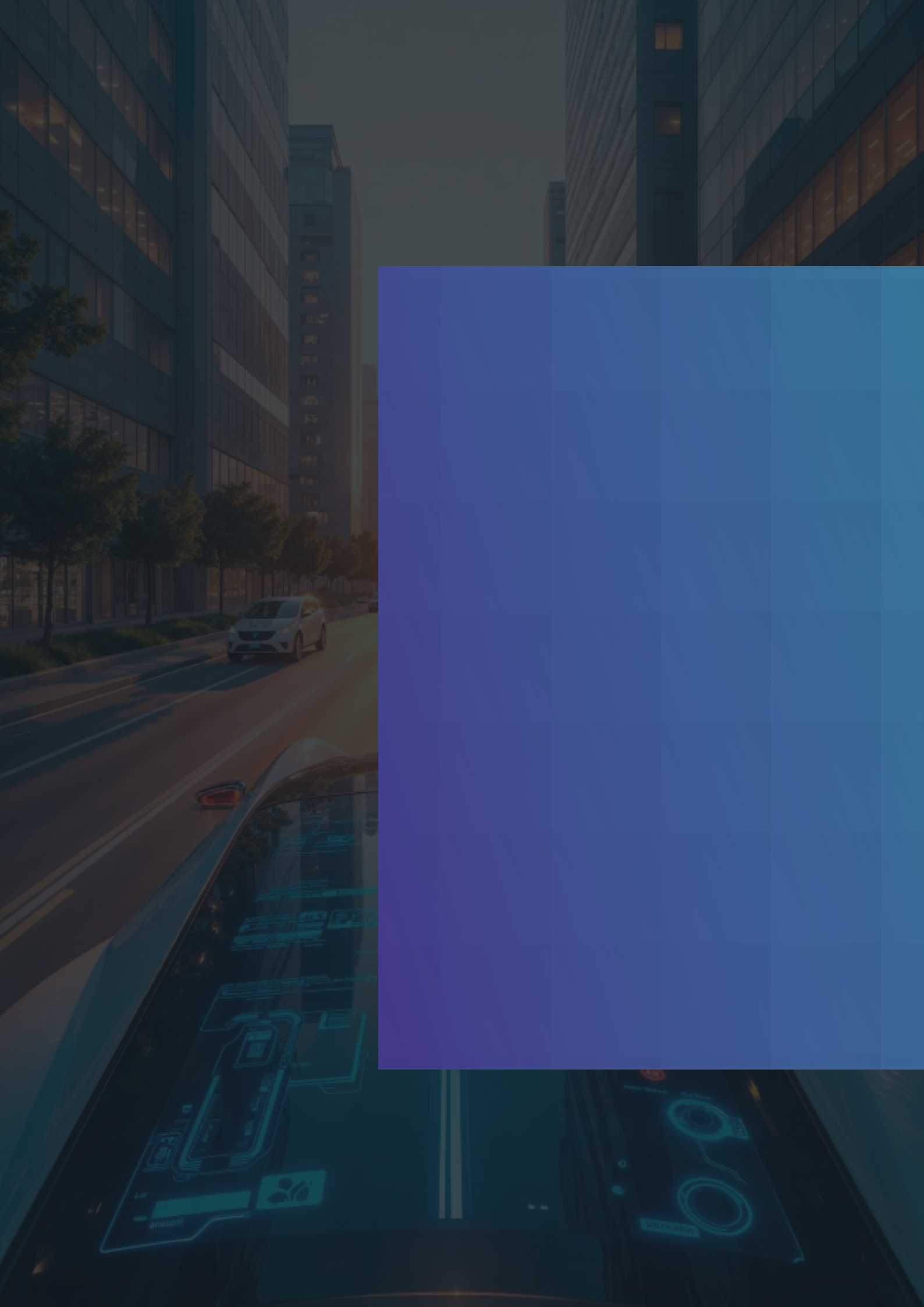


WHITE PAPER

L'IA VA T'ELLE TUER VOTRE ORGANISATION OU LA RÉINVENTER



L'IA VA T'ELLE TUER VOTRE ORGANISATION OU LA RÉINVENTER

SOMMAIRE

Résumé Exécutif	05–08
Introduction	
PARTIE 1	09–11
Comprendre le Machine Learning	
PARTIE 2	12–20
L'IA Générative	
Le latente	
L'entrainement	
PARTIE 3	21–22
Quand les utiliser	
Les IA prédictives	
Les IA génératives	
Conclusion	23–24



RÉSUMER EXÉCUTIF

L'intelligence artificielle (IA) transforme profondément les entreprises en leur offrant des opportunités pour automatiser les tâches, optimiser les processus et améliorer la prise de décision. Ce livre blanc constitue le premier volet d'une trilogie, il explore le **fonctionnement de l'IA numérique et son rôle stratégique dans les systèmes d'information et les métiers.**

Cette première partie distingue les **IA prédictives**, qui anticipent des résultats en fonction de données historiques, et les **IA génératives**, capables de produire des contenus comme des textes, des images ou des vidéos. Les IA prédictives s'appuient sur des modèles entraînés à reproduire des tâches spécifiques, tandis que les IA génératives utilisent le Deep Learning et les réseaux neuronaux pour fournir des solutions innovantes.

