



HAL
open science

Principes généraux et définitions en intelligence artificielle

O. Pallanca, J. Read

► **To cite this version:**

O. Pallanca, J. Read. Principes généraux et définitions en intelligence artificielle. Archives des Maladies du Coeur et des Vaisseaux - Pratique, 2021 (294), pp.3-10, 2021, 10.1016/j.amcp.2020.11.002 . hal-04494175

HAL Id: hal-04494175

<https://hal.science/hal-04494175v1>

Submitted on 22 Jul 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial 4.0 International License

AMCP_294 / DOSSIER / MISE AU POINT

Principes généraux et définitions en Intelligence Artificielle

General principles and definitions in Artificial Intelligence



O. Pallanca ^{a,b}, J. Read ^a

- a. Laboratoire d'Informatique (LIX), Ecole Polytechnique, Institut Polytechnique de Paris, 5 avenue Le Chatelier, 91764 Palaiseau France
- b. Département de Neurophysiologie et de pathologies du sommeil, Hôpital de la Pitié-Salpêtrière, 47-83 boulevard de l'Hôpital, 75013 Paris, France.

olivier.pallanca@polytechnique.edu

Encadré : Sciences et technologies permettant d'imiter, d'étendre et/ou d'augmenter l'intelligence humaine avec des machines.

Il est évidemment illusoire de pouvoir résumer l'Intelligence Artificielle en quelques pages, si tant est que les auteurs aient tout compris à cette discipline, ce qui là aussi est illusoire. Le but est plutôt de donner un angle de vue partagé par un professionnel et enseignant du domaine et d'un médecin s'étant immergé dans la problématique afin d'essayer d'éclairer les principaux concepts. Plutôt que de faire un listing de tous les algorithmes disponibles qui resterait opaque, nous avons préféré donner une vision globale pour comprendre justement d'où viennent les algorithmes. Des références utiles seront données pour ceux qui veulent aller plus loin et dans le détail.

Sciences et technologies permettant d'imiter, d'étendre et/ou d'augmenter l'intelligence humaine avec des machines.

L'intelligence artificielle

Le nom «Intelligence Artificielle» fut proposée en 1956 par John McCarthy [1]. Il recouvre les sciences et technologies qui permettent d'imiter, d'étendre et/ou d'augmenter l'intelligence humaine avec des machines. Ce terme, toujours sujet à débat sur sa sémantique, était plus une déclaration d'intention pour la création d'une nouvelle discipline qui voulait se différencier de

champs plus formalisés comme les mathématiques ou l'informatique qu'une véritable science aboutie. En effet, le champ de l'intelligence artificielle fait appel à de nombreuses disciplines qui ont aidé à en façonner les aspects théoriques et pratiques. Les principales disciplines imbriquées mériteraient chacune un article pour en dégager le concept (*Fig. 1*).

Ce premier constat sur l'hétérogénéité des origines de l'intelligence artificielle donne un aperçu de la complexité à en dessiner les contours qui rend vaine toute tentative de définition unique. Le terme Intelligence artificielle correspond plus à une volonté performative de simplification qu'une réalité concrète, et par là-même porte en lui-même une certaine confusion.

On s'aperçoit que le champ est tellement large que différents systèmes de réflexions et donc de pensées se sont construits en parallèle pour répondre à cette question. En fonction de l'angle posé, les disciplines schématisées sur la *figure 1* vont avoir une importance variable. Une, cependant, sera toujours au cœur de la mise en œuvre et de l'architecture pratique, l'informatique, dont l'essor a été le principal catalyseur de la mise en production des algorithmes dont certains ont été imaginés dès les années 1960.

Certains auteurs, piliers du domaine, ont cependant essayé de définir ce concept. Selon Russel et Norvig [2], quatre types de systèmes de pensées permettent de circonscrire le problème posé par la définition du champ de l'intelligence artificielle. En effet, la problématique est de définir ce que recouvre l'intelligence et ce qui peut être considéré comme une imitation de cette intelligence.

Le premier système est celui qui considère que l'intelligence artificielle doit conduire à **penser humainement**. Le but est de donner aux ordinateurs la capacité de penser comme un humain. On l'appelle aussi approche cognitive, ce qui revient à donner aux machines la capacité de penser dans le sens plein et littéral en s'inspirant de la pensée humaine. Cela nécessite de déterminer comment les humains pensent et fait donc appel aux sciences cognitives. Ainsi, cette approche interdisciplinaire de la science cognitive réunit des modèles informatiques issus de l'intelligence artificielle et des techniques expérimentales de la psychologie pour tenter de construire des théories précises et vérifiables du fonctionnement de l'esprit humain.

