



LES MULTIPLES VISAGES DE L'Intelligence Artificielle

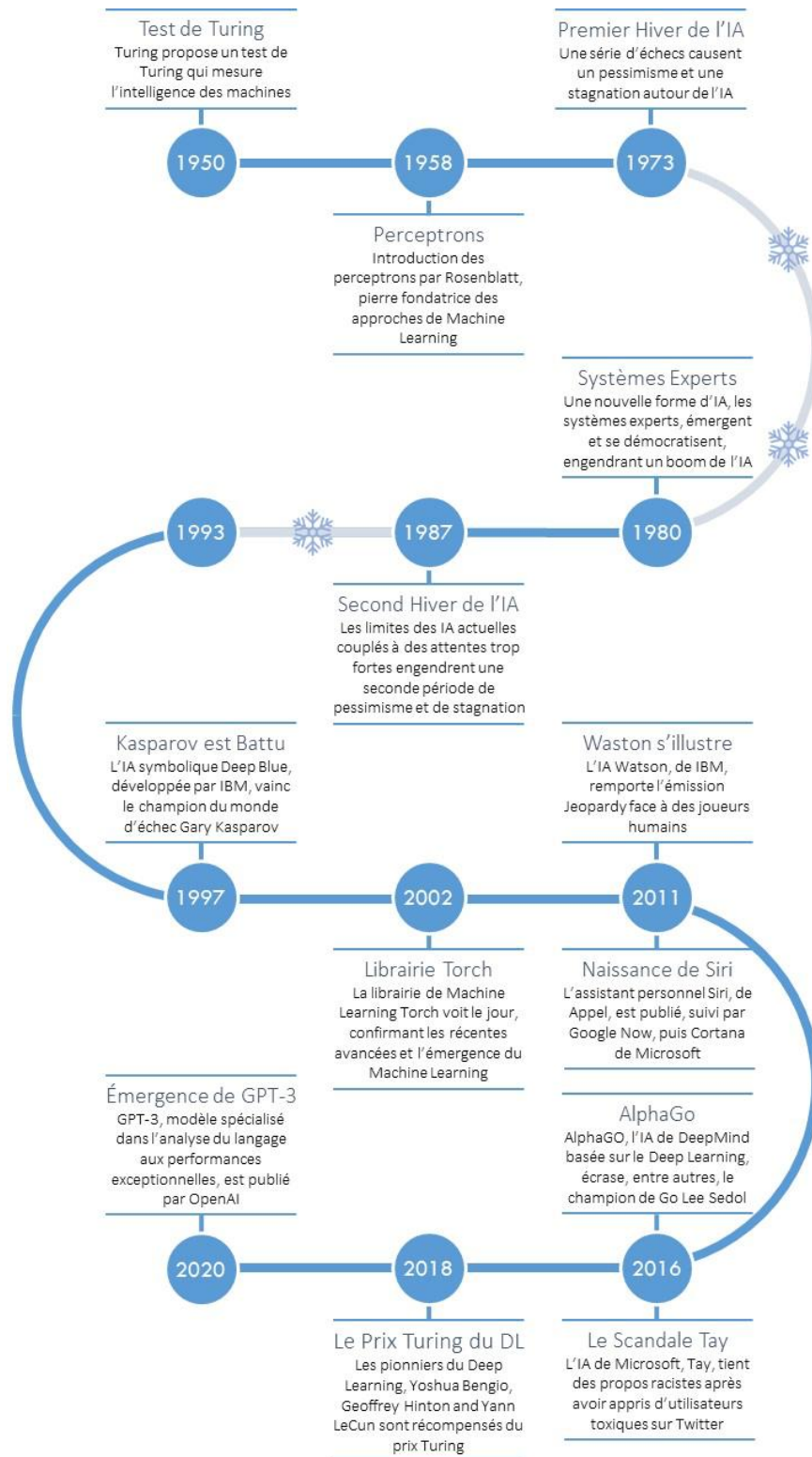
Quelles IA pour
quels besoins ?

ILYEUM

SOMMAIRE

HISTOIRE DE L'IA	2 -
QU'EST-CE QUE L'IA ?	3 -
LES MISSIONS D'IA	5 -
PRÉDICTIONS	6 -
RAISONNEMENT	7 -
CLASSIFICATION	8 -
.....	8 -
RÉGRESSION	9 -
CLUSTERING	10 -
DÉTECTION D'ANOMALIES	11 -
PLANIFICATION	12 -
OBSERVATION	13 -
LES CATEGORIES D'IA	14 -
LES IA SYMBOLIQUES	15 -
SYSTEMES EXPERTS	16 -
REPRÉSENTATION DE LA CONNAISSANCE	17 -
IA LOGIQUE	19 -
AUTOMATE FINI	20 -
PLANIFICATION AUTOMATIQUE	21 -
AUTRES APPROCHES SYMBOLIQUES	23 -
LES IA APPRENANTES	24 -
APPROCHES PROBABILISTES	26 -
ALGORITHMES DE RÉGRESSION	27 -
APPRENTISSAGES ORIENTÉS INSTANCE	28 -
ARBRES DE DÉCISION	29 -
ALGORITHMES DE CLUSTERING	30 -
RÈGLES D'ASSOCIATION	31 -
MÉTHODES ENSEMBLISTES	32 -
RÉSEAUX DE NEURONES ET DEEP LEARNING	33 -
LE FUTUR DE L'IA	36 -

HISTOIRE DE L'IA



QU'EST-CE QUE L'IA ?

Définition générique

La notion d'Intelligence Artificielle (IA) peut apparaître comme vague et philosophique. De l'aveu même de la CNIL, la définition d'IA est sujette à confusion, voire à contradiction. Étymologiquement parlant, une IA se définit comme une « **imitation de l'intelligence** », que l'on peut étendre à « l'ensemble des théories et des techniques permettant de simuler une intelligence ». Cette définition, qui reste large, suggère que l'IA se cantonne à une simple et générale imitation de l'intelligence. Mais si l'IA est aujourd'hui aussi populaire, c'est qu'elle a su démontrer à maintes reprises qu'elle n'est pas qu'un concept philosophique, mais bel et bien **un outil puissant et impactant**.

L'IA et l'informatique

L'informaticien averti pourra remarquer que les progrès de l'IA sont parallèles aux avancées de l'informatique, et ce n'est évidemment pas un hasard : **IA et informatique sont intimement et concrètement liées**. L'IA peut même être vue comme **une composante de l'informatique** en ce qu'elle s'appuie sur les technologies, matérielles et méthodologiques, issues de ce domaine. Pas d'IA sans informatique donc. Mais inversement, les progrès des technologies de l'information ouvrent continuellement des portes à l'IA... Ce qui explique en partie la vague IA que nous connaissons depuis quelques années !

L'IA s'inscrit en fait dans la continuité de l'informatique. Depuis sa création, l'informatique n'a eu de cesse de chercher à simplifier et automatiser le traitement de l'information, et, de manière plus générale, les processus métiers. Les machines et ordinateurs ont ainsi révolutionné la grande majorité des métiers via des outils allant des éditeurs de textes aux sites web. Néanmoins, si de nombreuses tâches ont pu être automatisées, la majorité nécessite encore une importante intervention humaine. C'est là que l'IA intervient : **là où les solutions classiques ne font qu'entreposer et utiliser la donnée, l'IA est à même de l'analyser, de la comprendre, voir la prédire, décuplant ainsi les possibilités**. De fait, en rajoutant intelligence et autonomie dans les systèmes, elle peut aborder des problèmes difficiles, voire impossibles, pour les technologies standards. L'IA représente en fait un pas de plus vers l'automatisation des systèmes d'informations et des processus. Un pas de plus que l'informatique seule ne peut réaliser. Et un pas de plus que personne ne veut louer.

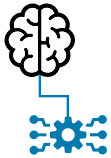
L'IA dans nos vies

De ce fait, l'IA est aujourd'hui, et à juste titre, omniprésente. On peut aujourd'hui retrouver l'IA dans les transports, l'énergie, les réseaux sociaux, le commerce, la finance, pour n'en citer que quelques-uns. **Elle a par ailleurs engendré des domaines à part entière**, comme les voitures autonomes ou la Data Science. Pour chaque domaine d'applications, l'IA fait face à des problématiques diverses et spécifiques. Elle est amenée à résoudre, par exemple et entre autres, des problèmes de classification, de recommandation, de prédiction ou de raisonnement.

Face à l'hétérogénéité des problèmes, il n'existe pas une unique IA, mais de nombreuses formes : les technologies d'IA sont tout aussi diverses que les problèmes qu'elles abordent !

Malgré une grande variété des approches d'IA, ces dernières peuvent **être groupées en deux grandes catégories** :

IA SYMBOLIQUES



- **LES IA SYMBOLIQUES**, ou orientées connaissance (*knowledge based*), qui s'appuient sur une représentation riche du monde par des « symboles » et qui utilisent logique et règles pour, entre autres, réaliser des raisonnements complexes.



IA APPRENANTES

- **Les IA d'apprentissages**, dirigées par la donnée (*data driven*), parfois appelées connexionnistes, qui s'appuient sur des données de bas niveau pour apprendre en autonomie ou semi-autonomie à réaliser certaines tâches. C'est dans cette famille que l'on retrouve les fameuses approches de Machine Learning et de Deep Learning.