Le document approfondit les concepts clé de l'IA, notamment les approches numériques et symboliques, en expliquant leurs mécanismes et leur impact. Il illustre également des cas d'usage concrets, tels que la détection de fraude bancaire, l'analyse d'images médicales ou encore l'optimisation des processus industriels.

Enfin, le livre blanc met en lumière des enjeux critiques comme la gouvernance et les risques liés à l'IA, le cycle de vie des solutions IA et leur utilisation.

Ces aspects sont essentiels pour garantir une adoption de l'IA éthique, responsable et maîtrisée, en tenant compte des besoins de transparence et de conformité réglementaire.

Ce guide pratique constitue une ressource essentielle pour toute organisation souhaitant exploiter pleinement le potentiel de l'IA dans une démarche stratégique et durable.



INTRODUCTION

Dans un contexte où l'innovation technologique transforme les modèles économiques, l'intelligence artificielle (IA) s'impose comme un levier essentiel pour les entreprises cherchant à innover et à renforcer leur compétitivité. Bien plus qu'une simple réponse aux défis actuels, elle offre l'opportunité d'accompagner les métiers, d'optimiser les processus et d'adapter les systèmes d'information (SI) aux enjeux futurs.

Ce livre blanc est le premier volet d'une série en trois parties, conçue pour offrir une vision claire et approfondie de l'IA et de son impact stratégique.

Cette première partie pose les bases essentielles pour comprendre l'intelligence artificielle numérique. Elle explore les mécanismes du Machine Learning (ML) et Deep Learning (DL), en mettant en lumière leur fonctionnement et leur rôle dans la transformation des entreprises.

La deuxième partie sera consacrée aux domaines d'application de l'IA. Elle analysera où et comment ces technologies sont mises en œuvre aujourd'hui et comment elles évolueront demain. Des exemples seront présentés dans des domaines clé tels que la classification des connaissances, l'industrie, la santé,

la sécurité et la reconnaissance des émotions.

La troisième et dernière partie traitera des enjeux liés à la régulation, à l'éthique et à la gestion des risques liés à l'IA. Elle explorera les cadres réglementaires, le cycle de vie des systèmes d'IA et les bonnes pratiques pour une utilisation responsable et maîtrisée des solutions d'IA numériques.

Cette série constitue une ressource essentielle pour comprendre, exploiter et encadrer l'intelligence artificielle avec succès.

« Tout deep learning repose sur le machine learning, et tout machine learning repose sur l'intelligence artificielle. Toutefois, l'intelligence artificielle ne repose pas toujours sur le machine learning. » – Google **Quelle est la différence entre le deep learning, le machine learning et l'intelligence artificielle ?**

L'IA, telle qu'elle est popularisée aujourd'hui, repose principalement sur le **Machine Learning et le Deep Learning.**

Dans cette première partie, **Sylvie Varesano, experte en architecture, gouvernance et intégration des systèmes**

du Machine Learning chez Wemanity

Reply, décrypte ces technologies et propose des clés pour comprendre quand les utiliser, que ce soit pour des solutions prédictives ou génératives.

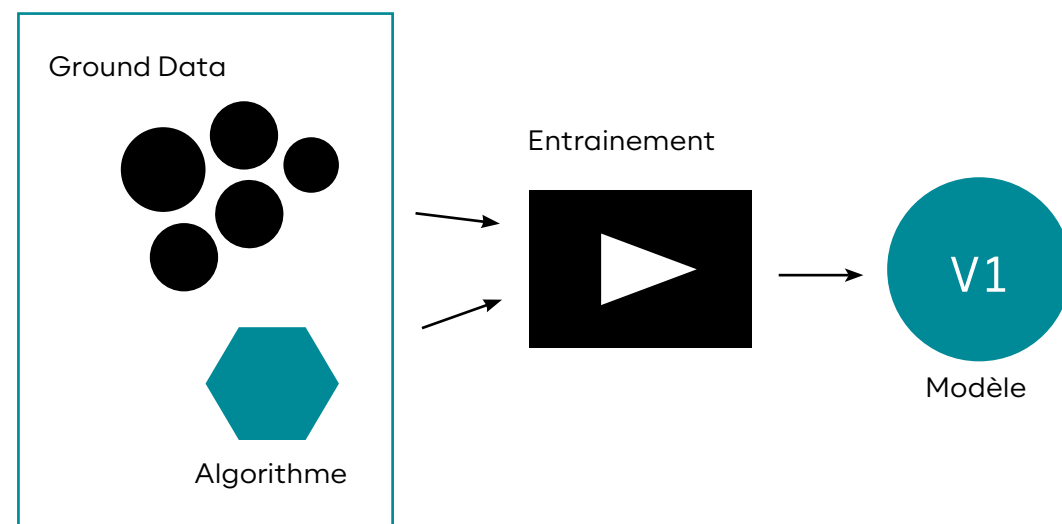
À travers cette analyse, ce livre blanc vise à fournir une vision claire et accessible de l'IA appliquée, permettant aux organisations d'identifier des cas d'usage pertinents et d'intégrer efficacement ces technologies dans leur stratégie.