Le deuxième système est celui de la loi de la pensée ou comment **penser rationnellement**. Ce système originellement formulé par Aristote (**Logique aristotélicienne** et pensée formelle) traite de la forme des raisonnements, indépendamment de leurs contenus ou des objets sur lesquels ils portent. Ces lois de la pensée sont censées gouverner le fonctionnement de l'esprit et ont initié le champ de la logique. Le développement de la logique formelle a fourni une notation précise pour les formulations sur toutes sortes de choses dans le monde et leurs interrelations. Dès les années 1960, il existait des programmes qui pouvaient, avec suffisamment de temps et de mémoire, décrire un problème en notation logique et trouver la solution au problème, s'il existe... (S'il n'y a pas de solution, le programme pourrait ne jamais arrêter de le chercher).

Le troisième système est celui de l'agent rationnel (**agir rationnellement**). En effet, le champ de l'intelligence artificielle comprend l'étude et la construction d'« agent intelligent ». Ce que l'on appelle « agent intelligent » est un système qui est capable de percevoir son environnement et de prendre des décisions qui optimisent ses chances de réussite dans l'exécution d'une tâche. Un agent peut être représenté/défini par une fonction (F), qui accepte une perception du monde et décide sur une action à prendre (*Fig. 2*).

Pour être considéré un agent intelligent (c.a.d., intelligence artificielle), il faut prendre en compte les éléments suivants :

1. Perception,
2. Représentation de la connaissance,
3. Raisonnement,
4. Planification,
5. Apprentissage.

Les éléments 1, 2 et 3 sont les prérequis minimaux pour pouvoir réussir une tâche. Donc, un agent perçoit son environnement et encode cette perception grâce à une représentation particulière (par exemple un vecteur) qu'il va comparer ensuite avec une base de connaissance (de la même représentation). Ensuite, il raisonne avant de décider de l'action à réaliser. Mais, sans l'apprentissage, l'agent ne sera pas capable de s'adapter ou de s'améliorer dans son environnement et sera limité à quelques règles codifiées par un être humain sur un modèle purement déterministe. De même, sans la planification, il ne lui sera pas possible d'avoir une vision à long terme. De plus, quand on parle de « réussite » dans une tâche, on peut parler plus spécifiquement d'une fonction de perte/erreur (à minimiser) ou de performance (à maximiser). C'est crucial - mais pas toujours évident - de définir la tâche selon nos intuitions et notre morale. Par exemple, si un agent doit prendre des décisions pour minimiser la mortalité globale (nombre de vies perdues) dans un hôpital d'enfants prématurés, l'agent pourrait logiquement suggérer de prioriser les prématurés de sexe féminin après avoir déduit que c'était ceux qui avaient le plus de chance de survie, ce qui évidemment poserait un problème éthique ! Quoiqu'il arrive, l'humain doit rester derrière l'agent intelligent pour comprendre ses décisions.

Le quatrième système est celui qui propose à l'ordinateur **d'agir humainement**. Cette vision conduit à l'étude des ordinateurs pour faire des choses qui, à l'heure actuelle, sont mieux réalisées par les humains. Cette école de pensée a commencé avec Alan Turing en 1950 [3], quand il a publié son document « Machines informatiques et intelligence » dans lequel il a défini ce que nous appelons le test de Turing ou le jeu d'imitation qui est schématisé sur la *figure 3*.

Turing définit le comportement intelligent comme la capacité d'égaliser la performance humaine dans toutes les tâches cognitives, suffisante pour tromper un interrogateur. Cependant pour atteindre cet objectif l'ordinateur doit posséder dans sa programmation les capacités suivantes :

- Traiter le langage naturel (NLP) pour lui permettre de communiquer avec succès ;
- Traiter les connaissances et la représentation des connaissances pour stocker ce qu'il sait ou entend ;
- Avoir une représentation automatisée, c'est-à-dire un raisonnement automatisé pour utiliser l'information stockée pour répondre aux questions et tirer de nouvelles conclusions ;
- Gérer l'apprentissage automatique pour s'adapter à de nouvelles circonstances et pour détecter et extrapoler des modèles.

Si l'ordinateur doit rentrer en interaction avec l'examineur, il doit posséder deux caractéristiques supplémentaires :

- la vision par ordinateur qui doit lui permettre de reconnaître des objets,
- la robotique qui lui permet de manipuler et bouger des objets.

Ces six disciplines constituent la plupart des champs étudiés dans l'intelligence artificielle. Cependant, ce test de Turing n'est pas souvent proposé. La question d'agir comme un humain se pose principalement quand les programmes d'intelligence artificielle doivent interagir avec les gens, comme quand un système expert explique comment il est arrivé à son diagnostic, ou un

quand un système de traitement du langage naturel fournit un dialogue avec un utilisateur. C'est précisément ce genre de tâche qui sera demandé dans le champ de la médecine.

Cependant, ces approches ont été bousculées par l'avènement récent de l'apprentissage profond qui, grâce à la puissance informatique qui double tous les 18 mois depuis les années 1960 grâce à la performance croissante des semi-conducteurs, a autorisé une approche algorithmique non centrée sur la logique ou le raisonnement mais sur l'analyse de grandes quantités de données pour en extraire un sens caché à l'humain et correspond maintenant à deux manières d'aborder l'intelligence artificielle, le connexionnisme et le symbolisme.

