



#129009215

# Agenda

- **Machine Learning ou Deep Learning**
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

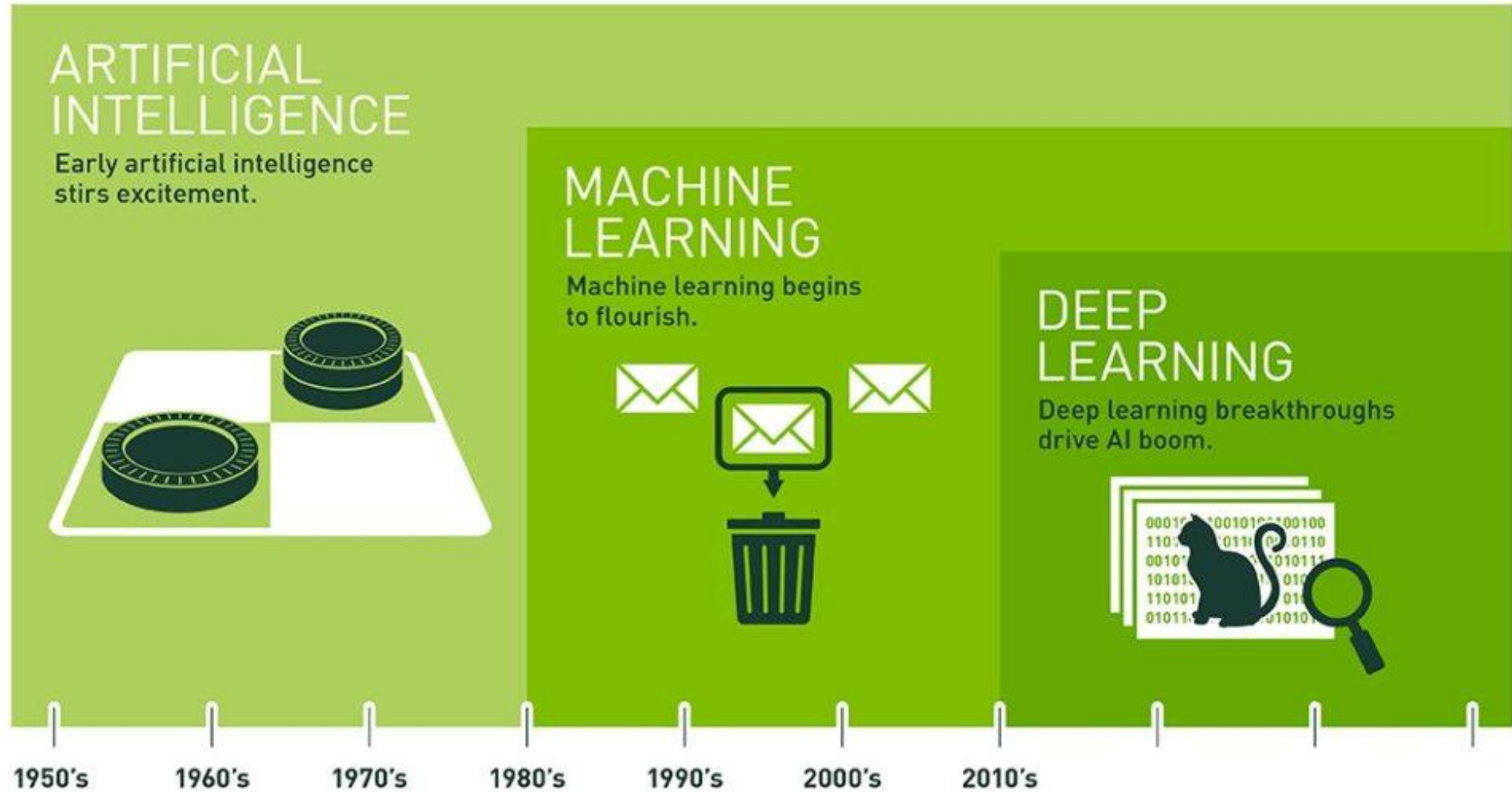
# Agenda

- **Machine Learning ou Deep Learning**
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

# Machine Learning

- Depuis 2012, les composants informatiques sont de plus en plus puissants et de moins en moins chers. Cela permet à des projets de recherche de voir le jour plus facilement.
- D'autre part, l'engouement pour l'intelligence artificielle a lancé de vastes plans d'optimisations de la collecte des données qu'il s'agisse de données médicales, d'images, de vidéos, ou des données de cartographies.
- Le coût de stockage de la donnée a également baissé fortement ces 20 dernières années.
- Les termes comme machine learning, réseaux de neurones artificiels, ou encore deep learning, sont entrés dans la complexité du travail et facilitent le quotidien des usagers.