Ces deux classes sont riches et regroupent de multiples approches et sous-familles d'IA, qui peuvent elles-mêmes appartenir aux deux groupes ! Chaque approche est unique et a ses caractéristiques, ses atouts, ses limites, la rendant plus ou moins adaptée à certains problèmes : **à chaque problème son IA !**

LES MISSIONS D'IA

Chaque métier a des besoins uniques. Malgré un potentiel indiscutable, l'IA ne peut pas, pour l'heure, répondre à l'ensemble des problèmes rencontrés. Quand elle doit surmonter un verrou, **l'IA doit y avoir été spécifiquement pensée et adaptée, au même titre que n'importe quelle solution informatique**. Mais au-delà de ces limites, l'IA a largement fait ses preuves sur de nombreux types de problèmes ; problèmes vers lesquels de nombreux besoins métiers peuvent en fait se ramener, et parfois de manière contre intuitive !

En excellant sur certaines classes de problèmes, les différents types d'IA couvrent un spectre large de besoins variés, et ce dans une grande panoplie de domaines. Mais comment savoir si une solution d'IA pourra résoudre un besoin concret ? Et comment rattacher un besoin métier à un problème type surmonté par l'IA ? **Cette section passe en revue les problèmes types abordés par l'IA et apporte explications** et éléments de réponses à ces interrogations communes. C'est ce que nous appelons les **missions de l'IA**.

Les missions :



Prédictions

Anticipations et prévisions, temporelles mais aussi contextuelles.



Raisonnement

Déductions d'infos à partir d'un spectre de connaissances pour établir décisions et stratégies.



Classification

Problème vers lequel d'autres peuvent se ramener. Outil puissant de valorisation de la donnée.



Regression

Association d'une valeur à un ensemble de valeurs. Utile pour estimer une valeur à partir de données.



Clustering

Découvrir de nouvelles classes pour rajouter de la valeur à des données peu exploitées ou désordonnées.



Détection d'anomalies

Monitorer de large volume de données à détecter les phénomènes sortant de la normale. *Il est commun qu'un problème de détection d'anomalies soit aussi un problème de clustering.*



Planification

Établir une liste de tâche à réaliser pour atteindre un objectif. Elle constitue un problème de prévision et de projection de l'état du monde.



Observation

Capacité à gérer l'incertitude, de fusionner des données et son potentiel à décupler le potentiel de certains capteurs.

PRÉDICTIONS



→ Principe

Anticipation et prévision sont des éléments clefs dans tout processus de prise de décision, c'est à ce titre que les capacités de prédictions de l'IA suscitent l'intérêt. Le principe intuitif de la prédiction est **d'estimer les futures observations à partir des précédentes**.

→ Application

Dans cet exercice, l'IA a largement fait ses preuves dans des domaines tels que la finance, les transports, l'énergie, ou la maintenance. Mais la prédiction ne correspond pas uniquement à une anticipation temporelle, **l'IA est en effet capable d'effectuer des prédictions contextuelles : ainsi, un des points forts des IA de traitement de textes est leur capacité à prévoir les mots suivant une séquence d'autres mots !** Ce qui est particulièrement utile pour les Chatbots ou la génération automatique de contenus médiatiques ou artistiques.

De fait, la mission de prédiction peut être généralisée en la définissant comme **la capacité à déterminer les données suivant d'autres données**, qui se suivent temporellement ou contextuellement.

Tout besoin correspondant à cette définition peut être résolu par une IA de prédiction. Ainsi, la prédiction couvre bien plus de besoins qu'un simple regard vers l'avenir.



EXEMPLES DE PRÉDICTIONS RÉSOLUES PAR L'IA

Estimer l'évolutions future des prix du marché immobilier

Estimer la future consommation électrique d'un réseau

Effectuer de l'auto-complétion intelligente pour le code informatique

Anticiper la survenue d'incidents dans un système informatique



RAISONNEMENT



→ Principe

Pour l'humain comme pour l'IA, le raisonnement permet de déduire des informations à partir d'un spectre de connaissances, et ainsi avoir une meilleure compréhension du contexte. Souvent réalisé par des humains de nos jours, le raisonnement permet de **comprendre les phénomènes** transposés au travers des données, **permettant ainsi d'établir décisions et stratégies**.

→ Application

C'est une tâche fastidieuse, en particulier sur un large volume de données : de fait, un problème de raisonnement correspond à **un besoin d'explication d'une observation ou d'un phénomène**. Via des capacités d'inférence et d'analyse de causalité, l'IA est à même de répondre à ce genre de problème.

Malgré certaines limites actuellement, l'IA a été utilisée à des fins de raisonnements dans divers domaines tel que le renseignement, la santé ou la robotique. Il est à noter que les capacités de raisonnement peuvent être utilisées en appui à d'autres missions, comme la planification ou la détection d'anomalies.



EXEMPLES DE RAISONNEMENTS RÉSOLUS PAR L'IA

Compréhension des dialogues et extraction d'information par un Chatbot

Sélectionner un profil adapté pour un recrutement

Interopérabilité entre systèmes

Démonstration de théorèmes

CLASSIFICATION



→ Principe

La classification est une mission vers laquelle de très nombreux problèmes peuvent se ramener. Le principe est simple : **associer un élément à une classe selon ses propriétés.**

→ Application

L'IA, en particulier via le Machine Learning (ML), excelle face à ce genre de problèmes. Si la classification peut apparaître comme niche, de nombreux problèmes peuvent s'y ramener, comme la détection d'émotions, l'évaluation de clauses d'un contrat ou encore le filtrage de spams. Ainsi, l'IA effectue de la classification dans de nombreux domaines, tels que l'analyse d'images, la santé, la maintenance ou encore le marketing.

La classification est un outil puissant de valorisation de la donnée qui peut s'appliquer pour tout besoins où des catégories, même complexe, peuvent être définies.



EXEMPLES DE MISSIONS DE CLASSIFICATION

Déterminer les commentaires négatifs ou positifs à propos d'un film

Identifier une pathologie à partir des symptômes

Association automatique de produits de grandes distributions à des catégories

RÉGRESSION



→ Principe

La régression correspond au problème d'association d'une valeur à un ensemble de données. Cette valeur peut être, par exemple, une note sur un produit ou une valeur marchande sur un bien selon leurs propriétés. C'est une mission qui peut être liée à la prédiction, mais qui reste plus générale.

→ Application

C'est une mission commune de l'IA qui est déployée dans des domaines tels que la vente, le marketing, la sociologie, la santé, le transport et bien d'autres.

Proche de la classification, la régression peut être utilisée au travers de l'IA pour tout besoin où une valeur est à estimer à partir de données.



EXEMPLES DE MISSIONS DE RÉGRESSION

Nombre de ventes d'un produit en fonction de paramètres météorologiques
(températures, précipitations, etc.)

Estimation de la satisfaction client en fonction du temps d'attente

Calcul de Key Performance Indicators

CLUSTERING



→ Principe

Là où la classification cherche à associer des éléments à des classes connues, **le clustering vise à découvrir de nouvelles classes**. Il s'agit de regrouper des éléments entre eux en prenant en compte divers paramètres et relations, souvent implicites.

→ Application

C'est un problème qui est fortement lié à l'exploration des données : le clustering permet de rajouter de la valeur à des données peu exploitées et désordonnées. L'IA est utilisée pour y faire face dans de très nombreux domaines comme le marketing, la vente, la sécurité et la détection de fraude.

De fait, tout besoin de rangement ou de compréhension de la donnée peut se ramener à un problème de clustering qui peut être résolu par IA.



EXEMPLES D'APPLICATION DE CLUSTERING

Détection de fraude à l'assurance

Rangement de documents administratifs désordonnés

Identification de différents profils de clients sur un site e-commerce

DÉTECTION D'ANOMALIES



→ Principe

Les anomalies sont une source de retard et de surcout indéniable dans de très nombreux processus métiers. Que ce soient des intrusions ou des défaillances, **les anomalies sont des événements relativement peu fréquents qui interfèrent le plus souvent dans le bon fonctionnement du métier**. La rareté des anomalies les rend souvent difficiles à anticiper, mais également difficiles à détecter.

→ Application

Les capacités d'analyse de l'IA sont pleinement adaptées pour y faire face. Les IA peuvent monitorer de large volume de données et **détecter les phénomènes sortant de la normale**, et ce de manière souvent très autonome. Naturellement, de telles IA sont utilisées dans la maintenance de SI, mais sont également explorées dans d'autres domaines comme l'énergie, la santé et les transports.

Il convient de noter qu'il est commun qu'un problème de détection d'anomalies soit également un problème de clustering.



CAS D'UTILISATION D'IA POUR DÉTECTION D'ANOMALIES

Détection proactive des incidents sur une infrastructure réseau

Détection de bots sur réseaux sociaux

Détection de comportements anormaux de personnes sujettes à la démence

PLANIFICATION

1 —
2 —
3 —

→ Principe

La planification automatique est une mission récurrente qui vise à **établir une liste de tâches à réaliser pour atteindre un objectif**. Il s'agit de l'un des premiers problèmes résolus par l'IA, et ce malgré la difficulté de nombreux problèmes de planification. La planification constitue **une mission de prévision et de projection de l'état du monde**.