Les connexionnistes se focalisent sur la perception. Les techniques phares sont les réseaux de neurones qui fournissent un mécanisme perceptif indépendant des intentions et de la logique formelle du programmeur. L'apprentissage profond utilisé dans la vision artificielle ou la reconnaissance de la parole en est le développement ultime. Un exemple d'architecture neuronale est représenté (*Fig. 4*). La caractéristique principale de l'apprentissage profond est une représentation hiérarchique de l'apprentissage, c'est-à-dire plus d'une étape de transformation non linéaire avec un apprentissage à mesure de la profondeur des couches du réseau.

La particularité des algorithmes connexionnistes est qu'on ne peut expliquer comment ils arrivent au résultat. En effet, l'aspect fondamental de cette catégorie de techniques est que l'utilisateur ne spécifie pas les règles du domaine modélisé, on a juste besoin de suffisamment de données à partir desquelles le modèle peut être déduit statistiquement. C'est une caractéristique très puissante, mais aussi une faiblesse. Les fonctionnalités d'entrée doivent être soigneusement sélectionnées car l'algorithme découvre les règles à partir des données qui lui sont fournies. Étant donné que ces techniques s'appuient sur la minimisation des erreurs, elles sont intrinsèquement résistantes aux artéfacts. Ainsi, grâce aux techniques d'optimisation, ils atténuent les valeurs aberrantes et convergent vers une solution qui classe les données à l'intérieur d'une certaine marge d'erreur.

Les symbolistes appartiennent à la « vieille école » et se focalisent sur la pensée abstraite et la gestion des symboles. C'est l'approche classique qui consiste à coder un modèle du problème et d'attendre que le système traite les données d'entrée selon ce modèle pour fournir une solution. Le symbolisme modélise notamment les concepts sous la forme d'objets reliés entre eux par des prédicats logiques grâce aux outils mathématiques et statistiques (« X appartient à », etc.). C'est cette catégorie qui est plébiscitée en médecine, car pour que l'intelligence artificielle soit acceptée dans certains domaines à haut risque, son comportement doit être vérifiable et explicable. Ceci est souvent très difficile à réaliser par des algorithmes connexionnistes.

Ainsi, les systèmes symbolistes impliquent souvent le raisonnement déductif, l'inférence logique, ou l'approche bayésienne. L'algorithme recherche et trouve une solution dans les contraintes du modèle spécifié. Il s'agit notamment de systèmes experts, qui utilisent des règles et des arbres décisionnels pour déduire des conclusions des données d'entrée, de solveurs de contraintes, qui cherchent une solution dans un espace de possibilités et de systèmes de planification, qui tentent de trouver une séquence d'actions pour atteindre un objectif bien défini à partir d'un état initial. Les algorithmes symboliques éliminent les options qui sortent du modèle spécifié et peuvent être vérifiés pour toujours produire une solution qui satisfait toutes les contraintes (*Fig. 5*). Comme il n'y a généralement que peu ou pas d'entraînement algorithmique, le modèle peut être dynamique et changer rapidement pour s'adapter. Turing avait également suggéré dans

son article les principales composantes de l'intelligence artificielle, le raisonnement fondé sur les connaissances, la compréhension du langage et l'apprentissage.

Une dernière approche est celle d'opposer une intelligence artificielle faible et une intelligence artificielle forte. Avec une intelligence artificielle forte, les machines peuvent réellement penser et accomplir des tâches par elles-mêmes, tout comme les humains le font. Avec une intelligence artificielle faible, les machines ne peuvent pas le faire seules et dépendent fortement de l'interférence humaine. L'intelligence artificielle forte a un algorithme complexe qui l'aide à agir dans différentes situations, alors que toutes les actions dans les intelligences artificielles faibles ne peuvent que simuler le comportement humain. Cette classification est dans le prolongement de ce qui vient d'être décrit précédemment.

La conclusion de cette brève revue des différents sous-groupes de l'intelligence artificielle est que chaque ensemble de techniques à sa place. Il n'y a pas encore d'algorithme d'intelligence artificielle universel et essayer d'utiliser le même algorithme pour tous les problèmes est tout simplement impossible et contraire même à l'art de la maîtrise des algorithmes qui consiste à utiliser le meilleur outil pour tout nouveau problème. Chacun a ses propres forces et faiblesses, et le choix des bons outils pour le travail est essentiel. C'est aussi ce qui fait l'intérêt de la recherche et de la manipulation des outils d'intelligence artificielle, il faut avoir une vision suffisamment large des outils, des types de données, des bases mathématiques sous-jacentes et des applications pour utiliser ou améliorer un outil existant sur un jeu de données particulier. Un schéma résumé des différents champs de l'intelligence artificielle est présenté (*Fig. 6*).

