

INTELLIGENCES ARTIFICIELLES : DE LA THÉORIE À LA PRATIQUE

Jean-Paul Haton
Emmanuel Haton
Marie-Christine Haton

2^e édition

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/9782100892853 et cliquez sur le logo « Les + en ligne ».

LES + EN

LIGNE



NOUS PROTÉGEONS LE DROIT D'AUTEUR :

Ce livre ne peut être reproduit ni utilisé à des fins d'entraînement de systèmes d'intelligence artificielle.

La fouille de textes et de données est interdite conformément à l'article 4(3) de la Directive (UE) 2019/790.

Toute reproduction ou diffusion de cet ouvrage, même partielle, sans autorisation, est strictement interdite.

Le piratage porte atteinte au travail des auteurs et fragilise l'ensemble de la chaîne du livre.

En partageant ou reproduisant ce livre illégalement, vous mettez en danger celles et ceux qui le créent, le produisent et le diffusent.



NOUS NOUS ENGAGEONS EN FAVEUR DE L'ENVIRONNEMENT :

Nos livres sont imprimés sur des papiers certifiés dans des formats optimisés pour limiter la perte.

Nous imprimons 70% de nos livres en France et 25% en Europe.

Nous limitons l'utilisation du plastique sur les couvertures de nos ouvrages.

Mise en page : Kepler
Direction et conception graphique de la couverture :
Nicolas Wiel et Audrey Baudoin (graphiste)

© Dunod, 2023, 2026
11 rue Paul Bert, 92240 Malakoff
www.dunod.com
ISBN 978-2-10-089285-3

SOMMAIRE

Le tournant de l'IA pour tous	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

L'IA générative

7 Modèles génératifs	99
8 Les grands modèles de langue	113

Les applications de l'IA

9 Parole, langue écrite et IA	129
10 Imagerie et vision artificielle	159
11 IA et santé	173
12 Robotique et voiture autonome	191
13 IA et éducation	215
14 Autres domaines d'application	225

Les enjeux de l'IA

15	Enjeux économiques de l'IA.....	257
16	Enjeux liés aux données	269
17	Enjeux éthiques de l'IA.....	281
18	Vers une IA forte ?	295
19	Perspectives et conclusion.....	303
	Bibliographie	317
	Index	335
	Table des encarts	339
	Crédits photographiques	341
	Table des matières	343

Le tournant de l'IA pour tous

L'intelligence artificielle se trouve, au milieu des années 2020, à un de ces carrefours qui jalonnent son histoire. Une génération de nouvelles technologies, accessibles à tous, permet de converser avec une machine comme avec un humain, de produire des textes, des images et des vidéos. Des modèles inspirés des mêmes techniques sont même capables de résoudre des problèmes ardues qui résistaient à l'humain et de faire des découvertes scientifiques. De plus, au lieu d'être spécialisés dans un domaine pointu, les modèles deviennent généralistes, capables d'applications multiples. Demain, des intelligences fortes seront-elles des sortes de compagnons numériques intégrés à nos vies ?

Ces prouesses font ressurgir la question de la comparaison entre l'intelligence de la machine et celle de l'homme : sont-elles de même nature ? La machine est-elle en train de nous dépasser ?

Il faut désormais parler d'**intelligences artificielles** au pluriel, tant leurs degrés de complexité et d'ambition sont différents. Pour trouver des repères dans ce champ passionnant et en ébullition, les auteurs ont pris le parti de donner à comprendre la technique, en soulevant le capot du moteur, pour mieux décrire les applications et enfin éclairer les enjeux qui pèsent sur l'économie et la société.

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 quatre grandes parties :

- 1 Les méthodes et modèles de l'IA
- 2 L'IA générative
- 3 Les applications de l'IA
- 4 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. Elle 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).