→ Application

L'IA est utilisée pour de la planification automatique dans de nombreux domaines comme la logistique, la gestion des SI, les jeux-vidéo et les véhicules autonomes.

Les besoins s'identifiant à la mission de classification le sont en général de manière assez évidente, et sont facilement gérés par l'IA.



CAS D'UTILISATION D'IA POUR PLANIFICATION DE TÂCHES

Établir à l'avance les étapes d'un voyage

Planifier les étapes de création et de transmission d'un produit

Planifier les différents cours interdépendants sur une application e-learning

OBSERVATION



→ Principe

L'acquisition de données depuis l'environnement est un problème majeur pour une majorité de processus de décisions et de processus métiers. Reposant sur des capteurs physiques, l'analyse de documents ou l'analyse de données non structurées, **la récupération des données est souvent difficile et incertaine**, engendrant des données de piètre qualité.

→ Application

L'IA apporte cependant de multiples solutions, tant par sa **capacité à gérer l'incertitude et à fusionner les données, que par son aptitude à décupler le potentiel de certains capteurs** : ainsi les caméras 3D sont aujourd'hui rendues obsolètes car l'IA est à même de transformer un flux vidéo 2D en flux 3D !

L'IA peut donc être très utile pour les besoins d'acquisition de données et est utilisée dans de multiples contextes, comme les voitures autonomes, les magasins intelligents, les moteurs de recherche, et bien d'autres.



CAS D'UTILISATION D'IA POUR L'ACQUISITION DE DONNÉES

Agrégation d'événements et détection d'une anomalie complexe sur une infrastructure IT

Identification des différents champs portés dans une facture

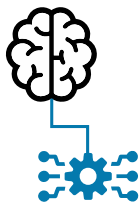
Transformation de flux d'images obscures en images parfaitement nettes

LES CATEGORIES D'IA

2 GRANDES CATÉGORIES D'IA



IA SYMBOLIQUES



Représentation à partir de la connaissance, par des **symboles numériques**. Fournis par des **experts humains**.

Représentation à partir de **données**, dont la branche la plus connue est la **Machine learning (ML)**.



IA APPRENANTES

LES IA SYMBOLIQUES

Reposant sur une représentation du monde par des « symboles » numériques, les IA symboliques sont **l'une des premières formes d'IA** avec des succès certains, et toutefois avec aussi des limites importantes. À ses débuts, le symbolisme a suscité de nombreux espoirs, en particulier dans la quête d'IA générale et humaine. Mais l'attente était trop forte et l'IA symbolique a déçu. De ce fait, cette catégorie d'IA est **également connue sous le nom de *Good Old-Fashioned AI (GOFAI)***, ou bonne vieille IA, suggérant que ces IA sont archaïques et dépassées ; mais il n'en est rien ! Même si les espoirs portés par les GOFAI étaient utopiques, ces dernières sont à même de répondre à de nombreux problèmes et sont encore utilisées à ce jour. En outre, la recherche est aujourd'hui très active sur le sujet. Ces bonnes vieilles IA ont encore de beaux jours devant elles...

Les IA symboliques s'appuient sur une connaissance complexe décrite par des symboles. Par exemple, la présence de Nono dans la chambre peut être exprimée comme tel :

est_dans(nono, chambre)

Où les symboles *nono* et *chambre* identifient des entités du monde, et *est_dans* représente une relation qu'ils partagent. Les IA symboliques reposent sur un ensemble de descriptions similaires. **Le formalisme et les propriétés d'une telle connaissance sont souvent fournis par des experts humains, mais permettent aux IA de réaliser des analyses et des raisonnements complexes, sur des volumes de données inabordables par l'humain ou les systèmes informatiques classiques.**

En fait, les IA symboliques s'appuient sur une connaissance préalable, complexe et étendue de leur domaine d'application. La connaissance est utilisée de diverses façons selon les types d'IA symboliques, mais tous partagent un point commun de poids : leur **explicabilité**. En effet, le symbolisme offre la possibilité aux IA « d'expliquer » leurs actions et raisonnements. Cela permet d'avoir un excellent contrôle sur le comportement des IA et leur maintenance. C'est un trait essentiel dans de nombreux contextes, en particulier si l'IA doit interagir avec l'humain. Au-delà de cet atout important, chaque type d'IA symbolique a ses forces et ses limites. Parmi les IA symboliques, nous pouvons trouver :



- Systèmes Experts
- Représentation de la connaissance
- Logiques Formelles

- Automate Fini
- Planification
- Autres Approches

SYSTÈMES EXPERTS

Les systèmes experts sont l'une des premières formes de l'IA à s'être démocratisée dans l'industrie. Reposant sur des règles préétablies, les systèmes experts permettent... **d'émuler un expert humain** ! Cette aptitude les rend intéressants pour **l'aide à la décision** sur des domaines pointus, ce qui explique l'enthousiasme passé à leur sujet. Les systèmes experts ont été très communs il y a quelques dizaines d'années, mais s'ils ne font que peu parler d'eux aujourd'hui, c'est qu'ils ont évolué !

Mission(s) assurée(s)



De manière générale, les systèmes experts sont des IA avec deux composantes : une base de connaissance et un moteur de règles (ou moteur d'inférence). La base de connaissance porte l'ensemble des faits décrivant le monde sous forme symbolique ; il peut être vu comme une base de données à la structure adaptée aux représentations symboliques. S'appuyant sur cette base de connaissances vient un moteur de règles : les règles sont des conditions « si alors » évaluées par le moteur. Voici un exemple de règle simple :

Si nono a batterie ALORS nono est_un robot

Une règle seule n'est en général ni pertinente, ni intelligente. En revanche, en s'appuyant sur des centaines d'entre elles, les systèmes experts sont à même de réaliser des raisonnements complexes. Les faits résultants de règles sont utilisés dans d'autres règles, et ainsi de suite : il y a un enchaînement de règles, de réflexions, qui émule le raisonnement d'un expert humain. **Cette capacité à enchaîner ces règles est la force principale des systèmes experts, au prix d'une imposante connaissance fournie par des experts... humains !**

Mais il convient de noter que tous les faits ne doivent pas être détaillés. En effet, les capacités d'inférence du système expert lui permettent de compléter, dans une certaine mesure mais massivement, les informations par lui-même. Ainsi, pour les problèmes qui reposent sur une connaissance experte, pour lesquels un expert métier humain est disponible, et qui peuvent être décrits symboliquement, une IA de type système expert est adaptée. De plus, les capacités de raisonnement des systèmes experts permettent d'aborder divers problèmes et pas uniquement les problématiques de raisonnement.

Les systèmes experts ont eu un impact important sur les IA d'aujourd'hui. De multiples approches, comme celles basées sur des ontologies ou la logique, en sont très proches. Si ce type d'IA n'est que peu présent aujourd'hui en tant que « système expert », ces derniers existent bel et bien, au travers d'autres désignations, telles que le raisonnement automatisé ou les moteurs d'inférence, outils qui se sont spécialisés et améliorés avec le temps.

Boîte à outils

Les solutions de systèmes experts clef en main et libres sont aujourd'hui très rares, même si plusieurs organisations proposent des solutions commerciales. Néanmoins, il existe de nombreux outils, dont des moteurs d'inférence et bases de connaissance pour mettre en place un système expert. Parmi lesquels :

Pyke - <http://pyke.sourceforge.net/>

D3web - <https://www.d3web.de/>

Drools - <https://www.drools.org/>

REPRÉSENTATION DE LA CONNAISSANCE

D'abord rencontré par les systèmes experts, la question de la représentation de la connaissance est un enjeu majeur pour les IA, principalement symboliques. Même si la représentation de la connaissance, ou **Knowledge Representation (KR)**, ne correspond qu'à une partie de l'IA, elle est propre à chacune d'entre elle et aux problèmes résolus, on parle alors de Knowledge-based AI, ou IA orientée connaissance. La KR est en effet essentielle pour que l'IA puisse opérer avec efficacité : sans KR adapté, l'IA ne peut raisonner correctement. C'est à ce titre un sujet de préoccupation majeure dans le domaine de l'IA, qui se retrouve dans plusieurs types d'IA.

Mission(s) assurée(s)

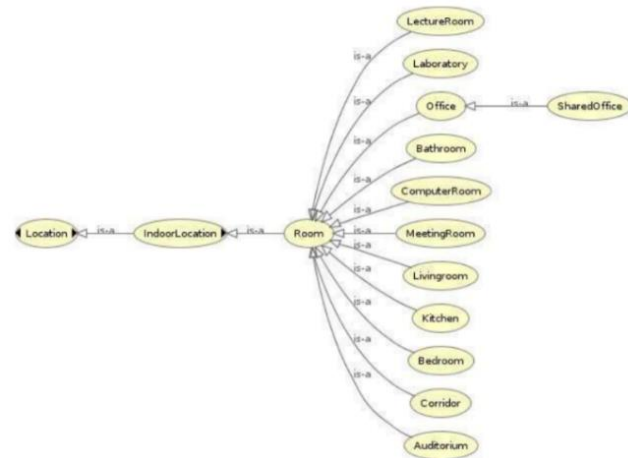
	Prédictions
	Raisonnement
	Classification
	Regression
	Clustering
	Détection d'anomalies
	Planification
	Observation

Au-delà de stocker la données, les KR cherche à lui apporter de la sémantique, d'entreposer des informations complexes, de telle façon à permettre raisonnement et gestion de l'incertitude. En d'autres termes, **la KR permet à l'IA de comprendre les informations portées par les données**. Une KR peut être autonome ou être intégré comme une surcouche à une base de données. Il y a, de nos jours, diverses représentations de connaissance. Les formats graphiques sont particulièrement utilisés : ayant les relations entre entité en leur cœur, les KB orienté graphe sont parfaitement adapté à de nombreux contexte, comme la recommandation de contenus.