Les champs d'application sont très large, une liste indicative pourrait prendre en compte la reconnaissance du langage impliquée dans les assistants virtuels (Siri, Echo, Google), les systèmes de recommandation (filtres collaboratifs), la reconnaissance de l'écriture (computer vision), la détection de fraude, mes prévisions financières, l'optimisation d'énergie, la robotique (dont la chirurgie par navigation), les diagnostics d'imagerie, l'analyse du génome, l'analyse de la forme des protéines.

La science des données et l'apprentissage automatique

Depuis le début des années 2000, deux autres composantes ont fortement évoluées, la masse de données exponentielles et la puissance informatique croissante (loi de Moore), ce qui a donné une part beaucoup plus importante à l'apprentissage sur de grandes quantités de données. Ce champ d'étude, que l'on appelle science des données, bien qu'étant une sous partie de l'intelligence artificielle proprement dite (*Fig. 6*), est en partie à l'origine de l'engouement pour les données médicales, nous allons donc brièvement la développer.

La science des données implique l'expertise humaine et la visualisation pour améliorer l'apprentissage. Elle utilise souvent des éléments de l'intelligence artificielle pour améliorer la mise en évidence de règles et de régularités, c'est le rôle de la fouille des données (en particulier les techniques statistiques, mathématiques et informatiques). Ce domaine interdisciplinaire, partage l'apprentissage automatique avec l'intelligence artificielle, mais mise également sur l'expertise humaine pour analyser des quantités importantes de données et en extraire des connaissances qu'un humain tout seul ne pourrait pas voir, ce qui en fait une discipline de prédilection pour la médecine.

La science des données est au carrefour de l'expertise, des techniques informatiques et mathématiques (*Fig. 7*).

Le but de la fouille des données et d'extraire des connaissances à partir des bases de données disponibles. Cela correspond en pratique à l'utilisation de techniques exploratoires dans le but de découvrir des relations au sein des données étudiées (règles, corrélations, dépendances) après les avoir nettoyées et prétraitées (*Fig. 8*).

L'apprentissage automatique (Machine Learning)

Les méthodes d'apprentissage automatique sont une des approches les plus importantes de l'intelligence artificielle. L'apprentissage automatique est au cœur de la science des données. Selon le professeur Tom Mitchell [6], l'apprentissage automatique consiste à créer des programmes informatiques qui s'améliorent avec l'expérience. Dans ce contexte, la tâche est de construire un algorithme basé sur les données disponibles et de prédire une classe à la sortie. Par exemple, dans la reconnaissance d'image, le but de l'algorithme sera de reconnaître un foie sur une image d'IRM avec le meilleur pourcentage possible de réussite (score de précision).

Pour arriver à ce résultat, les principales composantes de l'apprentissage automatique sont :

- une base de données,
- une fonction de perte ou fonction d'objectif (la définition du but pour l'agent),
- un modèle (ou, comment l'on va représenter le problème),
- une méthode d'optimisation (comment on va faire l'apprentissage).

Une sorte de reformulation de la liste ci-dessous (section 1, l'agent rationnel), sauf que l'environnement est encadré sur une base de données et le planning qui n'est pas forcément nécessaire dans ce contexte où chaque donnée est prise de façon indépendante par rapport aux autres (on exclut notamment de cette remarque les tâches d'**apprentissage par renforcement** qui - même si bien définies comme un genre d'apprentissage automatique - sont plutôt pertinent au schéma de l'agent rationnel généralisé. Aussi, les « actions » à prendre sont spécifiquement de choisir une étiquette à placer sur chaque entrée (perception d'une donnée).

Avec les différentes combinaisons de cette recette, lorsque la base de données est annotée par des experts, c'est-à-dire que nous avons déjà une étiquette pour entraîner l'algorithme, on parle d'apprentissage supervisé (*voir Figure 9*). Suivant le type de données, on pourra réaliser soit des régressions (classe ou prédiction quantitative), soit des classifications (classe ou prédiction qualitative).

Il est aussi possible de réaliser des apprentissages non-supervisés pour faire émerger des nouveaux groupes de classifications au sein des données grâce à des techniques de clustering ou de réduction des données.

Conclusion

L'intelligence artificielle n'est pas une discipline nouvelle car elle fait appel à des concepts découverts au 18ème siècle et la recherche en elle-même a débuté dans les années 50 jusqu'à aujourd'hui avec des périodes de plateau. Même les fameux « réseaux de neurones profonds » sont connus depuis des décennies. Néanmoins, il est certain que l'intelligence artificielle suscite un regain d'intérêt depuis le début des années 2000 grâce à des réussites qui bouleversent aussi bien le monde industriel que la vie quotidienne du citoyen et de ce fait, elle attire des milliards d'euros de financement pour la recherche et son implémentation ubiquitaire. Il n'y a presque aucune industrie ou secteur qui reste indemne de ce changement. La médecine ne fait

évidemment pas exception aussi bien au niveau des spécialités médicales (dont la cardiologie), l'imagerie, la chirurgie aussi bien pour le diagnostic, que pour le traitement. Ces techniques peuvent aussi être utilisées au niveau organisationnel pour l'optimisation de la gestion des lits et du parcours patient.