# Machine Learning



# Agenda

- **Machine Learning ou Deep Learning**
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

# Apprentissage supervisé (régression, classification)

- Le véritable sacre de l'apprentissage automatique survient lorsqu'en 1997 Deep Blue bat Garry Kasparov aux échecs, invaincu jusqu'alors.
- Le super ordinateur créé par IBM inspirera la naissance de Watson, mais aussi de nombreux projets d'apprentissage des intelligences artificielles.
- Le développement rapide de l'information, du traitement des données, et du cloud nous emmènera jusqu'à Alpha GO développé par DeepMind, rachetée par Google en 2014.
- En aidant Google à identifier un chat, un panneau STOP, ou un feu de signalisation lors d'un CAPTCHA la plupart du temps. Au départ, l'IA fait difficilement la différence entre l'image d'un chat et celle d'un buisson. À force de lui dire « sur cette image il y a un chat, mais pas sur celles-ci » le programme comprend ce qu'est un chat. Seulement, pour progresser, il faut développer le bon algorithme d'apprentissage, et il faut du temps.

# Apprentissage supervisé (régression, classification)

- Un chercheur est là pour “guider” l’algorithme sur la voie de l’apprentissage en lui fournissant des exemples qu’il estime probants après les avoir préalablement étiquetés des résultats attendus.
- L’intelligence artificielle apprend alors de chaque exemple en ajustant ses paramètres (les poids des neurones) de façon à diminuer l’écart entre le résultats obtenus et le résultats attendus. La marge d’erreur se réduit ainsi au fil des entraînements, avec pour but, d’être capable de généraliser son apprentissage à de nouveaux cas.



# Apprentissage supervisé (régression, classification)

- La toute première fois qu'on parle de machine learning, c'est en 1959, lorsque Arthur Samuel a présenté pour IBM un programme jouant au jeu de dames.
- Sa particularité ? Il l'améliorait à chaque partie. L'informaticien a créé un système qui permettait au programme de se souvenir de chaque position qu'il avait déjà vu, avec les opportunités qu'elles offraient.
- Il l'a également fait jouer contre lui-même comme autre moyen d'apprentissage. Grâce à ces données, Arthur Samuel a fait évoluer son programme et il aurait ainsi été en mesure de battre le 4ème meilleur joueur de dames des États-Unis.
- Il s'agit également du premier programme informatique à jouer à un jeu de plateau à un niveau avancé.

# Apprentissage supervisé (régression, classification)

- L'apprentissage supervisé continue d'être utilisé, mais plus dans le cas de systèmes experts, ou de super ordinateurs.
- Ces techniques ont posé les bases permettant de faire émerger des intelligences artificielles plus complexes, creusant plus profond. C'est le cas des réseaux de neurones artificiels.

# Agenda

- **Machine Learning ou Deep Learning**
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