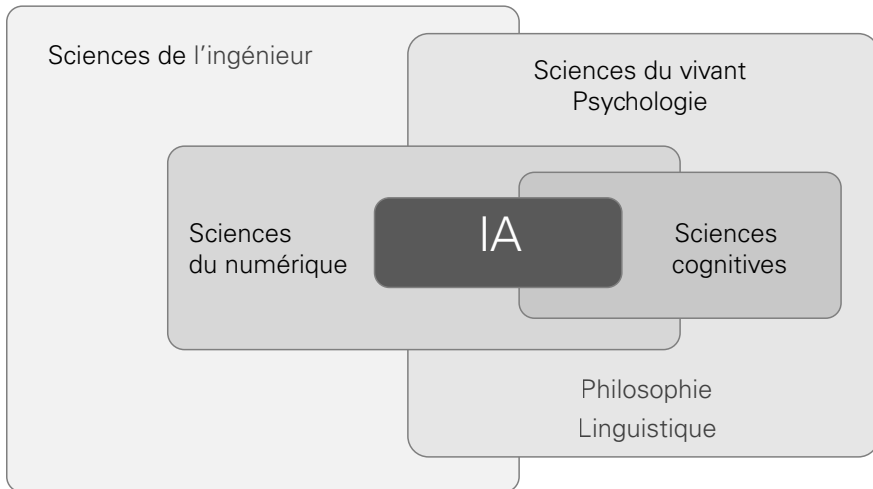


Figure 1.1 – L'IA, carrefour de disciplines, adapté de (Wahlster, 2002).

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 18.

— 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 de ce dernier, 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* (cf. figure 1.4), 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.

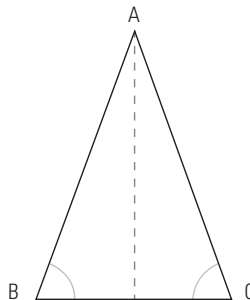
Ce dernier domaine, celui de la logique, connut des succès rapides, bien qu'il ne soit aujourd'hui plus sur le devant de la scène. Le système Logic Theorist démontra plus de la moitié des théorèmes des *Principia Mathematica*, ouvrage de référence du début du xx^e siècle rédigé par Whitehead et Russell, 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 ?

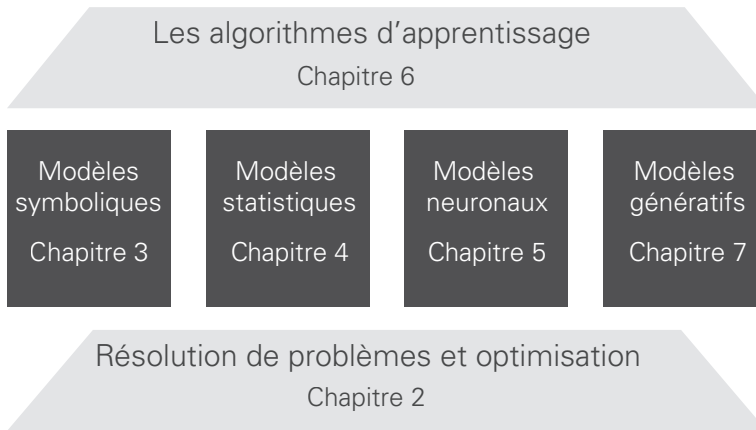
De même que l'intelligence a plusieurs facettes, l'IA trouve à s'appliquer de différentes façons. Selon les cas, un système d'IA peut :

- ✓ 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

Prenons l'exemple d'un système d'aide au diagnostic se fondant sur des connaissances médicales formalisées. L'IA symbolique exploite ces connaissances à l'aide d'un raisonnement traduisant la démarche du professionnel de santé. À partir de données sur le cas traité (génomiques, cliniques, d'imagerie...), le système est à même de proposer et d'expliquer des diagnostics possibles. Il peut poser des questions complémentaires ou suggérer des tests pour trancher 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 utilisez la voix pour communiquer (commandes vocales au téléphone, interrogation orale de bases de données, contrôle de dispositifs numériques, usage d'un outil de traduction automatique...), le signal de parole que vous émettez est numérisé, découpé en segments élémentaires (phonèmes, syllabes, mots ou éléments de phrase suivant le cas) et paramétré de façon à pouvoir être traité. Les outils statistiques permettent de décider du contenu le plus probable, en faisant abstraction de la variabilité intra- et extra-locuteurs.

Les modèles numériques statistiques sont étudiés au 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. LES MODÈLES HISTORIQUES DE L'IA

Faire comprendre l'intelligence artificielle demande de la situer dans le temps : les technologies pionnières qui faisaient sensation à une époque donnée se banalisent et sont évincées, vague après vague, par des méthodes plus avancées, au rythme des inventions des chercheurs et de l'amélioration des matériels.

2.1 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.