Nous avons donc des raisons d'être optimistes et de penser que ces technologies associées à l'intelligence artificielle puissent apporter des bénéfices énormes à notre société et à notre médecine.

Cependant, il existe des risques associés à son utilisation et à son déploiement que l'engouement actuel ne doit pas faire oublier. En effet, dans le passé, l'intelligence artificielle a déjà connu certains moments d'euphorie suivis de déceptions et de désintérêts. Pour éviter cela à nouveau, il faut garder en tête que les inconnues sont encore plus vastes que les découvertes et les progrès effectués ces dernières années. Son déploiement doit s'effectuer de manière précautionneuse - surtout dans le domaine de la santé - et doit être accompagné par les médecins ou experts du domaine pour assurer l'explicabilité des algorithmes garant de son acceptabilité et surtout la maintenir dans son rôle d'aide à l'optimisation de la prise en charge des patients par des humains.

En pratique

Aucun secteur d'activité ne reste en dehors de l'intelligence artificielle, médecine et cardiologie inclus, tant en imagerie, diagnostic que traitement.

A retenir :

- L'intelligence artificielle est à la croisée de nombreuses disciplines dont l'informatique et les mathématiques, mais aussi les sciences cognitives ou les neurosciences et nécessite de nombreuses expertises complémentaires.
- L'apprentissage automatique est au cœur de la recherche en intelligence artificielle en médecine et en particulier toutes les techniques d'apprentissage supervisé qui permettent d'appliquer et d'améliorer la connaissance des experts.
- L'utilisation de l'intelligence artificielle en médecine soulève de nombreuses interrogations, en particulier l'apprentissage profond dont l'explicabilité du modèle reste opaque (même pour les ingénieurs) et doit donc conduire à la prudence dans son utilisation.

Pour aller plus loin : The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction
Deep learning [7, 8].

Déclaration de liens d'intérêts :

Les auteurs déclarent ne pas avoir de liens d'intérêts.

Références

- [1] Andresen SL. John McCarthy: father of AI. IEEE Intelligent Systems 2002;17:84-85;

- [2] Russell S, Norvig P. Artificial intelligence: a modern approach. 4th edition.2020, Pearson. ISBN 978-0134610993.
- [3] Turing A. Computing machinery and intelligence. Mind 1950;236:433.
- [4] LeCun Y. Deep learning & convolutional networks. 2015 IEEE Hot Chips 27 Symposium (HCS), pp. 1-95, 2015.
- [5] Satapathy SC, Tavares JMRS, Bhateja V, Mohanty JR. Information and decision sciences: proceedings of the 6th International Conference on FICTA. Ed. Springer 2017.
- [6] Mitchell TM. Machine learning and data mining. Communications of the ACM 1999;42:30-6.
- [7] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. Springer Science & Business Media, 2009.
- [8] Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep learning. MIT press Cambridge, 2016.

Figure 1. Les principales disciplines impliquées dans l'intelligence artificielle.

Figure 2. Principe de base d'une fonction régissant un agent en intelligence artificielle. La fonction F est la boîte noire qui pourra selon le type de modèle être remplacée par un programme qui permet à l'agent d'interagir avec l'environnement grâce à son architecture (DéTECTEURS et ACTUATEURS). Les principaux programmes sont au nombre de quatre :

- 1 = agent réflexe simple,
- 2 = agent réflexe basé sur des modèles,
- 3 = agent basé sur des objectifs,
- 4 = agent basé sur l'utilité.

Figure 3. Test de Turing.

Dans ce test, un ordinateur réussit le test d'intelligence s'il peut tromper un interrogateur humain. Le test consiste à faire interroger un ordinateur par un humain via un clavier et un écran sans que le sujet témoin sache s'il a affaire à un autre humain ou un programme. L'intelligence artificielle passe le test si l'interrogateur ne peut pas dire s'il y a un ordinateur ou un humain à l'autre extrémité.

Figure 4. Réseaux à convolution connexionniste pour la reconnaissance de lettre illustration d'un réseau de neurones artificiels (ANN en anglais) pour la reconnaissance de l'écriture [4]. La technique la plus populaire dans cette catégorie est le Réseau de Neurone Convolutif (CNN en anglais). Il s'agit de multiples couches de nœuds, appelés neurones, qui traitent certains signaux d'entrée, les combinent avec certains coefficients de poids et les écrasent pour alimenter la couche suivante. Notation :

- C = Convolution,
- S = Sous-échantillonnage,
- DT = DéTECTEURS de Traits.

Figure 5. Jeu du solitaire : approche hypothético-déductive de l'algorithme MiniMax pour affronter un joueur, il doit respecter des règles implémentées dans le code [5].

Figure 6. Principaux champs d'études de l'intelligence artificielle.