De là, et poussée par l'émergence du Web Sémantique, est apparu la **notion d'Ontologie**, aussi connu sous le **nom de Knowledge Graph** dans certain cas. Les Ontologies peuvent être décrite comme un ensemble de connaissance structuré et formalisé selon un domaine. Ces dernières portent un ensemble de concepts, de propriétés et un formalisme.

De ce fait, **les ontologies apportent consistance, interopérabilité, sémantique et maintenabilité aux IA, en plus d'apporter, au travers de standards, des capacités de raisonnement générales.**

Elles sont communément utilisées par les IA, et il existe diverse ontologies prêtes à l'emploi dans divers domaines, tels que la biologie ou les maisons intelligentes. Un exemple de structure Ontologique est présenté dans la Figure 1 ci-contre.



Finalement, la KR permet aux IA de mieux comprendre les données et prépare le terrain pour les moteurs de raisonnement. Ils peuvent à ce titre être utilisés dans divers contexte et pour divers problèmes.

Boîte à outils

La représentation de la connaissance peut passer par un travail d'expert spécifique à un besoin. Cependant, pour la mise en place de telles représentation, il peut être intéressant de s'appuyer sur des outils de manipulation d'ontologie ou de gestion de structures, en particulier orientées graphe. Parmi ces outils, nous pouvons citer :

Jena - <https://jena.apache.org/>

SPARQL - <https://www.w3.org/TR/rdf-sparql-query/>

Cayley - <https://cayley.io/>

Neo4J - <https://neo4j.com/>

IA LOGIQUE

Dans la continuité des systèmes experts, ont émergé les IA dites logiques. Plus spécifiquement, les systèmes experts sont souvent des IA logiques ! En effet, ces derniers s'appuient fréquemment sur la logique du premier ordre, ou **First Order Logic (FOL)**. La FOL permet de modéliser les règles de manière formelle et mathématique, mais aussi et surtout de s'appuyer sur des opérateurs logiques, comme le classique OU logique ou ET logique, ou encore des opérateurs tels que POUR TOUT. Une telle logique offre une très grande expressivité, elles sont à ce titre très utilisées par les IA, qu'on appelle alors IA logique, ou Logic-Based AI.

Ces IA peuvent résoudre divers problèmes de raisonnement et de classification dans des contextes où le monde peut être exprimé en symboles et en règles, et pour des missions qui ne sont pas excessivement compliquées à formaliser, car là encore, c'est à l'expert de mettre en place ces règles.

Mais il existe d'autres types de logique utilisés par les IA ! C'est le cas de la logique spatio-temporelle, ou ST Logic, qui étend la logique temporelle, qui elle-même étend la FOL. Cette logique dispose de formalismes et d'opérateurs spécifiques qui la rendent parfaitement adaptée pour les objets mobiles, mais aussi pour les IA travaillant sur des données spatiales. Outre les applications de pointes comme les Smart Cities ou les véhicules autonomes, la logique spatio-temporelle peut être utilisée dès que des données spatiales doivent être analysées, principalement pour du raisonnement ou de la classification.

La logique floue, ou Fuzzy Logic, est également communément utilisée par les IA. **Là où les logiques classiques reposent sur des faits vrai ou faux, la logique floue considère des faits avec un degré de vérité.** Typiquement, une entité peut appartenir à plusieurs ensembles, avec certains degrés de vérité.

Un exemple récurrent n'est autre que la température qui peut être modélisée comme réalisée dans la Figure 2.

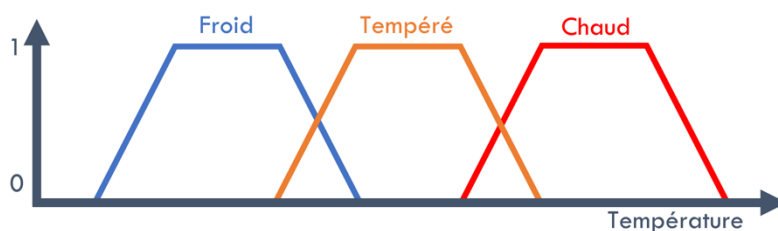


FIGURE 2

Exemple de description de la température par logique floue. Chaque température est associée à un degré de vérité pour la description froid, tempéré, ou chaud. Une température peut être dite à la fois chaude et tempéré avec certains degrés de vérité par exemple.

Mission(s) assurée(s)



Le flou est ainsi très intéressant pour modéliser la complexité du monde, qui est loin d'être binaire. La logique floue est à ce titre une alliée de poids pour les IA, qui lui permet de mieux comprendre le monde, et d'acquérir des données potentiellement complexes et, surtout, incertaines. Bien entendu, les capacités de raisonnements sont maintenues par rapport à la FOL, voire renforcées grâce aux opérateurs floue.

Boîte à outils

La conception d'IA basée sur la logique est principalement réalisée par des experts techniques et métiers. Elle repose souvent sur des outils de moteur de règles ou de systèmes experts étendus. Il existe en ce sens quelques bibliothèques open-source spécifiques :

FuzzyClips - <https://github.com/rochard/FuzzyCLIPS>

Py-mtl - <https://github.com/mvcisback/py-metric-temporal-logic>

AUTOMATE FINI

Les automates finis, plus connu sous leur nom anglophone de Finite State Machine (FSM), sont une méthode simple et commune de représenter une IA : **il s'agit de modéliser les différents états dans lequel l'IA peut se trouver et les transitions d'un état à l'autre**. L'IA va agir selon l'état dans lequel elle se trouve. En d'autres termes, les FSM permettent de définir le comportement de l'IA. Un exemple simple est présenté dans la Figure 3.

Mission(s) assurée(s)

-  Prédiction
-  Raisonnement
-  Classification
-  Regression
-  Clustering
-  Détection d'anomalies
-  Planification
-  Observation

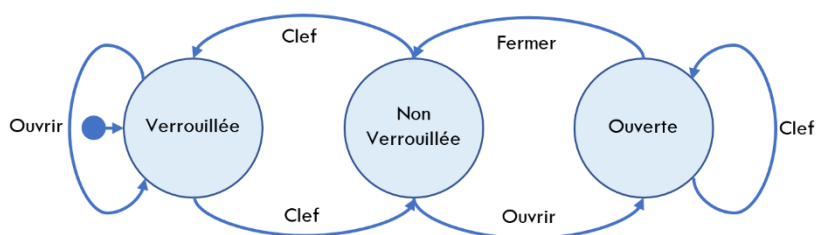


FIGURE 3
Exemple de FSM simple émulant le comportement d'une porte

Il s'agit là d'un cas simple, mais les FSM pour les IA sont généralement bien plus complexes, reposant parfois sur des hiérarchies d'automates, on parle alors de Hierarchical Finite State Machine (HFSM). Les IA basées sur FSM sont particulièrement utilisées en robotique ou dans le jeu vidéo, mais elles sont utiles dans de nombreux autres contextes, en particulier la compréhension du langage, les chatbots ou les assistants personnels. Les IA par FSM sont à même d'effectuer des tâches de classification et d'acquisition ou compréhension de données, en particulier textuelles. Cependant, si ces IA ont un comportement parfaitement contrôlé et compris, la spécification d'un FSM est fastidieuse : l'ensemble des états et des transitions possibles doit être modélisé à la création, ce qui est un problème majeur face à des besoins complexes. C'est donc une IA à même de répondre à de petits problèmes sans reposer sur des technologies lourdes.

Un dérivé des FSM sont les arbres de comportements, qui peuvent être vu, à quelques détails près, comme des FSM structurés sous formes d'arbres, idéaux pour des comportements qui deviennent de plus en plus spécifiques dans le workflow de l'IA. Ces derniers présentent les mêmes forces et faiblesses que les FSM, mais leur usage diffère légèrement. Ils ont entre autres été utilisés dans des véhicules autonomes, et peuvent être utilisés dans divers contextes.

