur des croix de jouer. La valeur des positions terminales, en bas, est déterminée par les règles du jeu : gagnante pour le joueur des croix, gagnante pour le joueur des ronds ou partie nulle. Les flèches

pleines pointent vers une position gagnée par le joueur des ronds. Les flèches en pointillé pointent vers une position nulle. On voit que l'état de départ est défavorable au joueur des croix, car le joueur des ronds pourra toujours jouer des coups qui le mèneront à la victoire.

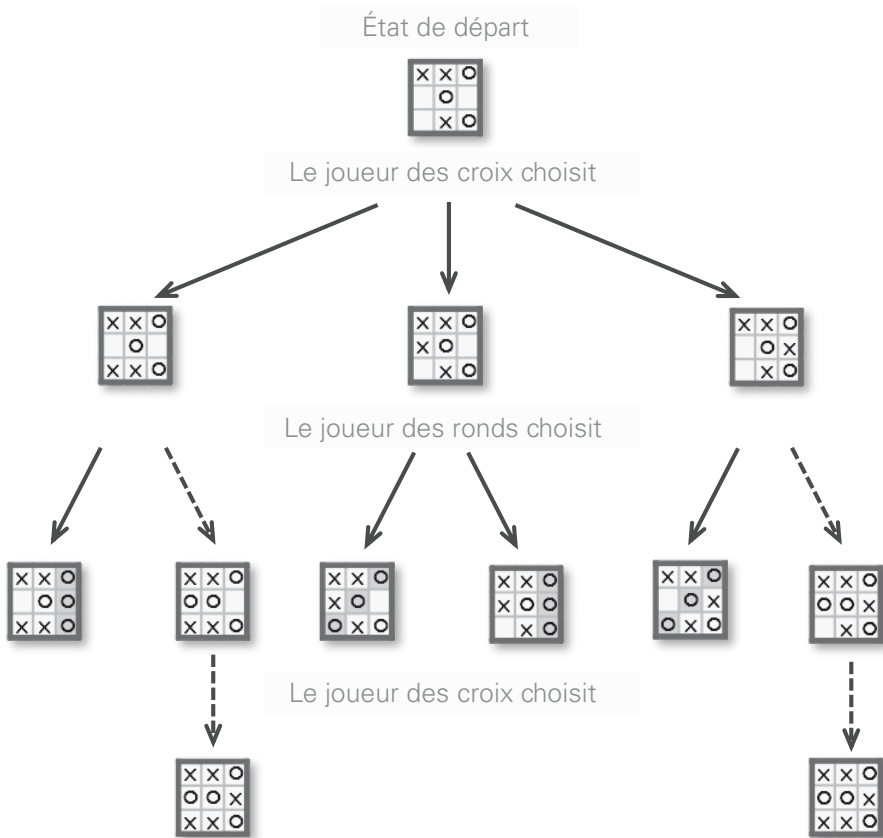


Figure 2.1 – Le jeu du morpion ou tic-tac-toe, d'après (Coulom, 2009).

Pour parcourir tous les nœuds (Nilsson, 1980), deux techniques peuvent être adoptées (cf. figure 2.2) :

1. La recherche **en largeur** : on explore d'abord les nœuds de premier niveau, directement reliés au nœud initial. Si une solution est trouvée, alors le processus s'arrête. Sinon on itère le processus au niveau de profondeur suivant. Cette méthode garantit d'atteindre une solution, s'il en existe, ou toutes les solutions si l'on poursuit la recherche jusqu'au bout.
2. La recherche **en profondeur** : la démarche revient à explorer un chemin en l'approfondissant de haut en bas jusqu'au bout, jusqu'à arriver à un cul-de-sac ou à une solution. Si on est dans un cul-de-sac, alors on remonte à la bifurcation précédente et on emprunte un autre chemin en profondeur. Cette méthode de

recherche peut conduire à parcourir des chemins infiniment longs sans succès ; c'est pourquoi elle est dite **non algorithmique**. Pour pallier cela, on peut fixer une profondeur limite à laquelle on s'arrêtera. Aux échecs, par exemple, on peut décider d'arrêter la recherche après une profondeur de dix coups au maximum.