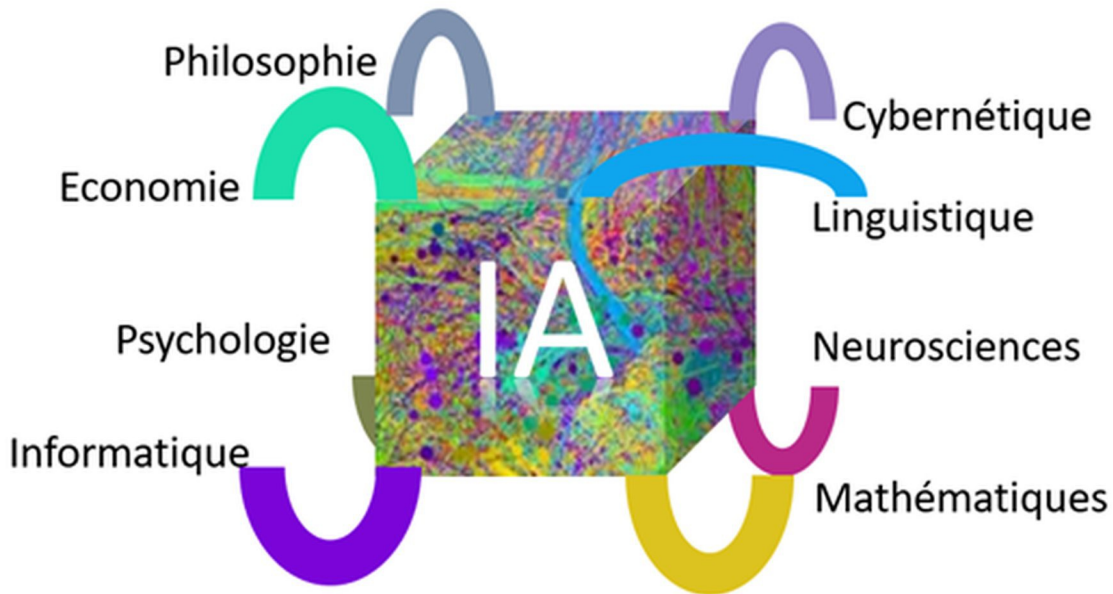
Figure 7. La science des données est au carrefour de l'expertise, des techniques informatiques et mathématiques.

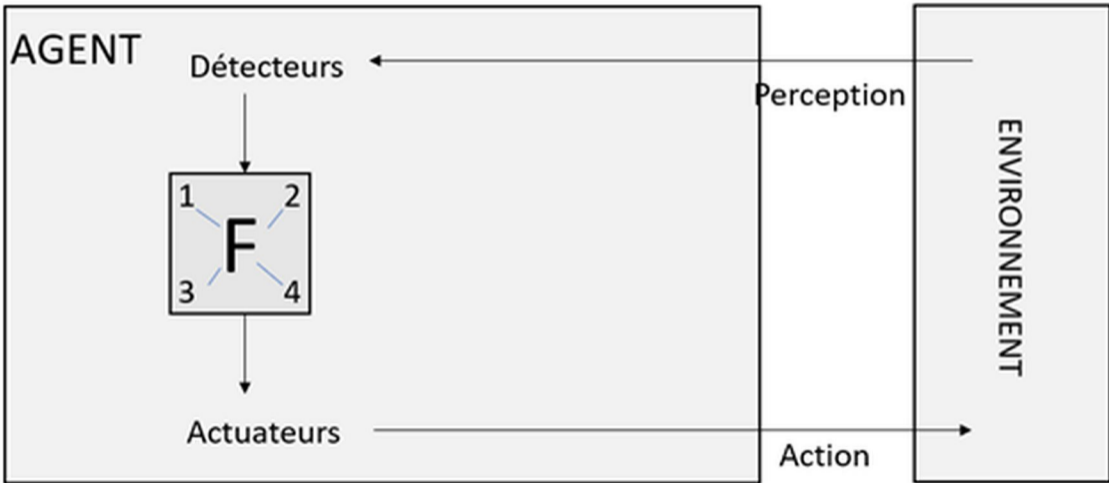
Figure 8. Processus de la fouille des données et de l'apprentissage automatique pour transformer les données recueillies exploitables en nouvelles connaissances et finalement en aide à la prise de décision.

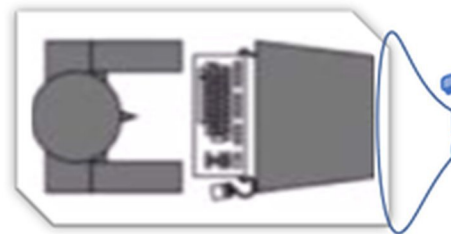
Figure 9. Apprentissage automatique pour la prédiction d'une variable qualitative (Classification) et quantitative (Régression).

a. Algorithme de Classification pour déterminer une frontière de décision calculée par un réseau de neurone pour prédire une classe d'appartenance y_i pour une instance donnée X_i .