Boîte à outils

Des outils de design de FSM sont souvent intégré dans d'autres frameworks aux fonctions variées, comme la création de chatbot (BotPress par exemple). Il existe en outre divers outils et librairies de conception de FSM :

Fizzim - https://fizzim.com/
Fsm - https://github.com/looplab/fsm
Stateless4j - https://github.com/stateless4j/stateless4j
Micromachine - https://github.com/soveran/micromachine

PLANIFICATION AUTOMATIQUE

La planification automatique de tâches, ou Automated Task Planning, est une forme d'IA symbolique populaire, puissante et flexible. Le but d'une telle IA est simple : passer d'un état du monde initial à un état voulu. Pour se faire, l'IA va s'appuyer sur un ensemble d'actions, ou tâches, qui ont des conditions et des effets sur le monde environnant. L'IA va déterminer la séquence de tâches, parfois avec plusieurs branches, à réaliser pour atteindre un objectif. **Cette capacité à déterminer les séquences offre une grande flexibilité : il suffit de donner un objectif à atteindre, et l'IA va trouver le chemin d'actions le plus pertinent.**

Mission(s) assurée(s)

	Prédictions
	Raisonnement
	Classification
	Regression
	Clustering
	Détection d'anomalies
	Planification
	Observation

Une spécification est nécessaire sur les tâches, pour indiquer leurs conditions et leurs effets. Par exemple, ouvrir une porte nécessite pour le robot de se trouver à côté, effectuer l'action changera l'état du monde, où la porte sera à présent ouverte. Certaines approches de planification, comme les Hierarchical Task Networks, reposent sur une spécification plus complète avec des dépendances entre tâches, ce qui est intéressant pour avoir un meilleur contrôle sur les plans conçu par l'IA... Qui sont parfois surprenant !

Comme le suggère son nom, ce type d'IA prend à bras le corps le problème de planification : dès qu'un tel besoin est rencontré, les IA de planifications automatiques sont la principale solution. Ils sont à ce titre applicables dans de nombreux contextes. Autrement, ce type d'IA peut être utilisé pour prédire différentes possibilités ou tout simplement des états dans lequel se retrouvera un processus dans le futur. De manière général, **il s'agit de l'un des rares types d'IA capable de se projeter dans le futur... et d'expliquer son plan !**

Boîte à outils

Il existe divers algorithmes et formalisme de planification, les principaux état STRIPS, HTN et POMDP. De nombreuses approches s'appuient sur le standard Planning Domain Description Language (PDDL) pour définir un problème de planification.

Il existe plusieurs solutions et librairies permettant la mise en place d'IA de planification de tâche :

Fluid HTN - <https://github.com/ptrefall/fluid-hierarchical-task-network>

STRIPS (NodeJS) - <https://github.com/primaryobjects/strips>

GOAP - <http://alumni.media.mit.edu/~jorkin/goap.html>

AUTRES APPROCHES SYMBOLIQUES

La recherche autour des IA symboliques a été et reste très active à ce jour. Chaque année, de nouvelles approches sont proposées, même si la plupart ne sont pas aussi impactante que celles citées jusqu'à présent, elles proposent des traits spécifiques qui les rendent intéressantes pour certains besoins. Ces contributions peuvent s'appuyer sur de multiples théories et propositions qui n'ont pas été appliqué à l'IA, mais dont l'utilisation peut apporter des intérêts aux IA.

C'est le cas par exemple de la théorie des preuves de **Dempster-Shafer**. Ce framework permet de **modéliser les faits avec des degrés de « croyance » (ou « belief ») qui sont propagé selon une structure établie par un expert**. De fait, la théorie de Dempster-Shafer ouvre la porte à des IA symboliques gérant avec aise les problèmes d'incertitudes de données. De fait, cette théorie a été conçu pour gérer l'incertitude.

Dans un autre cadre, l'utilisation d'induction causal est particulièrement utile. Elle permet à l'IA de comprendre les relations de causes à effets et ouvre la porte à des raisonnement et planification complexes. Les propositions de Pearl sont très utiles à ce titre.

Les approches abordées par la recherche sont multiples et diverses, il est inutile de connaître l'ensemble des méthodes, mais il est pertinent de savoir qu'elles existent. Ainsi, sur des problèmes très spécifiques, il peut être intéressant de parcourir les méthodes de l'état de l'art. Même s'il existe peu souvent des outils de haute qualité, les prototypes et code open-source sont fréquemment mis à disposition.

Mission(s) assurée(s)

	Prédictions
	Raisonnement
	Classification
	Regression
	Clustering
	Détection d'anomalies
	Planification
	Observation

LES IA APPRENANTES

Sans connaissance préalable, une IA n'a qu'une option pour réaliser la tâche qui lui est induite : **apprendre par elle-même**. La capacité des machines à apprendre à réaliser une tâche correspond à une branche de l'IA appelée apprentissage automatique, ou, plus communément **Machine Learning**. Aujourd'hui, **le Machine Learning est omniprésent dans nos sociétés et est le visage le plus connu de l'IA**. Il faut dire que le Machine Learning a fait couler beaucoup d'encre grâce à ses exploits et ses performances impressionnantes. Le principe même du ML a de quoi surprendre : **en ne fournissant que des données, sans explications, l'IA est à même de réaliser la tâche voulue**. Bien entendu les choses ne sont pas si simples... Même si nous n'en sommes pas loin grâce à des outils de ML de plus en plus puissants.

Le ML n'est pas une thématique récente, les premiers travaux autour des apprentissages remontent aux fondements de l'IA, en particulier au travers des perceptrons. Mais si les technologies existaient depuis des années, ce qu'à partir des années 2010 qu'elles ont pu fonctionner à plein potentiel, grâce à deux phénomènes :

- Progrès, toujours dictée par la loi de Moore, des puissances calcul des matériels informatiques.
- Disponibilité de larges volumes de données, sur le net, les bases de données et les entrepôts de données, poussé en partie par l'émergence du Big Data.

Dans son fonctionnement, le principe du ML est d'analyser un ensemble de données pour créer, automatiquement, un programme qui réalise une tâche donnée. Pour se faire, un algorithme va être utilisé pour ajuster une fonction, ou modèle, de façon à ce que cette dernière permette de réaliser la tâche. Le principe est simple, mais repose sur des algorithmes statistiques complexes. L'apprentissage est également très demandeur en ressources, tant sur les données nécessaires que sur la puissance de calcul : l'IA évalue une quantité pharaonique de possibilités. L'IA peut apprendre a priori de l'utilisation du modèle, de manière supervisée, où les données sont expliquées, annotés par un expert ou non supervisé, où l'IA apprend depuis les données brutes. Mais elle peut également apprendre à la volée, durant l'utilisation, avec les observations alors réalisées ; on parle dans ce cas d'apprentissage par renforcement.

Même si les IA basées sur le ML ne peuvent pas résoudre tous les problèmes, elles offrent un potentiel inégalé pour nombre d'entre eux, avec des résultats parfois hors normes. Le ML est clairement une approche puissante, mais est limitée par une faiblesse importante : son fonctionnement en « boîte noire ». En effet, lors de l'apprentissage, **l'expert humain n'a pas ou très peu d'influence sur le processus et l'IA ne peut l'expliquer, ni dans la création du modèle, ni dans son utilisation**. Cette caractéristique est un problème majeur, d'autant plus limitant que les IA par ML se trompent relativement souvent. Pour pallier cette limite, ces IA doivent être systématiquement et minutieusement testées.

Les IA basée sur l'apprentissage sont nombreuses et diverses, chacune étant adaptées à certains besoins. Parmi elles se trouve le **Deep Learning**. Basé sur un ensemble profond de couches de neurones artificiels, le DL excelle pour **résoudre des problèmes à forte complexité, mais au prix de volumes de données et de temps de calculs considérables**. Le DL a ainsi fait ses preuves pour la vision par ordinateur, par ses victoires à des jeux comme le Go ou par ces capacités d'analyses de textes. Le potentiel est certain, mais ne rend pas obsolète les autres approches de ML pour autant, donc chacune à ses forces et faiblesses. Les techniques d'IA par apprentissage comprennent :



- Approches Probabilistes
- Algorithme de régression
- Apprentissage orienté instance
- Arbre de décision
- Algorithmes de clustering
- Découverte de règles
- Méthodes Ensemblistes
- Réseaux de Neurones et Deep Learning

Boîte à outils

Les IA par apprentissage peuvent reposer sur un écosystème riche de librairies et solutions de ML. L'importance exponentielle du ML a mené à la mise en place de plus d'outils et d'implémentations d'algorithmes. La majorité des solutions regroupent plusieurs types d'IA par apprentissages, par la suite, les algorithmes décrit dans les boîtes à outils seront rattachés à une ou des solutions qui la propose. Les principales libraires de ML sont les suivantes.

Scikit-learn - <https://scikit-learn.org/>

Tensorflow - <https://www.tensorflow.org/>

Keras - <https://keras.io/>

PyTorch - <https://pytorch.org/>

Weka - <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

Par ailleurs, plusieurs fournisseurs de solutions cloud proposent des solutions de ML :

Azure AI - <https://azure.microsoft.com/fr-fr/overview/ai-platform/>

Google Cloud AI - <https://cloud.google.com/products/a>

APPROCHES PROBABILISTES

Les probabilités sont un outil essentiel pour les IA en ce qu'elles leur permettent de **mieux cerner la complexité du monde et des différents contextes**. En se basant sur un ensemble de probabilités, ces dernières peuvent réaliser des tâches de manière plus ciblée et plus pertinente. Mais représenter le monde par des probabilités n'est pas chose aisée : c'est la finalité des approches probabilistes. Elles ne sont pas à confondre avec d'autres approches qui ne donnent qu'un résultat associé à une probabilité, là où les approches probabilistes le sont de bout en bout.