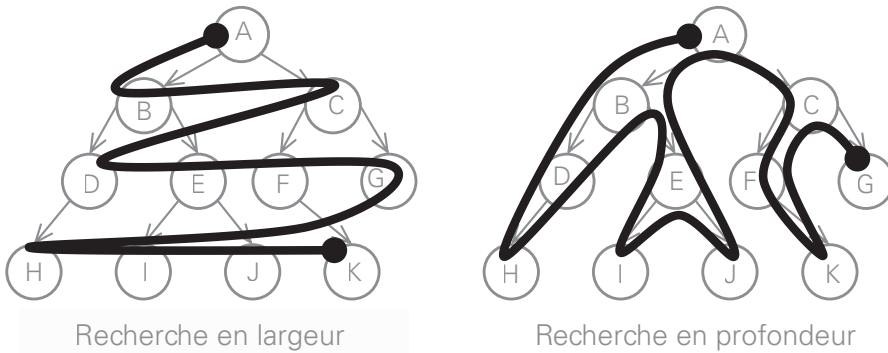


Figure 2.2 – Les deux familles de parcours (Abboud, 2018).

Dans les jeux à deux joueurs, les flèches du graphe correspondent alternativement à des situations où c'est à moi de jouer et des situations de mon adversaire (cf. figure 2.3). Or, je ne maîtrise pas les coups de l'adversaire. Dans ce cas, on applique dans l'exploration la méthode du **minimax** :

- ✓ quand c'est à moi de jouer, je peux choisir le chemin qui m'est le plus favorable ;
- ✓ quand c'est à l'adversaire de jouer, je prends en compte le chemin qui m'est le plus défavorable, c'est-à-dire que je suppose que l'adversaire est intelligent (aussi).

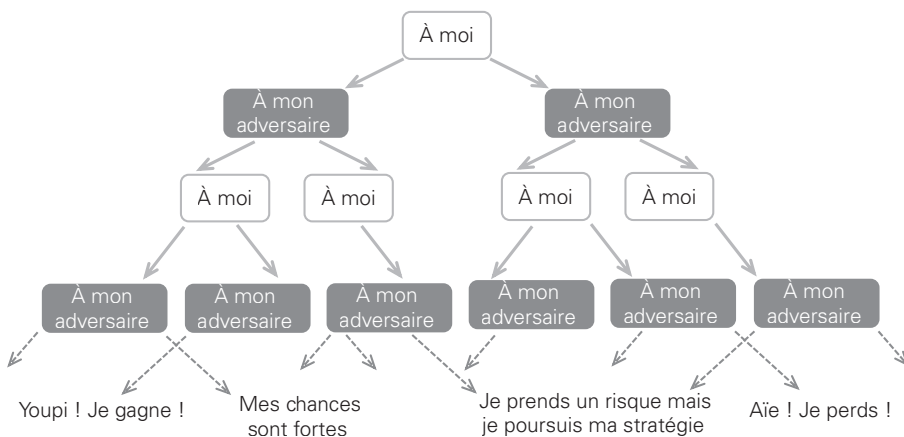


Figure 2.3 – Développement d'un graphe dans le cas d'un jeu à deux joueurs.

2.2 Exploration de solutions par méthodes heuristiques

Les méthodes systématiques précédentes sont le plus souvent peu efficaces, car elles consistent à explorer une à une toutes les possibilités. Or, pour des problèmes réels, ce nombre est gigantesque. On peut explorer tous les coups possibles au jeu de morpion, mais aux échecs c'est impensable. Au jeu de go, la combinatoire est tellement énorme que, jusqu'à l'an 2000, les prévisions les plus optimistes n'envisageaient pas la victoire d'une machine sur l'humain avant plusieurs dizaines d'années. Pour une fois, l'erreur était dans le sens du pessimisme...

Si l'on observe la démarche du joueur d'échecs averti, on s'aperçoit qu'elle est beaucoup plus subtile (Polya, 1957). Pour évaluer l'état du jeu, il considère le nombre et la disposition des pièces, et il met en œuvre des stratégies offensives ou défensives, comme la recherche du contrôle des positions centrales, l'échange favorable de pièces, etc.

Ce sont là des méthodes **heuristiques** (du grec « qui aide à trouver »), c'est-à-dire des approches simplifiées qui permettent de chercher des solutions à des problèmes ardues. Trouver une solution n'est pas garanti et, si l'on en trouve une, elle n'est pas forcément optimale. Mais, bien souvent, on n'a pas besoin à tout prix de la solution optimale. Les personnes chargées de résoudre des problèmes de planification, par exemple, sont satisfaites d'une « bonne » solution obtenue dans un temps raisonnable.