COMPRENDRE LE MACHINE LEARNING

« Le Machine Learning est un programme ou système qui entraîne un modèle sur des données en entrée. Le modèle entraîné peut réaliser des prédictions utiles avec de nouvelles données (jamais vues auparavant) issues de la même distribution que celles utilisées pour l'entraînement. » (Google glossary)

Le Machine Learning consiste en un système qui recherche les valeurs (entraînement) d'un type d'algorithme afin de définir l'algorithme/le modèle (V1) qui reproduit les données en entrée (données de référence ou Ground data). Ce modèle ainsi défini peut prédire les résultats d'autres données du même domaine.

Le Ground data constitué des données en entrée de l'algorithme, étiqueté avec les résultats attendus que le modèle doit prédire. Un modèle est un algorithme composé de 1 à n nœuds. Un nœud est une fonction statistique ou probabiliste permettant de séparer les données d'entrées en ensembles de données.



Prenons l'exemple d'une prédiction d'achat d'un bien immobilier basée uniquement sur le revenu des acheteurs. Les données d'apprentissage seraient les suivantes :

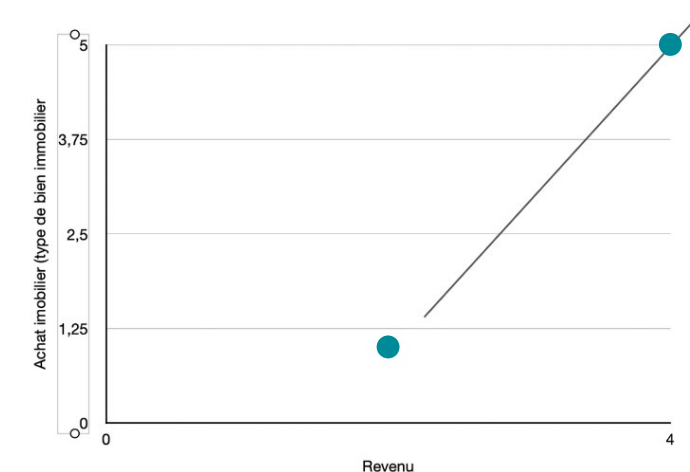
Ground data 1:

Revenue = 4kE/mois (données d'entrée)
+ achat = 5 pièces (résultat)

Ground data 2:

Revenue = 2kE/mois (données d'entrée)
+ résultat = 1 pièce (résultat)

Le data scientist identifie le type d'algorithme ou de fonction appropriée aux données par visualisation de l'ensemble de données constitué des Ground data.



Voici une droite affine illustrant l'exemple des biens immobiliers.

Algorithme : $y = ax + b$, avec $x = \text{revenu}$ et $y = \text{nombre de pièces dans le logement}$.

À défaut, le Machine Learning (le moteur ML) teste différentes fonctions (statistiques ou probabilistes) afin de déterminer l'algorithme ou le nœud de fonction permettant d'obtenir **pour résultat le nombre de pièces du bien immobilier acheté, dans cet exemple pédagogique.**

L'entraînement permet de déterminer la fonction exacte, c'est-à-dire le modèle capable de reproduire les étiquettes associées à chaque donnée d'entrée.

Pour l'exemple pédagogique, le jeu de données est :

5 = a4 + b et 1 = a2 + b
Le modèle est : $F(x) = 2x - 3$

Ainsi, le modèle du Machine Learning pourra traiter d'autres données du même domaine et prédire l'étiquette ou le résultat attendu.

Nouveau client : revenu = 3kE/mois
Prédiction d'achat : 3 pièces

Les modèles du Machine Learning sont appelés des « I.A. prédictives ». Elles sont utilisées pour prédire un résultat en fonction des données. Elles ne peuvent pas prédire un comportement que les données d'entraînement ne présentaient pas.

Le modèle de prédiction d'achat immobilier serait donc inutilisable pour la prédiction d'achat d'une voiture. Le modèle de prédiction d'achat immobilier serait inutilisable pour la prédiction d'achat d'une voiture.

Avec le nouveau client, dont le revenu = 3kE/mois
Le modèle ML prédit un achat d'une valeur 3 et le client achète 1 SUV et non un appartement de type 3 pièces, le modèle prédictif est impuissant dans la prédiction d'achat d'une voiture, il n'est prédictif que pour l'achat d'appartement.

Le Machine Learning reproduit les données avec lesquelles elles se sont formées.

Exemple : les mails clients de la banque et leur répertoire, les contrats clients en anglais et en français, le type des données d'un document...

L'IA GÉNÉRATIVE

Les modèles de Machine Learning, en tant qu'IA prédictives, permettent d'anticiper le résultat d'une action intelligente en fonction des données d'entrée.

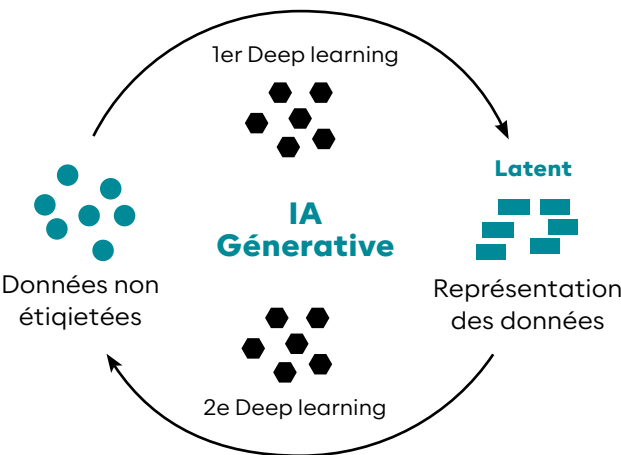
Les IA génératives, quant à elles, s'appuient sur des modèles de Deep Learning pour constituer une représentation vectorielle. Après entraînement, le système permet de générer des données à partir de cette base selon les requêtes émises. Le Deep Learning constitue un sous-domaine du Machine Learning.