Les approches probabilistes reposent sur une **représentation des relations entre données, faits et/ou états, chaque relation étant associée à une probabilité**. Le cœur des IA probabilistes est d'apprendre ces probabilités. Elles effectuent ce travail par une analyse statistique et l'utilisation de théories mathématiques, comme le théorème de Bayes ou les approches Markoviennes.

De telles méthodes sont idéales pour **gérer des problèmes où les données sont confuses ou dont les relations ne sont pas connues**. En contrepartie, leur intérêt est limité sur des données de haute qualité. Elles sont quotidiennement utilisées par le public, au travers, entre autres, des outils d'auto-complétions. Les IA probabilistes ont des applications multiples allant des transports à la finance en passant par le traitement du langage, où elles sont à même de réaliser des tâches de régressions, de classification et même de détection d'anomalies.

Mission(s) assurée(s)

	Prédications
	Raisonnement
	Classification
	Regression
	Clustering
	Détection d'anomalies
	Planification
	Observation

Boîte à outils

Les principales approches probabilistes sont les suivantes :

Naive Bayes – Scikit-learn, Weka
Bayesian Belief Network (BBN) - https://github.com/eBay/bayesian-belief-networks
Bayesian Network (BN) - Weka
Hidden Markov Model (HMM) – Scikit-learn (module)

ALGORITHMES DE RÉGRESSION

La régression est le procédé qui consiste à **trouver la fonction mathématique qui épouse le mieux les données**. Fonction qui pourra être utilisée par l'IA par la suite. Même si le principe va au-delà du ML, l'émergence des technologies d'IA a permis le développement d'algorithmes de régression intelligent et puissant permettant de déterminer des fonctions complexes sur de multiples dimensions.

Les méthodes utilisées sont statistiques et mathématiques, elles peuvent être linéaires, logistiques, mais aussi plus complexes.

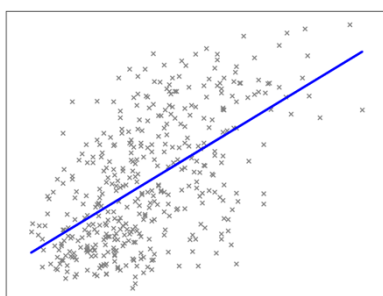


FIGURE 4

Exemple de régression linéaire réalisée par ML sur des données de santé agrégées permettant de déterminer l'avancement de la maladie (diabète) selon les caractéristiques du patient. Réalisé avec Scikit-learn.

Mission(s) assurée(s)

	Prédictions
	Raisonnement
	Classification
	Regression
	Clustering
	Détection d'anomalies
	Planification
	Observation

L'intérêt de la régression est de **pouvoir associer automatiquement des données à des valeurs continues, par opposition aux classes, grâce à la fonction déterminée**. Par exemple, la régression permet de déterminer les valeurs immobilières selon l'état du marché. En prenant en compte la temporalité des données, la régression permet également d'approximer leurs évolutions futures : ainsi, la régression offre la possibilité de **prédire l'évolution dans le temps des valeurs immobilières, en prenant exemple sur les précédentes évolutions**. Les algorithmes de régression sont parfaitement adaptés pour la prédiction temporelle, mais il convient de nuancer les capacités de l'IA dans de tels cas, qui **se trompe souvent dès qu'un imprévu survient**.

Ces algorithmes sont, bien entendu, conçus pour résoudre les problèmes de régression, et sont parfaitement adaptés pour des problèmes de prédictions. Ils sont à ce titre utilisés dans de nombreux contextes, allant de la finance à l'énergie. Mais les algorithmes de régressions sont également à même de résoudre des problèmes de classification ! Certains algorithmes sont ainsi efficaces pour trouver la fonction de séparation entre deux ou plus de classes. Par ailleurs, la régression a déjà été utilisée pour déterminer des relations de causalité entre données.

Boîte à outils

Plusieurs algorithmes de régression sont disponibles dans les principales librairies de ML :

Ordinary Least Squares Regression (OLSR) - Scikit-learn
Linear Regression - Scikit-learn, Weka
Logistic Regression- Scikit-learn, Weka
Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) https://contrib.scikit-learn.org/py-earth/content.html
Locally Estimated Scatterplot Smoothing (LOESS)

APPRENTISSAGES ORIENTÉS INSTANCE

Là où les autres approches n'utilisent les données d'exemple à l'apprentissage, **les algorithmes orientés instance créés des modèles construits autour d'exemples, ou instances, pertinents !** Le principe de l'apprentissage orienté instance est simple : déterminer un ensemble pertinent de données représentant le mieux possible le contexte. Grâce à cette véritable base de données créée automatiquement, de nouvelles entités peuvent être comparées à ces instances et classifiées en conséquence. Ces approches reposent donc sur **une analyse par similarité, où les instances sont comparées par distanciation** : une nouvelle entité appartient à une classe si elle est proche des instances de cette-ci. La notion de distance y est donc primordiale, et s'avère bien plus complexe qu'une distance physique. En effet, pour établir une distance entre deux instances, l'algorithme va s'appuyer sur une fonction spécifique qui s'applique sur de multiples dimensions à la fois.

Mission(s) assurée(s)

	Prédictions
	Raisonnement
	Classification
	Regression
	Clustering
	Détection d'anomalies
	Planification
	Observation

Ces algorithmes d'apprentissages sont particulièrement **adaptés aux missions de classification**, en particulier **lorsque les classes sont très distinctes, ou plutôt, très distantes**.

Ils sont ainsi utiles pour l'archivage de document ou la recommandation. Cette notion de distance est également un point fort pour face aux problèmes de détection d'anomalies, par exemple pour détecter des comportements toxiques sur les réseaux sociaux ou des pièces défectueuses sur une chaîne d'assemblage.

Boîte à outils

Les principales approches probabilistes sont les suivantes :

k-Nearest Neighbor (kNN) - Scikit-learn

Support Vector Machine (SVM) - Scikit-learn (partiellement orienté instance)

Self-Organizing Map (SOM) - <https://github.com/sevamoo/SOMPY>

ARBRES DE DÉCISION

Un arbre de décision n'est autre qu'un **embranchement de conditions de plus en plus précises face auxquelles une entité est confrontée pour être classifiée**. C'est un formalisme qui peut tout à fait être mis en place par un expert humain, mais qui est plus communément créé par apprentissage. Les algorithmes d'apprentissage d'arbres de décisions vont chercher à trouver les paramètres et les conditions clefs pour effectuer la tâche, puis vont les structurer au sein d'un arbre logique.

Mission(s) assurée(s)

-  Prédications
-  Raisonnement
-  Classification
-  Regression
-  Clustering
-  Détection d'anomalies
-  Planification
-  Observation

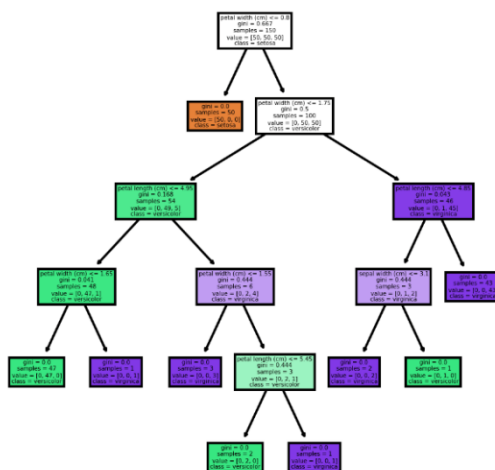


FIGURE 5

Exemple d'arbre de décision pour classifier les iris, généré à partir d'un modèle et à partir de Scikit-learn

Les arbres de décisions sont robustes et performants, mais sont **inadaptés pour des problèmes complexes où l'ambiguïté est forte**. Une des caractéristiques majeures des arbre de décision n'est autre que leur explicabilité : en effet, même si le processus d'apprentissage est encapsulé, la structure en arbre des modèles les rend **parfaitement lisible par l'humain**, comme illustré dans la Figure 4. **Le concepteur peut alors comprendre l'analyse de l'IA**, ou pourquoi pas l'ajuster !

Ils sont à ce titre communément utilisé pour des missions de classification, mais aussi pour effectuer de la régression, dans de nombreux domaines comme la finance, la stratégie d'entreprise ou le marketing.

Boîte à outils

Les arbres de décisions peuvent prendre de multiples formes, parmi lesquelles :

- Classification and Regression Tree (CART) - Scikit-learn, Weka
- Iterative Dichotomiser 3 (ID3) - Scikit-learn,
- Decision Stump - Rapidminer
- M5 - Weka

ALGORITHMES DE CLUSTERING

Les algorithmes de clustering permettent de **découvrir les groupes, ou classes, entre entités selon leurs propriétés**. Il s'agit le plus souvent d'un apprentissage non supervisé, c'est-à-dire que les données ne sont pas expliquées par un expert ; et c'est bien là tout le rôle des algorithmes de clustering, **découvrir des relations entre données qui ne sont pas connus**.