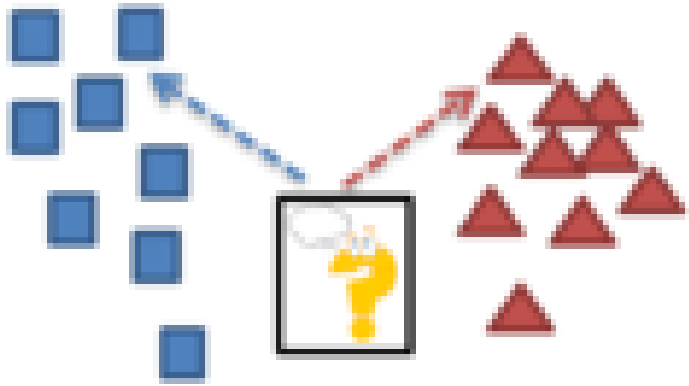
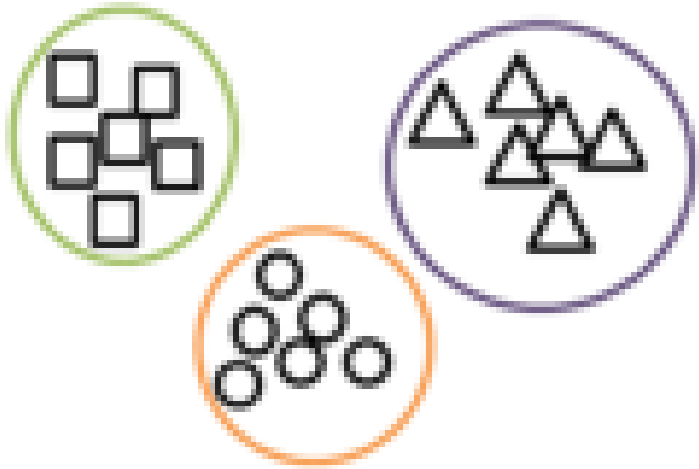
# Apprentissage non supervisé (Clustering)

- L'apprentissage par la machine se fait de façon totalement autonome. Des données sont alors communiquées à la machine sans lui fournir les exemples de résultats attendus en sortie.
- Si cette solution semble idéale sur le papier car elle ne nécessite pas de grands jeux de données étiquetés (dont les résultats attendus sont connus et communiqués à l'algorithme), il est important de comprendre que ces deux types d'apprentissages ne sont par nature pas adaptés aux mêmes types de situations.

# Apprentissage non supervisé (Clustering)

- L'apprentissage non supervisé est principalement utilisé en matière de clusterisation, procédé destiné à regrouper un ensemble d'éléments hétérogènes sous forme de sous groupes homogènes ou liés par des caractéristiques communes.
- La machine fait alors elle même les rapprochements en fonction de ces caractéristiques qu'elle est en mesure de repérer sans nécessiter d'intervention externe.
- La clustérisation, est utilisée pour mettre au point les systèmes de recommandation ou de détection d'anomalies.

# Apprentissage non supervisé (Clustering)

	
<p><b>Apprentissage supervisé</b></p>	<p><b>Apprentissage non-supervisé</b></p>

# Apprentissage non supervisé (Clustering)

On dispose d'éléments non classés

Exemple : une fleur

On veut les regrouper en classes

Exemple: si deux fleurs ont la même forme, elles sont en rapport avec une même plante correspondante.

Il existe deux principales méthodes d'apprentissage non-supervisées :

- **Les méthodes par partitionnement** : des k-moyennes ou k-médoïdes.
- Les méthodes de regroupement hiérarchique.

# Agenda

- **Machine Learning ou Deep Learning**
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**



# Apprentissage par renforcement

- Dès lors que l'on a compris l'intérêt de créer des structures complexes, avec plus de couches, et plus de données, bon nombre de projets ont vu le jour.
- Leurs applications sont nombreuses, mais les plus connus sont dédiés à l'imagerie médicale, le traitement du langage, la reconnaissance vocale, etc.

# Apprentissage par renforcement

- Des recherches et des études sur la structure des réseaux de neurones continueront d'animer la communauté scientifique jusqu'en 2009, année où cette pratique prend son envol. On considère cette année comme le big bang du deep learning.
- À ce moment-là, Nvidia met ses processeurs graphiques (GPU) à contribution. Pour Andrew Ng, cofondateur de Google Brain, l'exploitation des GPU pourrait créer des systèmes d'apprentissage profond jusqu'à 100 fois plus rapides. L'entraînement des algorithmes passerait de plusieurs semaines à seulement quelques jours.
- C'est ainsi que Andrew Ng crée une architecture avec bien plus de couches et de neurones qu'auparavant. Il l'entraîne ensuite avec des contenus provenant de 10 millions de vidéos YouTube afin que son programme puisse identifier et extraire les images avec des chats. Nous sommes en 2012.