◆ *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 un passage d'un état à un autre, en respectant les règles du jeu. Résoudre un problème consiste à se déplacer dans ce graphe et attribuer un score aux différents états, en vue de la décision.

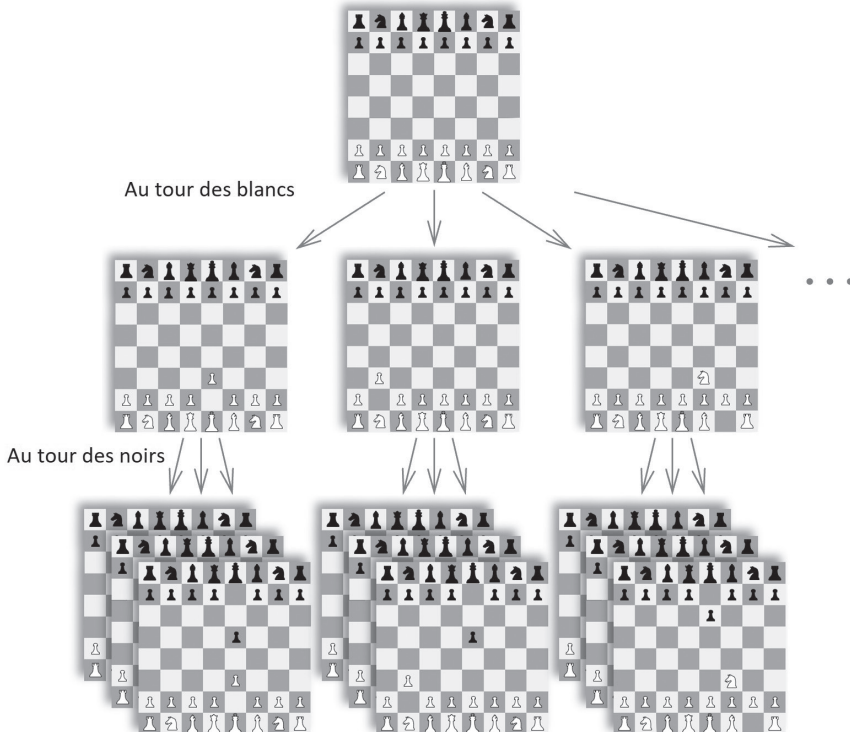


Figure 2.1 – Une (petite) partie du graphe d'exploration du jeu d'échecs.



Intuition scientifique : l'exploration de graphes.

Pour naviguer dans un tel graphe de façon systématique (Nilsson, 1980), deux techniques de base 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.
1. 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.

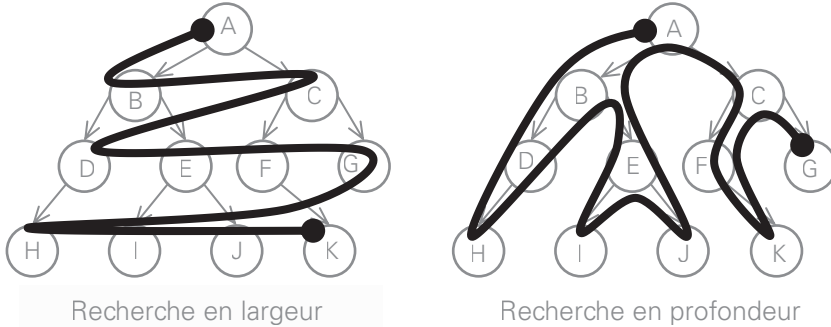


Figure 2.2 – Les deux familles de parcours (Abboud, 2018).

Dans les jeux qui opposent deux joueurs, comme les échecs ou le go, le graphe traduit l'alternance entre les coups de chacun des joueurs. Celui qui joue cherche à la fois à maximiser ses chances de gain et à minimiser celles de l'adversaire. L'algorithme d'exploration des coups possibles fonctionne donc en « minimax » : choix du coup le plus favorable quand c'est mon tour, choix du coup le plus défavorable quand c'est le tour de l'adversaire.

◆ 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 ardu. 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. Pour les jeux à deux joueurs, la méthode d'élagage AlphaBeta évite d'explorer des solutions sans avenir.

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.