« Le deep learning est un sous-domaine du machine learning qui utilise des réseaux de neurones artificiels pour traiter et analyser des informations. Les réseaux de neurones sont composés de nœuds de calcul superposés à des algorithmes de deep learning. Chaque couche contient une couche d'entrée, une couche de sortie et une couche cachée.

Le réseau de neurones reçoit des données d'entraînement qui aident l'algorithme à apprendre et à améliorer la précision. Lorsqu'un réseau de neurones est composé de trois couches ou plus, on dit qu'il est « profond ». De là le terme deep learning. » Google
Quelle est la différence entre le deep learning, le machine learning et l'intelligence artificielle ?

L'IA générative repose sur un ensemble de modèles de Deep Learning, entraînés sur un vaste corpus de données non étiquetées.

Le premier modèle construit le latent, une représentation vectorielle des données (valeur, direction et sens constituant la donnée), tandis que le second reconstruit les données d'entrée à partir de ce latent, en affinant ses prédictions au fil du temps pour s'améliorer.



LE LATENT

Le latent constitue la base de connaissance de l'IA générative, servant de fondation à partir de laquelle la solution d'IA génère des données.

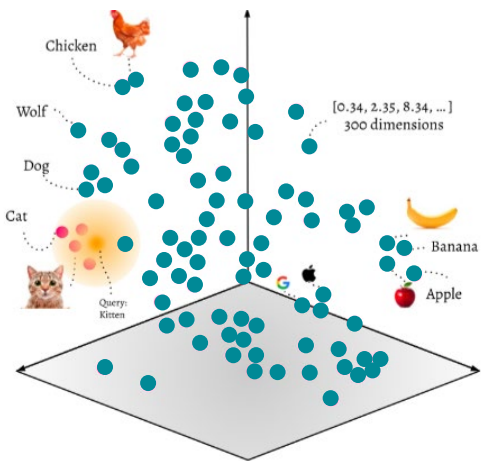
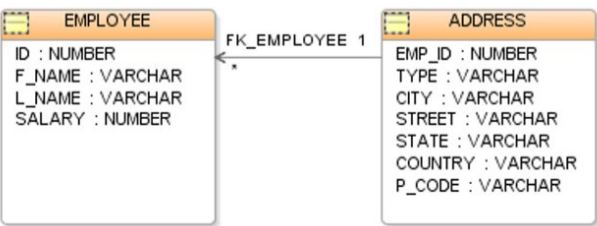
Le latent est composé des éléments fondamentaux du domaine de connaissance.

Dans le cas des images, il s'agit des pixels, de leurs différentes couleurs et des combinaisons qui permettent de représenter des formes, comme un chien ou une montagne. Dans le cas du langage, il comprend les éléments de base de la phonologie (attaque, noyau, coda) et leurs combinaisons, qui servent à construire des mots, des phrases et des textes.

De la même manière qu'une image est constituée de pixels agencés les uns par rapport aux autres pour représenter un chien avec un corps horizontal, quatre pattes, une queue, des oreilles, un museau, etc...; une langue se construit à partir de mots formés par des combinaisons d'attaques, de noyaux et de codas. Ces mots, à leur tour, sont disposés les uns par rapport aux autres pour créer des phrases, puis des textes. Le positionnement des mots dans une phrase contribue également au sens global de celle-ci, en complément du sens propre à chaque mot.

Le latent est une base vectorielle où chaque élément est caractérisé par une distance par rapport aux autres éléments et un poids, déterminé par les apprentissages du Deep Learning. Ce dernier permet de prédire une position spécifique dans cet espace latent.

Contrairement aux bases de données relationnelles, qui organisent les données en lignes et en colonnes, les bases de données vectorielles représentent les points de données sous forme de vecteurs, chacun ayant un nombre fixe de dimensions.



Les bases de données vectorielles permettent de stocker et de retrouver des vecteurs représentant les relations entre différents points de données. Plus le nombre de dimensions est élevé, plus la position d'un point peut être définie avec précision par rapport aux autres, en termes de distance ou d'écart.

Ces points, de données permettent de transformer différents types d'informations, y compris des données non numériques comme les mots, l'audio ou les images, en matrices de nombres. Ces représentations numériques sont ensuite exploitables par les modèles de Machine Learning.

Prenons l'exemple pédagogique de 2 entrées : le mot « chien » et le mot « chat », dans un espace tridimensionnel (vecteur à 3 dimensions).
Chien = [1, 2, 4] - Chat = [1, 3, 5]
Le chien et le chat sont 2 mots au concept proche, donc rapprochés dans l'espace tridimensionnel où sont classés ces mots.
L'entrée « serpent » sera positionné plus en écart, car s'il est un animal, il n'a pas d'autre similitudes.
Serpent = [1, 7, -1]
Et l'entrée table encore plus éloignée
Table = [7, -3, 15]

L'intégration vectorielle transforme un point de données non structuré en un tableau de nombres capturant la signification de ces données, sans qu'il soit nécessaire de connaître explicitement tous les critères qui les différencient.