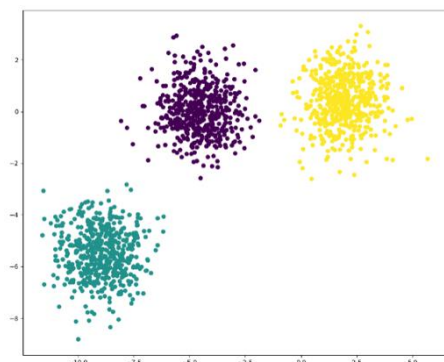


FIGURE 6

Exemple de clustering réalisé par une IA sur des données générées aléatoirement. Figure réalisée via Scikit-learn.

Mission(s) assurée(s)

	Prédictions
	Raisonnement
	Classification
	Regression
	Clustering
	Détection d'anomalies
	Planification
	Observation

Similairement aux approches par instances, la notion de distance est souvent utilisée par les algorithmes de clustering : **l'algorithme va chercher à regrouper les entités proches en une seule classe**. La distance est similairement complexe aux approches basées sur les instances ; l'algorithme va utiliser une fonction qui s'appuie sur de multiples dimensions à la fois. Cette capacité à calculer de telles distances permettent aux clustering de réaliser des décompositions difficiles pour les humains, l'IA étant capable de déceler des relations implicites dans les données.

Les IA de clustering sont utilisées dans de nombreux contextes à des fins de recommandation de contenus ou encore compréhension de la clientèle pour le marketing. Le clustering est un outil puissant d'exploration, et est idéal pour valoriser la donnée : il permet de tirer une richesse d'informations à partir de données dormantes.

Boîte à outils

Les principaux algorithmes de clustering sont les suivants :

K-means - Scikit-learn, Weka

K-medians

Expectation Maximisation (EM) - Scikit-learn, Weka

Hierarchical Clustering - Scikit-learn, Weka

RÈGLES D'ASSOCIATION

Même si les IA symboliques et par apprentissages semblent très distinctes, **il existe certaines approches à la frontière des deux mondes**. C'est particulièrement le cas des règles d'associations, ou Association Rule Learning. Cette technique s'inscrit dans le domaine du Rule-based Machine Learning, qui cherche à établir les règles, utilisées dans les IA symboliques, par ML. Les outils d'apprentissage de règles d'association sont les plus communs dans cette catégorie.

L'objectif de ces approches est de **déterminer les relations, en particulier les relations de causes à effets, entre les données**. Cette tâche est réalisée par des algorithmes d'analyses statistiques selon les occurrences et entités dans un jeu de données. Ils permettent d'obtenir de véritables graphes de dépendances, et peuvent mener à des règles d'implications, qui peuvent ensuite être utilisées pour effectuer de l'inférence sur les données.

Ce type d'IA peut fonctionner de pair avec une approche symbolique, à laquelle elle apporte flexibilité et capacité d'analyser sur de larges volumes de données. Cela ne peut se faire que si les données suivent un certain formalisme. De ce fait, ce type d'IA a un usage assez spécifique. Elles restent un outil efficace d'exploration et de valorisation de la donnée, en permettant de **découvrir des relations noyées dans le volume de données**. Par ailleurs, elle peut orienter les experts dans leurs analyses, ou dans leur conception d'IA symboliques.

C'est une approche utilisée dans tout domaine avec de grands volumes de données à analyser, comme le marketing ou la stratégie d'entreprise, ou quand le problème de raisonnement ne peut être résolu efficacement par des IA purement symboliques.

Mission(s) assurée(s)



Boîte à outils

Les règles d'association reposent principalement sur deux algorithmes :

APRIORI - https://fr.wikipedia.org/wiki/Algorithme_APriori

WekaECLAT - <https://borgelt.net/eclat.html>

MÉTHODES ENSEMBLISTES

Il existe une multitude d'algorithmes d'apprentissage, chacune avec ses caractéristiques, forces et faiblesses, chacune adaptée à certains contextes et certains problèmes. Les méthodes ensemblistes **se positionnent au-dessus en s'appuyant sur plusieurs algorithmes à la fois**. Basées sur le principe de la « sagesse des foules », les méthodes ensembles visent à agréger les résultats issus de plusieurs algorithmes spécifiques, dit faibles, pour effectuer une tâche de manière complète et efficace.

Les algorithmes ensemblistes doivent **déterminer quels sont les algorithmes pertinents à utiliser et à combiner**. Chaque sous-algorithme est ensuite entraîné séparément. Ainsi, l'IA ne s'appuie non pas sur un, mais un ensemble de modèles. Lorsqu'une analyse sera effectuée, chaque modèle va fournir un résultat, ces derniers sont alors agrégés, par élection par exemple, vers un unique résultat global. Grâce à la complémentarité et la diversité des modèles, la réalisation de la tâche s'effectue avec un taux d'erreurs bien plus faible que permis par les approches plus classiques.

Même si les méthodes ensemblistes sont plus lourdes que les approches monolithiques, tant dans l'apprentissage que l'utilisation des modèles, **elles offrent une qualité et robustesse hors du commun. Elles excellent particulièrement sur des problématiques complexes, avec de grandes ambiguïtés et une forte diversité de données**.

À ce titre, elles sont communément utilisées et applicables à tout contexte et à de multiples besoins. Les méthodes d'ensembles sont ainsi utilisées pour la gestion de documents, l'analyse de sentiment, la sécurité informatique ou dans la finance. C'est une approche à utiliser quand la qualité de l'IA doit être élevée et quand les autres méthodes ont échoué : les forces des uns compensent les faiblesses des autres lorsqu'elles sont mises ensembles.

Mission(s) assurée(s)

	Prédictions
	Raisonnement
	Classification
	Regression
	Clustering
	Détection d'anomalies
	Planification
	Observation

Boîte à outils

Les principales méthodes d'ensemble sont les suivantes :

Adaboost - Scikit-learn, Weka
Gradient Boosting Machines (GBM) - Scikit-learn, Weka
Gradient Boosted Regression Trees (GBRT) - Scikit-learn, Weka
Random forest - Scikit-learn, Weka

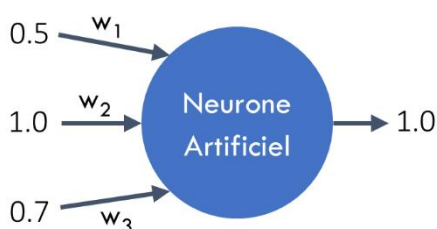
RÉSEAUX DE NEURONES ET DEEP LEARNING

Le Deep Learning (DL) est une composante phare du ML. De nombreux exploits récents de l'IA sont les faits d'approches de DL. C'est ainsi le cas des célèbres IA AlphaGo, GPT-3 ou Watson. Le DL est aussi connu sous le nom de Réseaux de Neurones Profonds, qui comme leur nom l'indique, étendent les Réseaux de Neurones, un type d'IA qui repose sur **une masse de neurones artificiels et virtuels interagissant entre eux**. Le principe de ces approches est d'aboutir à une IA en imitant les intelligences biologiques du monde animal, qui reposent naturellement sur les neurones.

Mission(s) assurée(s)



La notion de neurone artificiel est ancienne et remonte à la création des perceptrons, qui peuvent être vus comme des réseaux de neurones primitifs.



Un neurone artificiel, ou neurone formel, n'est autre qu'une **représentation approximative et informatique d'un neurone biologique**. Le fonctionnement d'un neurone artificiel est illustré dans la Figure 4. Un neurone artificiel prend en entrée (correspondant analogiquement aux dendrites) des données pondérées par des poids, et va appliquer une fonction d'activation qui détermine, selon les entrées, la valeur de sortie (correspondant aux axones d'un neurone biologique) de ce neurone. Les valeurs émises par le neurone peuvent être binaire, c'est-à-dire actif ou non, mais aussi continue.

FIGURE 7

Principe d'un neurone artificiel. w_i correspond aux poids des entrées. Poids et valeurs d'entrée sont agrégés dans une fonction d'activation qui détermine la valeur de sortie.

Comme chez l'animal, un neurone n'apporte de l'intelligence que s'il appartient à un ensemble massif de neurones. Ainsi, les IA basées sur les réseaux de neurones reposent sur des couches de neurones, où les sorties d'une couche sont les entrées de la suivante, comme illustré dans la Figure 6. Ces IA prennent en entrée des données transformées en valeur numérique, et fournissent, après exécution du réseau de neurones, un ensemble de données qui correspondent aux résultats de la tâche que l'IA doit pouvoir effectuer. Pour effectuer ce traitement, les poids des entrées et sorties entre neurones sont primordiaux : ce sont ces poids qui sont appris par l'IA. L'apprentissage est effectué en général par évolution, différents poids sont alors déterminés et testés de manière intelligente, par exemple par sélection naturelle ou par backtracking.

Par construction, ce type d'IA mimétique, offre une flexibilité inégalée : un réseau de neurone peut résoudre virtuellement et théoriquement n'importe quel problème pouvant être résolu par un humain. Évidemment, les réseaux de neurones sont encore loin d'égaliser l'animal, ce type d'IA est en effet limité par le nombre de neurones artificiels et par son besoin d'un volume considérable de données. Mais pour de petits problèmes concrets, les réseaux de neurones, même peu complexes, sont à même de fournir une solution, dont la qualité peut être en dessous des celle atteinte par d'autres approches en revanche.