# Apprentissage par renforcement

- Les GPU permettent de créer des traitements parallèles pour les programmes et ainsi les rendre plus rapides, moins chers, et même plus puissants.
- Ajoutons à cela, depuis 2015, la quantité astronomique de données que l'on peut utiliser et stocker, et les intelligences artificielles ont tout pour s'épanouir.
- Aujourd'hui, des IA sont capables de faire des tâches précises bien mieux que l'Homme. Conduire, identifier une tumeur, joueur à un jeu vidéo, recommander un film, etc.

# Agenda

- **Machine Learning ou Deep Learning**
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

# Apprentissage par renforcement

- L'apprentissage par renforcement (RL pour Reinforcement Learning) fait référence à une classe de problèmes d'apprentissage automatique.
- Dans un tel problème, on dit qu'un « agent » interagit avec « l'environnement » pour trouver la solution optimale. L'apprentissage par renforcement diffère fondamentalement des problèmes supervisés et non supervisés par ce côté interactif et itératif : l'agent essaie plusieurs solutions « d'exploration », observe la réaction de l'environnement et adapte son comportement (les variables) pour trouver la meilleure stratégie (il « exploite » le résultat de ses explorations).

# Apprentissage par renforcement

- Un des concepts clés de ce type de problèmes est l'équilibre entre ces phases d'exploration et d'exploitation.
- Cette méthode est particulièrement adaptée aux problèmes nécessitant un compromis entre la quête de récompenses à court terme et celle de récompenses à long terme.
- Parmi les exemples de problèmes traités de cette façon, on peut évoquer : apprendre à un robot à marcher en terrain difficile, à conduire (cas de la voiture autonome) ou à accomplir une tâche spécifique (comme jouer au jeu de go), piloter un agent à travers un labyrinthe, etc.

# Agenda

- **Machine Learning ou Deep Learning**
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

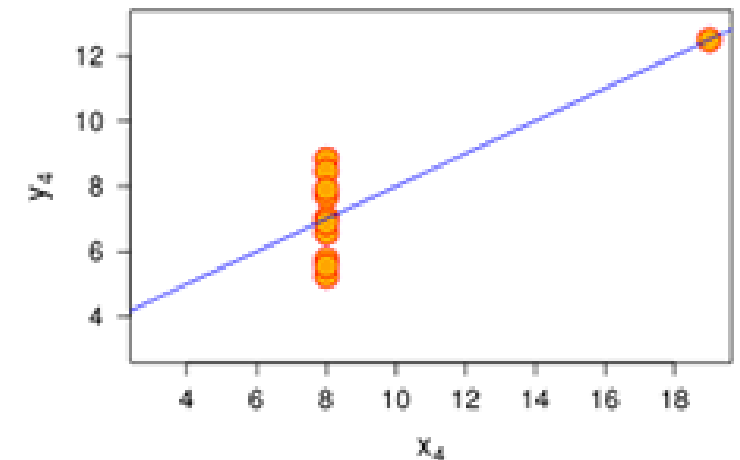
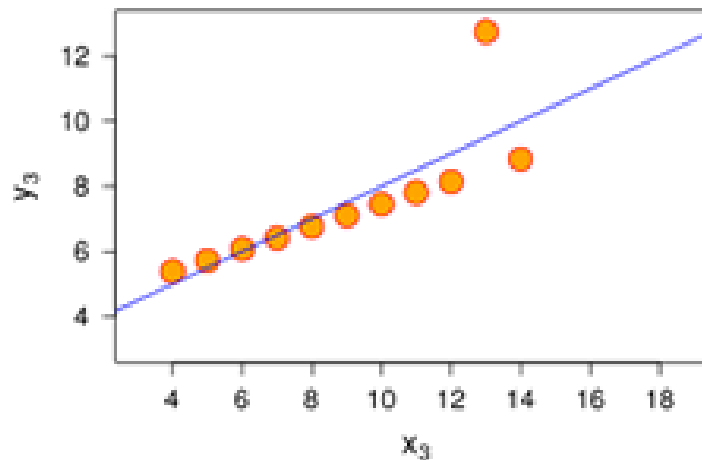
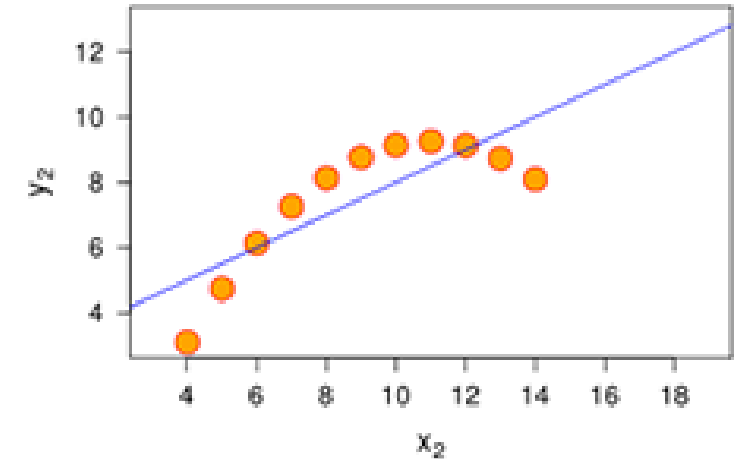
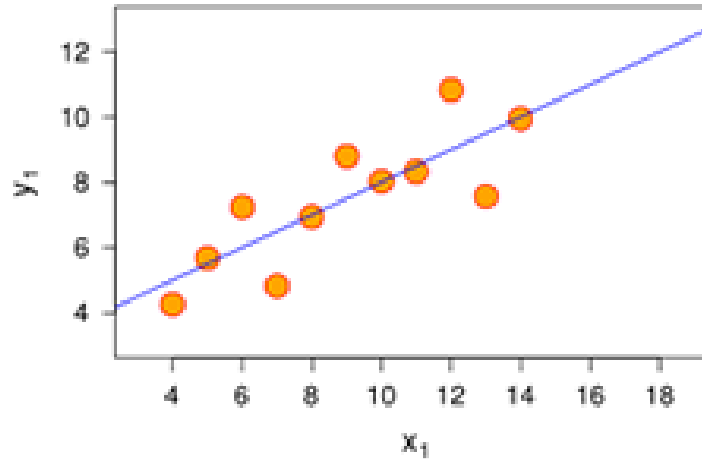
# Évaluation des modèles