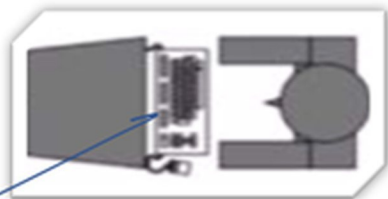
b. Algorithme de régression linéaire en une dimension utilisée pour prédire la consommation d'essence en fonction du poids du véhicule (1974 *Motor Trend* US magazine). Cet exemple trivial permet de se représenter la fonction de prédiction (bleue) apprise à partir des données. En général, l'erreur entre la prédiction et la vérité observée est minimisée grâce à la méthode des moindres carrés inventée en 1785 par Gauss.







INTERROGATEUR HUMAIN



HUMAIN



SYSTÈME d'IA

ENTREE
32x32

C1
6 DT (8x8)

C3
16 DT (10x10)

S4
f:maps 10@5x5

S2
f:maps 6@14x14

C5
120 couches

F6
84 couches

SORTIE
10

Convolutions

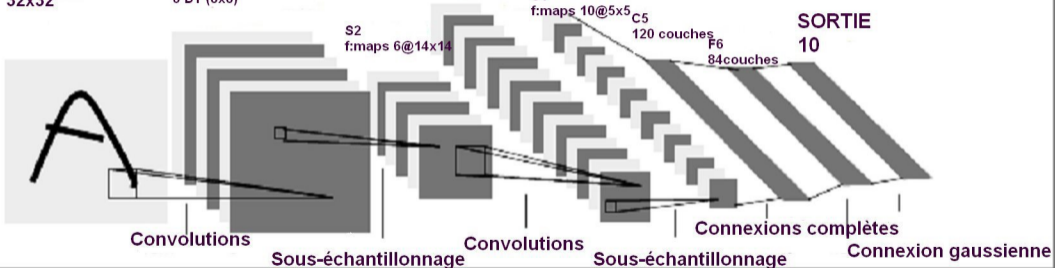
Sous-échantillonnage

Convolutions

Sous-échantillonnage

Connexions complètes

Connexion gaussienne

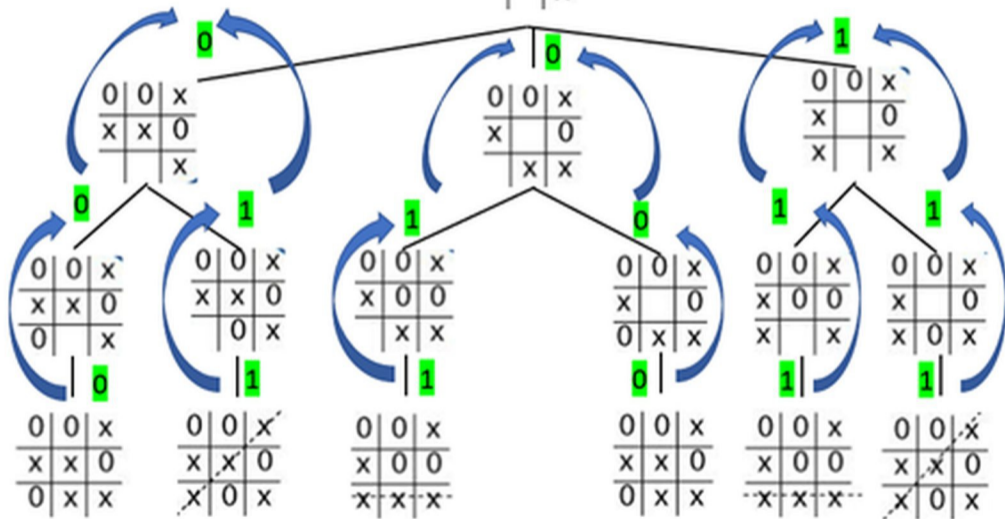


0	0	x
x		0
		x

X joue

O joue

X joue





Type Apprentissage
Optimisation
Méthodes Bayésiennes
Réseaux de neurones
Méthodes à noyau