Dans notre exemple pédagogique, une base de donnée relationnelle aurait nécessité de définir explicitement les critères différenciant les quatre entrées : chien, chat, serpent et table, puis de les positionner en fonction de ces critères dans des lignes et colonnes structurées.

La représentation vectorielle permet de trouver des ressources similaires en recherchant des points de données proches, alors qu'une base de donnée relationnelle nécessite de parcourir les tables pour identifier les similitudes entre les entrées.

Les bases de données vectorielles utilisent des fonctions de recherche des voisins les plus proches dans l'espace à N dimensions qu'elles forment.

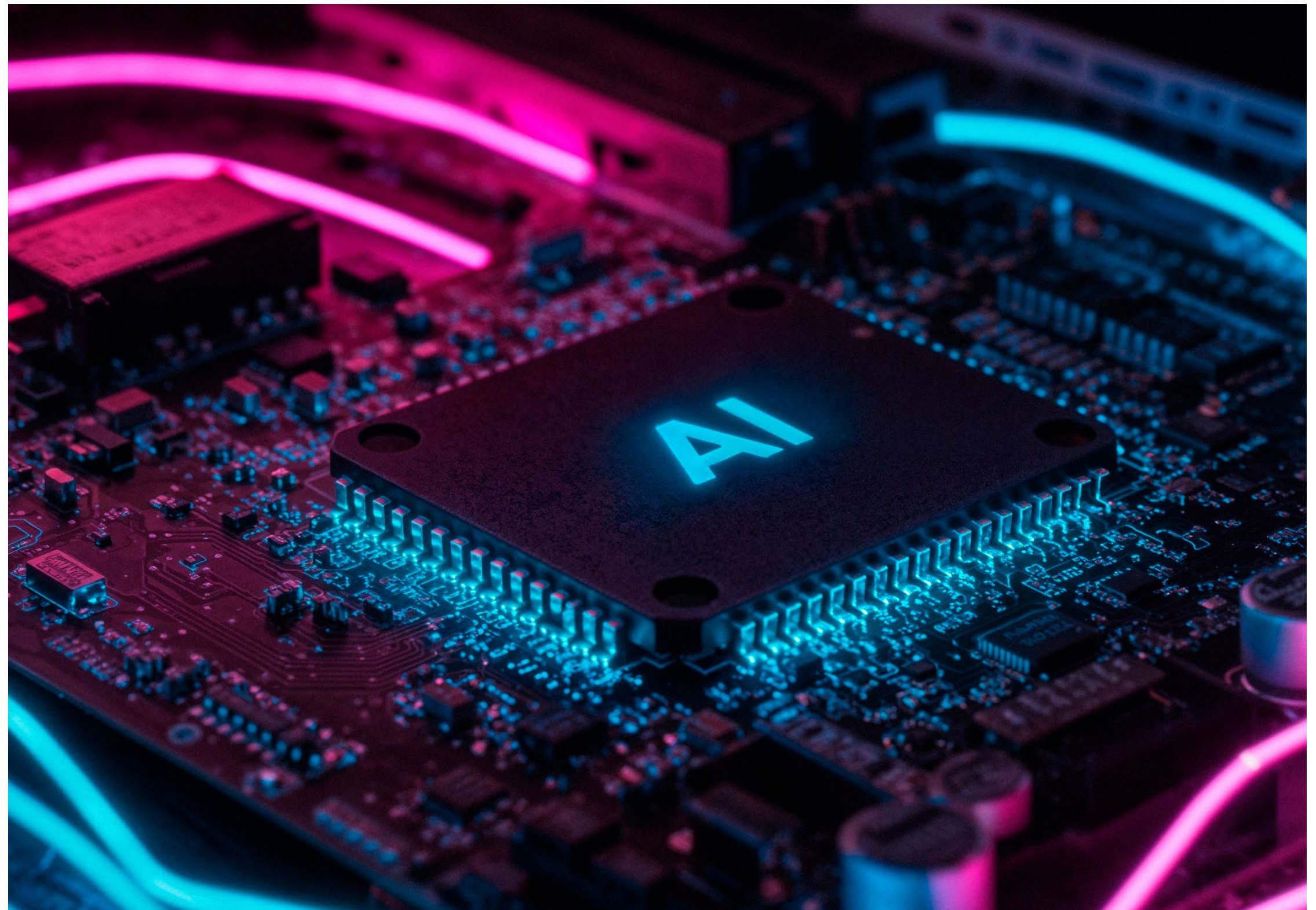
Ces recherches sont généralement alimentées par des index k-NN (k-nearest neighbor) et s'appuient sur des algorithmes tels que le HNSW (Hierarchical Navigable Small World) et l'IVF (Inverted File Index).

Les bases de données vectorielles industrielles intègrent des fonctionnalités avancées telles que la gestion des données, la tolérance aux pannes, l'authentification et le contrôle d'accès, en plus d'un moteur de recherche performant permettant d'interroger les vecteurs qu'elles stockent. Les bases de données vectorielles sont utilisées pour :

- **Du texte** : les chatbots s'appuient sur des vecteurs qui représentent des mots, des paragraphes et des documents (LLM).