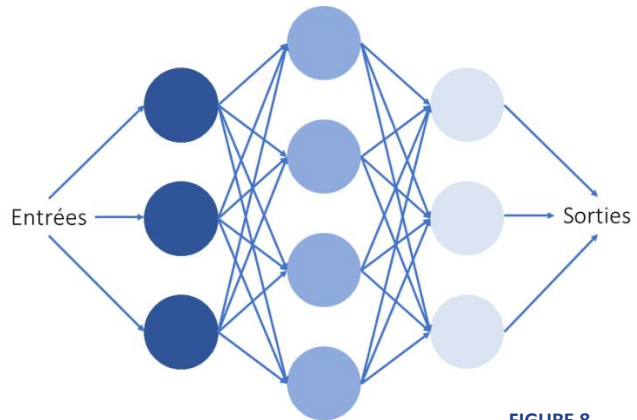


FIGURE 8
Exemple de structure simple de réseau de neurones

Pour s'approcher des capacités cognitives humaines, il est nécessaire d'émuler des volumes importants de neurones, et d'effectuer des apprentissages pharamineux. C'est néanmoins la voie prise par les approches de DL. Comme leur nom le suggère, les approches de DL reposent sur des réseaux composés de millions de neurones repartis sur de nombreuses couches, d'où la notion de « profondeur ». La structuration d'un réseau de neurones et des interactions entre neurones artificiels est essentiel pour que l'IA puisse réaliser la tâche demandée. Il existe à ce titre plusieurs architecture de réseaux de neurones profonds. Parmi les plus utilisées, nous pouvons citer les réseaux de neurones convolutifs (CNN) donc la structure imite le cortex visuel du monde animal, les rendant parfaitement adaptés pour les tâches de vision par ordinateur. Les réseaux de neurones récurrents (RNN) et long short-term memory networks (LSTM) sont également communément utilisés, ils s'appuient sur des transitions au sein d'une même couche, voir pour un même neurone, pour maintenir un état, les rendant apte à résoudre des problèmes temporels. Il existe bien entendu d'autres architectures plus spécifiques. Il est important de noter qu'une IA basée sur le DL peut être basée sur plusieurs architectures différentes qui seront enchainée, lui permettant de réaliser des analyses hautement complexes. De manière plus générale, l'utilisation de millions de neurones sur des milliers de couches permet à l'IA d'apprendre par elle-même à réaliser des analyses pointues, par exemple, il est commun qu'une IA détermine d'abord les parties intéressantes de l'image, avant d'analyser ces parties, le tout dans un seul réseau de neurones profond.

Les capacités du DL offrent aux IA des possibilités jamais vues, qui font parfois la une des journaux. Ces IA excellent pour toutes les tâches de vision par ordinateur, et ont ouvert la porte aux voitures autonomes, magasins sans caisse ou aux filtres visuels sur les réseaux sociaux, mais aussi aux tâches de compréhension du langage. En fait, les IA par DL peuvent résoudre presque tout type de problèmes et sont par conséquent utilisées sur les réseaux sociaux, pour la détection comportements toxiques entre autres, dans la finance, dans le biomédical, dans le marketing, etc. Mais ce potentiel est limité par le volume de données nécessaire, qui se doit d'être massif et le plus exhaustif possible : ce type d'IA est particulièrement sujet à l'effet boîte noire, pouvant aller jusqu'à des dérapages... De fait, face à un problème difficile, mais avec un large volume de données à disposition, le DL s'impose comme une solution plus que pertinente.

Boîte à outils

Les principales architecture et méthodes de réseaux de neurones et de Deep Learning sont diverses, nous pouvons néanmoins citer les suivantes :

Convolutional Neural Network (CNN) - Tensorflow, Pytorch
Recurrent Neural Networks (RNNs) - Keras, Pytorch
Long Short-Term Memory Networks (LSTMs) - Keras, Pytorch
Boltzmann Machine (DBM) - https://github.com/yell/boltzmann-machines

LE FUTUR DE L'IA

L'IA est un domaine en constante évolution. Tirant avantage des avancées technologiques de l'informatique, l'IA a su se révolutionner à plusieurs reprises, et va sans doute connaître de multiples renouveaux dans le futur. L'IA d'aujourd'hui est bien différente de celle d'il y a 10 ans, ses progrès étant fulgurant. De ce fait, il est aujourd'hui difficile de dire ce que sera l'IA dans 10 ans sans se faire surprendre. Néanmoins, l'IA que nous connaissons actuellement semble suivre plusieurs chemins qui laissent présager des technologies futures de l'IA, du moins une petite partie d'entre elles.

Vers des solutions hybrides

Si la tendance actuelle est plutôt aux IA par apprentissage, ces dernières sont entravées par leur besoin de données et leur fonctionnement en boîte noire. Leur incapacité à expliquer leur raisonnement les rend souvent difficile à maintenir ou à corriger. Les IA symboliques ne souffrent pas de ces problèmes, mais nécessitent un effort important de conception et d'expertise.

La recherche dans le domaine de l'IA est très active autour des solutions hybrides. En tirant le meilleur des deux mondes, les IA hybrides offrent autonomie, flexibilité et explicabilité ; les forces du symbolisme compensant les faiblesses des approches par apprentissage, et inversement. Mettre en place de telles solutions n'est pas chose aisée, la littérature scientifique propose néanmoins de multiples contributions en ce sens. Contributions qui peinent à sortir du cadre académique, vers l'industrie. Les solutions actuelles sont en effet souvent limitées à certaines classes de problèmes, ou certaines données, les rendant difficilement exploitables pour l'heure.

Les IA hybrides restent néanmoins prometteuses, avec des résultats encourageants, et une communauté particulièrement active. Nul doute que les futures IA seront de plus en plus hybrides, à la fois symboliques et pouvant apprendre par elles-mêmes. Leur usage sera alors aussi divers que leur capacité, mais elles ouvriront surtout la porte à des IA à même d'interagir efficacement et clairement avec les humains dans la réalisation de leurs tâches.

Vers des intelligences artificielles générales

Les IA d'aujourd'hui sont très spécialisées : elles sont conçues pour réaliser une et une seule tâche bien définie. L'un des buts fondamentaux et philosophiques de l'IA est de créer une IA à même de résoudre tout problème : une Intelligence Artificielle Générale (IAG). Fréquemment illustré dans les œuvres de fictions, ce type d'IA pourrait bien devenir réalité d'ici quelques années.

Avec les récentes avancées du DL, la mise en place d'une IAG semble à portée. Le principe est de concevoir un réseau de neurones suffisamment importants et entraîné pour qu'il soit à même de répondre à plusieurs problèmes, comme un véritable cerveau. De telles IA reposent sur des supercalculateurs et des datacenters complets afin d'atteindre leurs fins. Même s'il est sujet aux limites du DL, il s'agit d'un axe prometteur et nul doute qu'il permettra d'avoir des résultats rapidement.

Il existe d'autres axes vers les IAG ; l'imitation de neurones, et plus généralement d'un cerveau, non pas virtuellement mais physiquement au travers de circuit électroniques est également une piste intéressante. Dans un tel cas, l'IA serait conçue depuis le matériel jusqu'au logiciel, ouvrant naturellement des possibilités mais surtout des performances inatteignables aujourd'hui. Il s'agit d'un travail de recherche de longue haleine, qui est en cours depuis plusieurs années et qui pourrait là encore donner des résultats susceptibles de révolutionner l'IA.

Vers une démocratisation de l'autoML

Dans un futur plus proche de nous se trouve l'AutoML. Si l'IA peut réaliser des tâches en autonomie, pourquoi cette tâche ne pourrait-elle pas être la mise en place d'une IA ? C'est l'idée qui est à l'origine de l'AutoML. S'appuyant, entre autres, sur des techniques d'IA, l'AutoML vise à automatiser la mise en place d'une solution de ML. Le potentiel semble irréel : il ne suffirait alors que de fournir les données, et l'IA fera le reste, la préparation, comme l'apprentissage et la réalisation de la tâche.

Et pourtant, l'AutoML existe déjà ! Il y a aujourd'hui de nombreuses librairies qui automatisent en partie le processus de ML, avec des résultats plus que remarquables. Cependant, les techniques actuelles n'automatisent pas l'ensemble des étapes de conceptions d'une IA, et sont par ailleurs, sujettes à contraintes sur les données, qui doivent être, par exemple, bien équilibrées. De plus, les IA résultantes ne sont pas aussi précises que celles conçues par des experts humains. L'AutoML reste néanmoins un outil formidable d'assistance à la conception.

L'AutoML n'en est qu'à ses débuts, c'est une technologie encore jeune mais qui progresse rapidement. Les principaux acteurs de l'IA s'en sont saisis et proposent des solutions d'AutoML de plus en plus simples et plus autonomes. Le ML va évoluer rapidement avec l'AutoML, qui, d'ici quelques années, mettra la conception d'IA par apprentissage à portée de tous, et par extension, démocratisera encore plus l'IA. Il convient de se rassurer, l'AutoML ne remplacera pas l'expertise métier nécessaire à la préparation d'une IA... du moins pas encore !