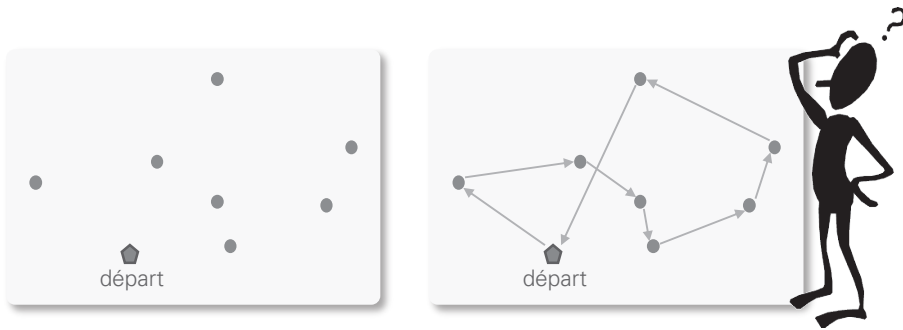
Les secrets de l'algorithme d'AlphaGo

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 obligeraient 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 2.3). 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 2.3 – 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.

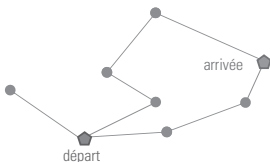
Arrivé à un point, l'algorithme calcule le coût de tous les points voisins. L'heuristique s'applique alors : l'exploration continue en commençant par le point déjà évalué qui a le coût le plus bas.

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

$$\text{Coût} = d1 + d2$$

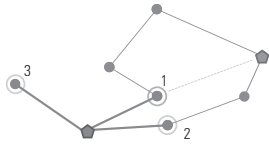
d1 est la longueur du trajet parcouru depuis le départ pour arriver au point, d2 est la distance restante jusqu'à l'arrivée, à vol d'oiseau.

Illustrons-le avec un exemple :



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

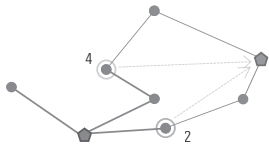




Évaluons le coût des trois points voisins auxquels nous pouvons aller directement.

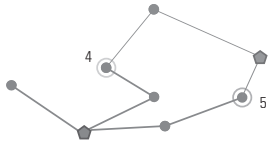
Le point le plus prometteur est noté (1) : c'est celui qui va le plus droit au but.

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

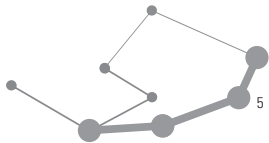


On évalue le coût des points voisins de (1) : il y en a un, le point noté (4).

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 classier 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. ;
- ✓ **classier** une lecture d'électrocardiogramme selon qu'il est normal ou anormal, classier 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 2.4) :

- ✓ 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 classeifie par comparaison à des modèles appris préalablement et conservés en mémoire.

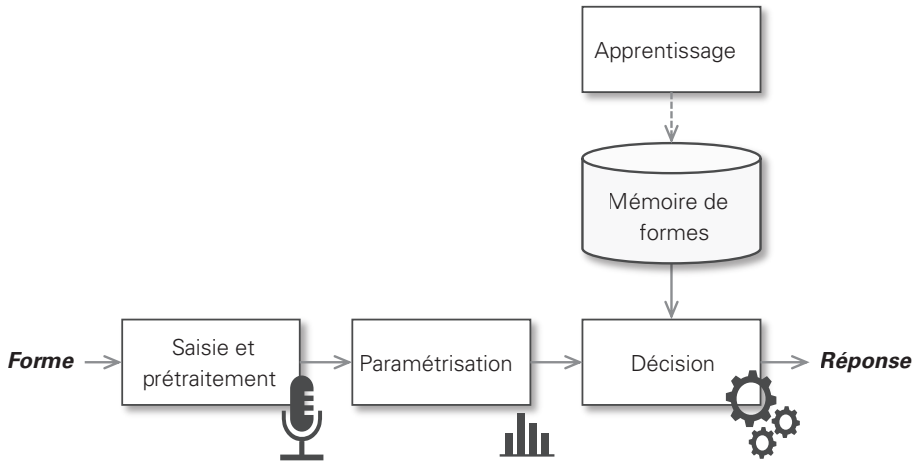


Figure 2.4 – Schéma d'un système de reconnaissance de formes.

3.2 Recherche de forme similaire par *pattern matching*

La première méthode possible pour classifier des formes est la **recherche d'une forme similaire**. L'idée est que des formes similaires appartiennent à la même classe.