La recherche heuristique d'une solution à un problème consiste à « élaguer » l'ensemble des chemins de résolution possibles pour n'envisager que les plus prometteurs.

L'approche est très courante en IA (Pearl, 1990). En plus des problèmes où la force brute est inefficace, elle permet d'aborder les problèmes pour lesquels il n'existe pas du tout d'algorithme connu. Ces problèmes sont répandus dans le champ de la perception, de la prise de décision ou de la conception.

Les secrets de l'algorithme d'AlphaGo

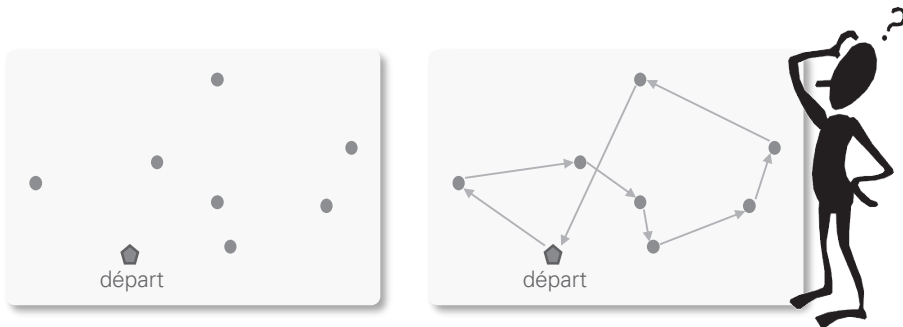
L'espace de recherche du go est d'une complexité bien supérieure aux échecs. Il suffit de savoir que le nombre de coups de départ possibles est de 20 pour les échecs et de 361 pour le go. Il est impossible de développer un graphe de recherche complet, même en limitant la profondeur de recherche : les limites de temps de calcul obligeront à s'arrêter à un nombre de coups très insuffisant. De plus, il est difficile de déterminer la valeur d'un état intermédiaire du plateau de jeu : la partie peut basculer jusqu'au bout.



La solution adoptée par AlphaGo est une combinaison d'exploration heuristique et d'approche aléatoire. Pour décider du coup suivant, le programme fait une sorte d'exploration en profondeur non pas systématique mais aléatoire, en choisissant les coups à jouer aléatoirement jusqu'à arriver à la fin de la partie, avec son résultat de victoire ou de défaite. Chaque partie peut être simulée très rapidement. On répète un grand nombre de parties pendant le temps alloué et on obtient une sorte d'échantillonnage des états possibles. On est alors en mesure d'attribuer une valeur à chaque état exploré en calculant la moyenne du résultat de toutes les parties aléatoires qui passent par cette position (c'est la méthode statistique dite de Monte-Carlo). On choisit alors le coup à jouer dont la valeur moyenne est la meilleure.

C'est là une des facettes du logiciel AlphaGo. Il utilise aussi des réseaux neuronaux perfectionnés, avec un apprentissage par renforcement. Il s'agit d'un bel exemple de complémentarité entre IA numérique – réseaux neuronaux – et IA symbolique – recherche arborescente (Silver, 2016).

On utilise les heuristiques pour la **planification d'actions**, qui revient à décider de la suite d'actions élémentaires pour atteindre un but. Un exemple typique est celui d'un robot qui se déplace pour effectuer une tâche (Latombe, 1991). Un autre cas classique est la tâche, apparemment simple, dite « du voyageur de commerce », qui doit planifier sa tournée de clients en parcourant au total la distance la plus courte possible (cf. figure 2.4). Pour traiter l'**explosion combinatoire** du nombre des solutions possibles, le voyageur fait appel à des heuristiques : par exemple, aller d'abord à la ville la plus proche, puis continuer de proche en proche. Il peut aussi être influencé par ses habitudes, etc.



Le problème classique du voyageur de commerce est présenté ici avec 8 villes à parcourir, et l'un des 2 520 trajets possibles. On décompte plus de 180 000 possibilités pour 10 villes, et plus de 60 millions de milliards pour 20 villes. Impossible de décider sans heuristiques !

Figure 2.4 – Le problème du voyageur de commerce.