- **Des images** : les pixels d'une image peuvent être décrits à l'aide de données numériques et combinés pour obtenir un vecteur à haute dimension correspondant à l'image.

- **De l'audio** : les ondes sonores sont converties en données numériques et représentées sous forme de vecteurs pour permettre des tâches comme la reconnaissance vocale. Pour analyser et décomposer le son, les séries de Fourier sont souvent utilisées. Elles permettent d'extraire des caractéristiques spécifiques : au niveau du troisième formant, il devient possible de distinguer des phénomènes tels que la co-articulation des sons et les accents régionaux dans la parole.



L'ENTRAÎNEMENT

L'entraînement d'un modèle commence par une initialisation aléatoire de ses paramètres, notamment les poids et les biais. Ces paramètres sont des variables appliquées aux opérations mathématiques effectuées à chaque nœud du réseau neuronal, et leur ajustement progressif permet au modèle de s'améliorer au fil de l'apprentissage.

L'entraînement se déroule de manière itérative en deux phases :

1- Passe avant (forward pass) : Le modèle utilise un lot de données d'entrée (échantillons de l'ensemble de données d'entraînement) pour effectuer des prédictions. Une fonction de perte évalue ensuite l'écart (ou la perte) entre les prédictions du modèle et les réponses «correctes » (vérités terrain) associées à ces entrées.

2- Rétro-propagation (backpropagation) : Un algorithme d'optimisation (exemple l'algorithme de descente de gradient), ajuste les poids (pondération selon leur probabilité d'appel des nœuds du Deep Learning pour la prédiction) du modèle à travers le réseau. L'objectif est de minimiser la perte en mettant à jour les paramètres pour que le modèle s'améliore progressivement.

Ces ajustements des poids constituent le cœur de « l'apprentissage » du modèle. Le processus est répété sur de nombreux cycles d'entraînement jusqu'à ce que le modèle atteigne un niveau de performance jugé satisfaisant.

L'apprentissage supervisé, basé sur des données étiquetées contenant le résultat à prédire, est généralement utilisé pour pré-entraîner des modèles destinés à des tâches de vision artificielle telles que la classification d'images, la détection d'objets ou la segmentation d'images.

Ces modèles de Machine Learning s'appuient sur des données étiquetées, où les étiquettes (ou annotations) jouent un rôle crucial. Elles indiquent à la fois l'éventail des réponses possibles et la vérité de base (ground truth) pour chaque échantillon. Cela permet au modèle d'apprendre à associer des entrées spécifiques à leurs sorties correctes, facilitant ainsi son entraînement pour des tâches précises. Les LLM (Large Language Models, ou IA génératives de langage) sont généralement pré-entraînés à l'aide de l'apprentissage auto-supervisé (self-supervised learning ou SSL). Dans ce cadre, les modèles apprennent à partir de tâches prétextes, qui consistent à extraire la vérité de base directement à partir de la structure intrinsèque des données non étiquetées.

Ces tâches prétextes, comme la prédiction du mot suivant ou le remplissage de mots manquants, permettent aux modèles d'acquérir des connaissances générales qui seront ensuite transférables et utiles pour des tâches en aval, telles que la traduction, la génération de texte ou la réponse à des questions.

Elles adoptent généralement l'une des deux approches suivantes:

1- Auto-prédiction : Une partie de l'entrée est masquée puis reconstruite par le modèle ; c'est le mode de formation dominant pour les LLM. Ce processus leur permet de saisir les relations contextuelles et structurelles des données.

2- Contrastive learning : Les modèles sont entraînés à associer des points de données (embeddings) proches pour des entrées similaires et éloignés pour des entrées dissemblables. Cette méthode est couramment utilisée en vision par ordinateur, notamment pour l'apprentissage à quelques coups ou à zéro coup, comme dans le modèle CLIP (Contrastive Language-Image Pre-Training), qui associe efficacement texte et image.

Le SSL (self-supervised learning) permet donc d'utiliser des ensembles de données massifs pour l'entraînement, sans avoir à annoter des millions ou des milliards de points de données. Cela permet d'économiser une quantité considérable de travail, mais nécessite néanmoins d'énormes ressources informatiques.

Une I.A. Générative reproduit les données avec lesquelles elle a été formée

Exemple: Textes en français, textes en anglais, images de chiens, paysages de montagne, musique rock...