On procède par appariement ou *pattern matching* avec des formes représentatives des différentes classes (cf. figure 2.5). Ces formes représentatives, ou prototypes, sont déterminées à l'avance dans une phase d'apprentissage.

Pour quantifier la ressemblance entre deux formes, il faut être capable de calculer une bonne **métrique**. C'est l'équivalent d'une distance, égale à zéro quand deux formes sont identiques, et de plus en plus grande si les formes sont considérées comme différentes.

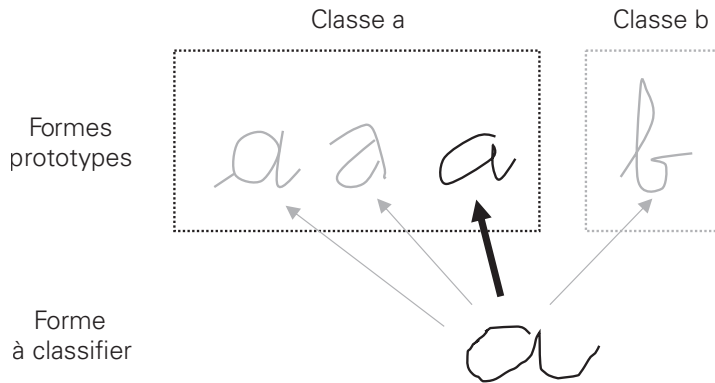


Figure 2.5 – Classification d’une forme dans un système de reconnaissance d’écriture par *pattern matching*.

Le système calcule la distance entre la forme à classifier et les différents prototypes. La classe reconnue est celle pour laquelle la distance est minimale. C’est la règle du « plus proche voisin ».

En reconnaissance de l’écriture et en reconnaissance de la parole, le *pattern matching* est maintenant supplanté par les modèles statistiques et les modèles neuronaux. Il continue à être intéressant pour résoudre certains problèmes plus simples. Par exemple, un correcteur orthographique recherche des alternatives à un mot mal orthographié en faisant un *pattern matching* avec les mots du dictionnaire, repérant ainsi les mots les plus similaires.

3.3 Application de surfaces de décision

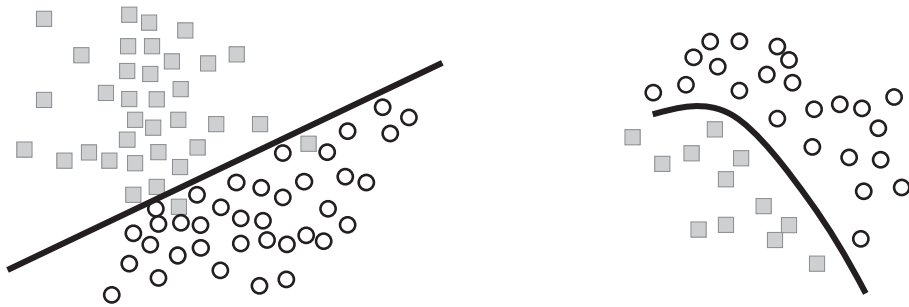
Le *pattern matching* repose sur le choix d’un certain nombre de prototypes représentatifs. Une autre approche est de construire des **surfaces de décision** à partir de données fournies comme exemples.

Une forme est représentée par une suite (un vecteur) de nombres. C’est mathématiquement équivalent à un point dans un certain espace, qui peut être à deux ou trois dimensions, mais peut aussi être un espace plus complexe.

Si les paramètres qui représentent les formes sont bien choisis, alors les formes d’une même classe sont regroupées dans une région limitée de l’espace. Classifier revient alors à déterminer dans quelle partie de l’espace se trouve la forme donnée. Dans le cas le plus simple, les formes sont linéairement séparables, c’est-à-dire que les surfaces de décision qui séparent les classes sont des plans de l’espace (ou des droites si l’espace possède seulement deux dimensions).

En pratique, les surfaces de décision sont généralement plus complexes, comme le montre la figure 2.6. Les méthodes de classification comprennent des techniques sophistiquées pour déterminer ces surfaces. Il existe même des

techniques d'apprentissage automatique, par lesquelles un système détecte par lui-même, à partir d'un grand nombre d'exemples, quels sont les agrégats qui forment des classes bien délimitées.