Apprentissage Automatique

Représentation des connaissances

Extraction et nettoyage de connaissance

Inférence

Web sémantique

Ontologie

Bases de connaissances

Traitement des signaux

Parole

Vision

Reconnaissance d'objet

Reconnaissance d'activités

Recherche dans des banques d'images

Reconstruction 3D

Reconstruction spatio-temporelle

Localisation d'objet

Traitement du langage naturel

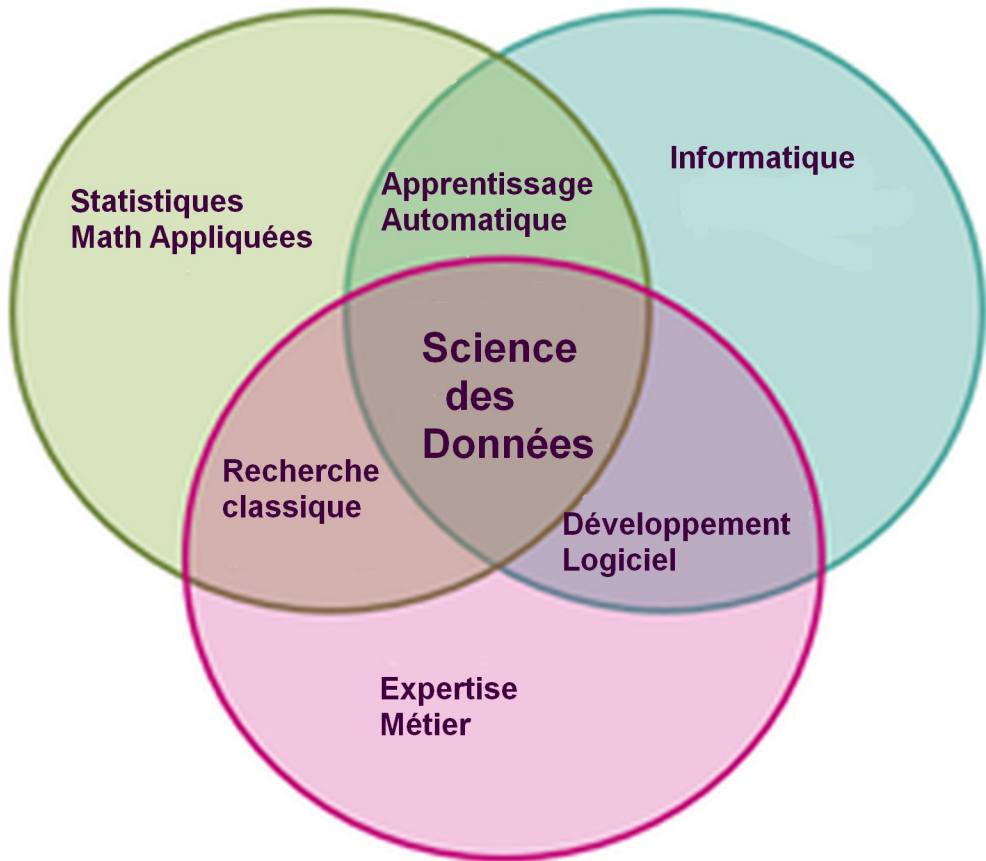
Analyse syntaxiques

Reconnaissance de la parole

Traduction Automatique

Apprentissage des robots

Cognition robotique et systèmes



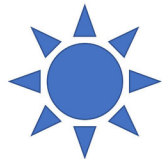
1 : récupération des données de Bases de données (BD) textes, excel, images, videos, ecg, adn, etc..)

2 : Préparation des données
Nettoyage des données
Ingénierie des caractéristiques
BD relationnelles

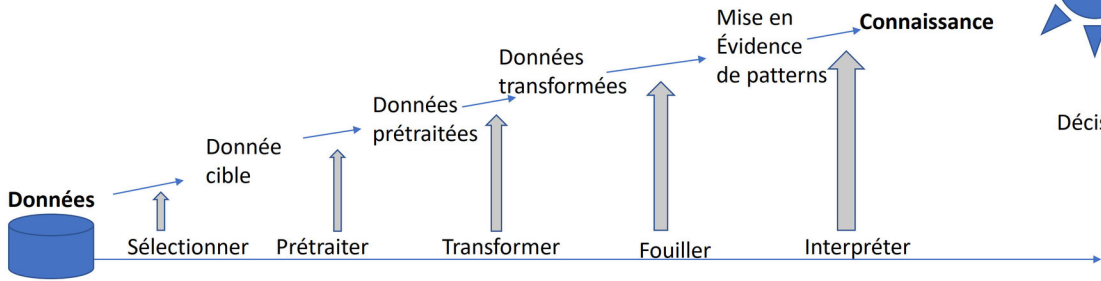
3 : Extraction Fouille des données
Analyse exploratoire
Description statistiques
Clustering

4 : Apprentissage Automatiques
-supervisé
-non supervisé
Mise en place des modèles
Prédiction

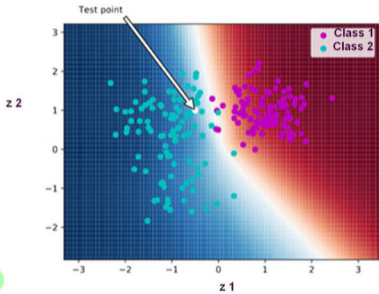
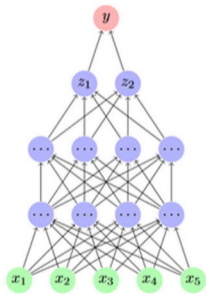
5 : Interprétation Visualisation
Règles de décision
Déploiement
Décisions basés sur les données



Décisions



9-a



9-b

Consommation moyenne en litre/100 km