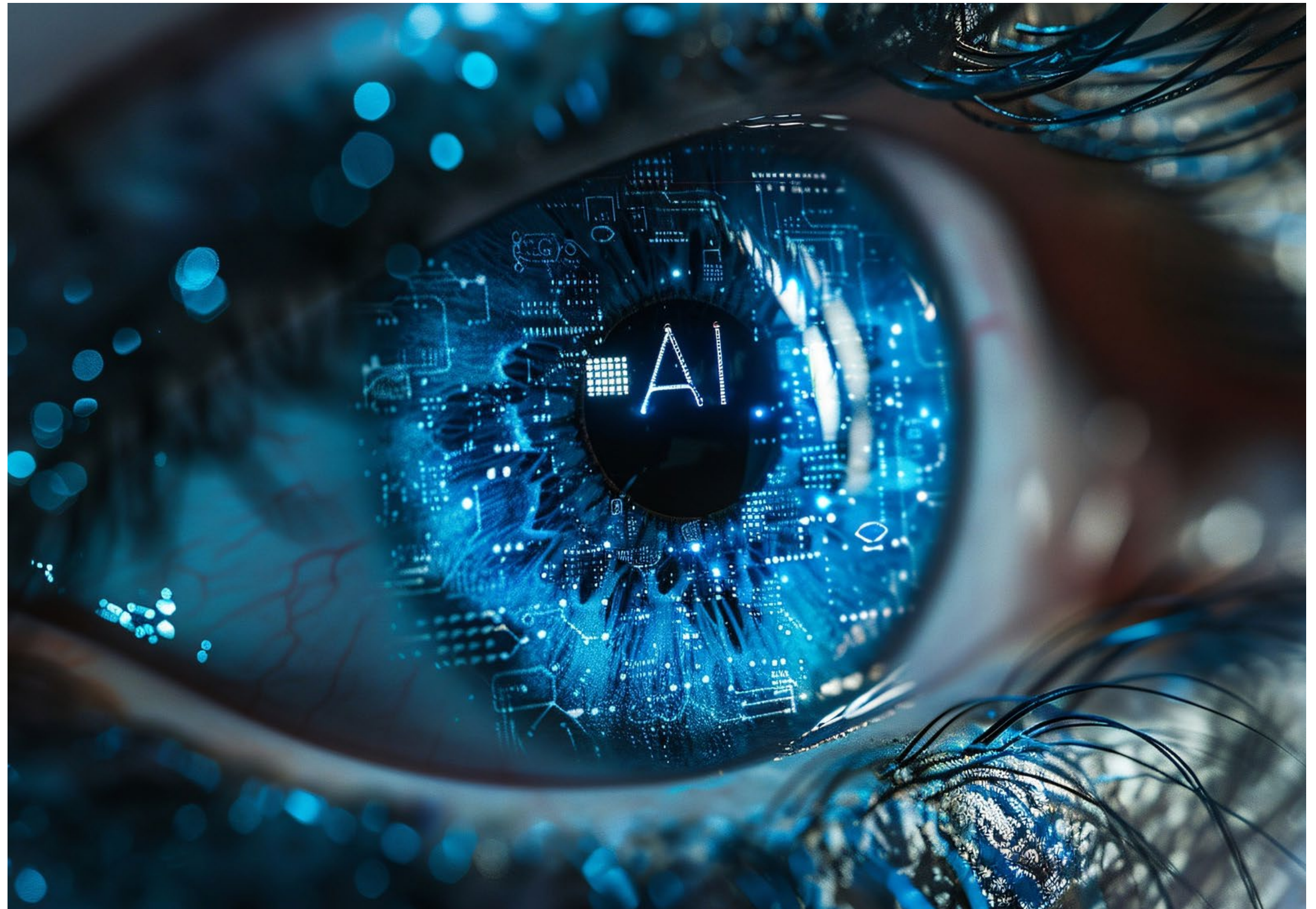
Les modèles de Machine Learning se déploient dans divers secteurs grâce à l'abondance des données disponibles.

Dans le domaine de la mode, les images et échanges relatifs à ce secteur, omniprésents sur Internet et les réseaux sociaux, permettent d'identifier les articles tendance et de les associer aux ventes (FrancelA, 2017).

Dans le secteur bancaire, les modèles de détection de fraude, alimentés par la masse de données issues des transactions bancaires, permettent de prédire des alertes, notamment en matière de blanchiment d'argent (par exemple, la solution Actimize, utilisée par un leader bancaire français).

Enfin, dans le secteur de l'assurance, les actuaires s'appuient sur des IA prédictives pour estimer les risques liés aux contrats d'assurance. Ces modèles exploitent les données historiques des clients et des sinistres, tout en tenant compte de l'évolution des foyers, afin de proposer des offres optimisées.

Grâce à leur structure, les modèles de Machine Learning (ML) et de Deep Learning (DL) ne sont pas limités dans leurs domaines d'application. Il est possible de développer un ML/DL adapté à n'importe quel domaine d'intérêt, à condition de disposer d'un vaste ensemble de données représentatives de ce domaine.



QUAND LES UTILISER

Selon le résultat souhaité, la solution IA peut être une IA prédictive ou une IA générative.

LES IA PRÉDICTIVES

L'IA prédictive est utilisée pour prédire un résultat à partir d'un ensemble de données en entrée. Il n'existe donc pas d'IA prédictive générique ; chaque activité a son propre modèle d'IA prédictive.

Exemple : l'IA prédictive de classification de mail de la banque A ne permet pas de classer les mails de la banque B, et encore moins de prédire les achats des clients du magasin C.

Chaque IA prédictive est spécifiquement conçue pour le domaine auquel elle est appliquée. Son efficacité repose sur la disponibilité d'une grande quantité de données de haute qualité, qui influencent directement les résultats obtenus.

Vous choisirez d'utiliser une IA prédictive si vous disposez d'un volume important de données relatives à une tâche élémentaire que vous souhaitez automatiser ou pré-traiter pour votre activité.

Cet assistant IA prédira le résultat attendu de la tâche afin d'assister l'utilisateur dans son exécution.

Ces prédictions, générées par cette IA, sont toujours soumises à la validation d'un expert du domaine afin de confirmer ou de corriger le résultat proposé. L'utilisateur a toujours la possibilité de rectifier le résultat en refusant la prédiction.