La recherche d'un trajet avec votre GPS utilise elle aussi un algorithme heuristique, l'algorithme « A* » et ses dérivés. Cet algorithme créé en 1968 est simple et possède des propriétés mathématiques qui le rendent difficile à battre, sauf à connaître des heuristiques spécifiques à la carte donnée.



Intuition scientifique : l'algorithme de recherche du GPS

À mesure qu'il explore les points intermédiaires possibles du trajet, l'algorithme calcule pour chacun un « coût », selon que passer par ce point rapproche du but ou non.

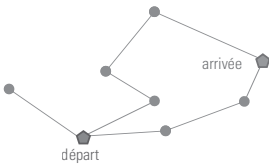
Arrivé à un point, l'algorithme calcule le coût de tous les points voisins. L'heuristique s'applique alors : l'exploration continue en commençant par le point déjà évalué qui a le coût le plus bas.

Plus précisément, le coût attribué à un point est calculé ainsi :

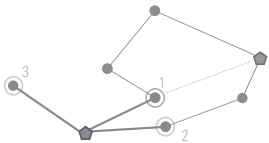
$$\text{Coût} = d1 + d2$$

d1 est la longueur du trajet parcouru depuis le départ pour arriver au point, d2 est la distance restante jusqu'à l'arrivée, à vol d'oiseau.

Illustrons-le avec un exemple :



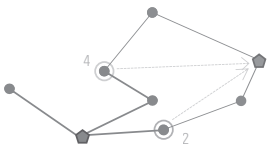
Voici la carte sur laquelle nous pouvons nous déplacer. Nous sommes initialement au point de départ.



Évaluons le coût des trois points voisins auxquels nous pouvons aller directement.

Le point le plus prometteur est noté (1) : c'est celui qui va le plus droit au but.

Nous appliquons l'heuristique A* : l'exploration continue depuis ce point (1).



On évalue le coût des points voisins de (1) : il y en a un, le point noté (4).

Nous avons deux points non complètement explorés, (2) et (4). Le plus prometteur est maintenant (2) : son coût (chemin déjà parcouru + distance restante) est meilleur que (4).



À partir du point (2), nous évaluons le point (5). Il rapproche du but : son coût est à nouveau meilleur que (4).



Du point (5), on arrive au but. L'algorithme s'arrête. La solution proposée est le chemin en gras.



Dans notre exemple, nous avons recherché le chemin le plus court. On peut l'adapter pour chercher le chemin le plus rapide : au lieu de calculer le coût à partir de la longueur des segments, on le calcule sur le temps de parcours.

Une base de données GPS est formée d'un graphe de segments qui relie des points. Chaque segment est caractérisé par sa longueur en kilomètres et son temps de parcours, et éventuellement par des informations complémentaires comme la consommation d'essence pour le parcourir ou la pente, qui permettent d'autres optimisations de la recherche.

Bien sûr, pour tenir compte des sens de circulation, un segment est orienté dans un sens. Un morceau de route qu'on peut parcourir dans les deux sens est représenté par deux segments.

3. RECONNAISSANCE DES FORMES

La reconnaissance des formes (Simon, 1997) consiste à identifier et classifier des formes de nature et de structure variées :

- ✓ **identifier** des mots dans un signal vocal, une image d'empreinte digitale, un caractère manuscrit, un visage, etc. ;
- ✓ **classifier** une lecture d'électrocardiogramme selon qu'il est normal ou anormal, classifier un ensemble de paramètres décrivant l'état d'un patient ou d'un processus industriel, etc.

3.1 Composants d'un système de reconnaissance

Un système de reconnaissance de formes comporte trois parties (cf. figure 2.5) :

- ✓ un étage de **saisie** (microphone, caméra, etc.), souvent doté d'un étage de prétraitement pour améliorer la qualité, par exemple en supprimant le bruit ;
- ✓ un étage de **paramétrisation**, chargé d'extraire les paramètres représentatifs. Pour une reconnaissance d'images, on cherche souvent à identifier les contours présents dans l'image. Pour une reconnaissance de la parole, on extrait les fréquences sonores. Après cette paramétrisation, les données sont représentées par une suite de nombres ;
- ✓ un étage de **décision**, qui identifie une forme et la classifie par comparaison à des modèles appris préalablement et conservés en mémoire.