Séparateur linéaire

Séparateur non linéaire

À gauche, les deux familles d'objets (ronds blancs et carrés gris) sont presque parfaitement séparées par une droite (problème linéaire).
À droite, c'est une courbe qui sépare parfaitement les ronds et les carrés (problème non linéaire).

Figure 2.6 – Exemples de surfaces de décision.

Il se trouve que le réseau neuronal le plus simple, le perceptron monocouche, est un classifieur linéaire. Ce type de réseau ne peut donc traiter que des problèmes où les surfaces de décision sont simples. Cette grande limitation explique son abandon à la fin des années 1960 (Haton, 1969). Le perceptron *multicouche*, en revanche, est capable d'apprendre des surfaces non linéaires.

3.4 Classification par méthode probabiliste

Une autre approche de classification est la **classification par méthode probabiliste**. Elle demande de connaître des distributions de probabilité des classes étudiées. Quand on dispose de données de référence suffisantes, on peut estimer des valeurs approchées de ces probabilités avec des méthodes aujourd'hui bien maîtrisées.

En employant le langage des probabilités conditionnelles, la probabilité qu'une forme donnée x appartienne à la classe numéro i s'écrit :

$$P(C_i|x)$$

ou « probabilité conditionnelle d'appartenance à la classe C_i connaissant x », aussi appelée « probabilité *a posteriori* de C_i ».

Classifier la forme x consiste à trouver la classe i pour laquelle la probabilité $P(C_i|x)$ est la plus grande. Cette méthode est la **règle de décision bayésienne** ou **règle de Bayes d'erreur minimale**. Dans le chapitre 4, nous expliquons pourquoi elle se prête à l'apprentissage automatique.

3.5 Comparaison de formes par programmation dynamique

Une même forme peut subir des transformations qui ne modifient pas sa classe d'appartenance. Ainsi, dans une image, une forme peut subir une rotation, une translation ou un changement d'échelle, mais appartenir toujours à la même classe. Dans le cas de la reconnaissance de la parole, un même mot peut être prononcé avec un rythme différent. La reconnaissance doit pouvoir prendre en compte de telles variations. Pour cela, il faut une façon de faire un « recalage » entre la forme à reconnaître et les formes de référence.

La **programmation dynamique** fournit une solution à ce problème, sous la forme d'une comparaison « élastique » des formes (Haton, 2006).

Illustrons-le avec le cas de la parole. Soit A et B deux enregistrements acoustiques d'un mot. Le problème consiste à déterminer s'il s'agit ou non du même mot. A et B sont formés d'une suite d'enregistrements élémentaires, typiquement de 10 millisecondes chacun. On sait comparer deux enregistrements élémentaires quelconques en comparant leurs fréquences, et déterminer ainsi s'ils sont proches ou non. L'algorithme calcule un chemin le plus « ressemblant » possible entre les deux suites de valeurs. On peut ainsi décider si on est face au même mot prononcé de deux façons différentes.

La figure 2.7 montre le chemin de mise en correspondance optimale entre deux formes acoustiques A et B du mot « zéro » prononcé par le même locuteur sur des rythmes différents. Le recalage temporel par programmation dynamique recherche les éléments les plus ressemblants des deux spectrogrammes, en comparant deux à deux tous les enregistrements élémentaires de A avec les enregistrements élémentaires de B.

Le spectrogramme A est représenté en bas. Le spectrogramme B est à gauche. Les couleurs dans le rectangle central représentent le résultat de la comparaison : blanc ou clair si les éléments de A et B sont similaires, noir ou foncé s'ils sont très différents. Ici la comparaison est favorable, car il existe un chemin C (en noir et en gras) qui passe entièrement par des couleurs claires. Si A et B étaient identiques, le chemin C optimal serait simplement la diagonale.

Les méthodes de recalage temporel dynamique (*Dynamic Time Warping*) ont été initialement proposées pour la reconnaissance de la parole en mots isolés en URSS et au Japon à la fin des années 1960, puis généralisées à la parole continue, en association avec des modèles de Markov cachés (cf. chapitre 9).

— 4. COMBINER LES APPROCHES

La conception d'un système d'une certaine complexité fait le plus souvent appel à plusieurs approches combinées. Les chercheurs en IA font preuve d'une grande créativité et c'est là une des clés pour atteindre les meilleures performances.