Les IA prédictives sont utilisées en entreprise dans diverses activités pour soutenir le développement des affaires :

- Classement des mails clients pour accélérer leur traitement.
- Identification des données d'un document pour accélérer l'intégration des données dans les systèmes.
- Traduction des documents (langues sémantiques) pour faciliter les échanges à l'international.
- Alerte fraude bancaire pour anticiper les futures demandes des régulateurs, etc.

LES IA GÉNÉRATIVES

Les IA génératives sont utilisées en fonction de l'objet qu'elles génèrent.

Elles permettent d'automatiser la rédaction de textes, la création d'images, de vidéos, etc.

Entraînées sur un large volume de données, elles ne connaissent pas les spécificités d'une entreprise ni celles de son contexte métier.

Exemple: l'IA Générative de texte ne pourra pas générer des contrats avec vos clauses, mais générera un contrat avec les clauses qu'elle a rencontré durant son entraînement.

Leur utilisation est très vaste, elles permettent d'assister dans toutes les activités dont le résultat à produire repose sur la la génération, comme la création d'avatar d'image, de vidéo, création de logo, de présentations.

Avec la médiatisation des IA génératives (IA Gen), les entreprises s'intéressent à leurs applications potentielles.

Toutefois, ces modèles, encore en phase expérimentale dans les laboratoires, ne peuvent pas être formés uniquement avec les données d'une entreprise, car leur entraînement nécessite des ensembles de données beaucoup plus vastes.

Par exemple, un leader bancaire français a testé l'utilisation d'un LLM couplé au RAG pour rechercher des informations dans son référentiel d'architecture. Une autre banque française exploite les IA génératives pour créer des vidéos de formation avec des avatars.

Pré-entraînées et donc plus accessibles, les IA génératives attirent de plus en plus d'intérêt grâce à leur praticité et à leur potentiel de répondre rapidement à des besoins divers.

Les LLM, IA génératives de texte, sont aujourd'hui les plus répandues et permettent une interaction homme-machine (IHM) plus naturelle. Elles sont utilisées dans de nombreuses activités en combinant leur latent (base de connaissances) et les données de l'entreprise afin de générer des résultats pertinents pour le métier.

CONCLUSION

« Les IA génératives créent une « illusion d'intelligence », ce qui soulève le problème du décalage entre les erreurs qu'elles peuvent produire et le niveau de rigueur attendu des systèmes numériques, surtout dans un contexte industriel. (...) Si cette spécificité des IA génératives est inacceptable pour une application donnée, leur utilisation doit être strictement évitée.

Dans le cas contraire, il est impératif de préparer une communication claire pour expliquer : lorsqu'une LLM répond à une question posée plusieurs fois de manières différentes, ce n'est pas une erreur ! (...)

- Un humain ne sera pas capable de répéter 10 fois de suite une réponse avec les mêmes mots dans le même ordre au même rythme à une question, l'IA se comporte de la même manière, ce n'est pas une erreur !
- Chaque individu va synthétiser un même texte de manière différente et se focaliser sur des dimensions variées, une IA fera de même si une synthèse lui est demandée à répétition, ce n'est pas une erreur !
- Chaque individu va exposer une idée de manière différente exploitant des aspects nombreux de cette dernière, une IA fera de même, ce n'est pas une erreur !

« Si vous disposez de moyens d'expertise, avec une connaissance spécifique des architectures, des langages et des environnements de l'IA, ainsi qu'en développement logiciel, le plus simple est d'essayer d'exploiter vos données pour évaluer leur adéquation avec vos besoins. Cela peut cependant s'avérer délicat, notamment si vos données sont confidentielles ou soumises à différents niveaux de secret. » Afia bulletin N°123

Après avoir parcouru la première partie de ce livre blanc en trois volets, vous comprenez ce qu'est l'IA numérique, ses divers modèles et leurs applications, vous permettant ainsi de mieux discerner les moments opportuns pour les utiliser.

Il vous reste à identifier les activités que vous souhaitez accompagner d'IA, et expérimenter les IA de ce domaine pour rentrer dans l'air de l'IA.

Attention à la nécessité de mettre en place des pratiques rigoureuses, notamment pour la gestion des données (protection des données : mais aussi respect de l'éthique de l'IA) et pour assurer les compétences des utilisateurs dans l'utilisation de ces outils de Machine Learning, en particulier concernant les prompts.

Glue Reply vous accompagne de la définition de votre stratégie IA, aux architecture à mettre en oeuvre pour les solutions IA.

En utilisation ou en construction, les solutions IA nécessitent un encadrement : gouvernance et gestion du cycle de vie, formation des parties prenantes (de l'idéation à son utilisation). Suivant les use cases, les solutions IA adoptées, les risques sont différents.

Glue Reply, avec ses experts, vous accompagnent tant sur l'identification de ses use cases IA, que leur intégration dans vos systèmes, l'utilisation efficace de ces IA et une gouvernance éthique, responsable et sécurisé de vos systèmes IA.

CONTACTEZ-NOUS

Découvrez comment adopter une IA éthique et performante dans votre entreprise !

M. Yvan GRAVIER,

Leader Agile IT chez Glue Reply : y.gravier@reply.com