- Une fois un premier travail de modélisation effectué, la suite de l'étude s'effectue par l'évaluation de la qualité de notre modèle, c'est à dire sa capacité à représenter avec exactitude notre phénomène, ou a minima sa capacité à résoudre notre problématique.
- Une représentation connue qui souligne la nécessité de l'évaluation est le quartet d'Anscombe. Il permet de montrer visuellement que pour 4 jeux de données très différents, on obtient la même droite de régression.



# Évaluation des modèles

Ils ont été construits en 1973 par le statisticien Francis Anscombe dans le but de démontrer l'importance de tracer des graphiques avant d'analyser des données, car cela permet notamment d'estimer l'incidence des données aberrantes sur les différentes indices statistiques que l'on pourrait calculer.



# Évaluation des modèles

- En apprentissage supervisé, le but est de produire des modèles qui généralisent, c'est-à-dire qui sont capables de faire de bonnes prédictions sur de nouvelles données
- De bonnes performances sur le jeu d'entraînement ne garantissent pas que le modèle sera capable de généraliser !
- On cherche à développer un modèle qui soit suffisamment complexe pour bien capturer la nature des données (et éviter ainsi le sous-apprentissage), mais suffisamment simple pour éviter le sur-apprentissage.
- Attention aux contraintes de temps de calcul et aux ressources en mémoire !

# Évaluation des modèles

- Il ne faut **jamais** évaluer un modèle sur des points qui ont été utilisés pour l'entraîner.
- On sépare donc les données entre **un jeu d'entraînement**, sur lequel on apprend le modèle, et **un jeu de test**, sur lequel on l'évalue.
- Pour utiliser l'intégralité de nos données pour entraîner et pour tester, et pour éviter un biais potentiel lié au fait de faire une évaluation unique, **on préfère faire une validation croisée**.
- Dans le cas d'un problème de classification, on fait attention à **stratifier la validation croisée** pour éviter d'introduire des biais.

# Agenda

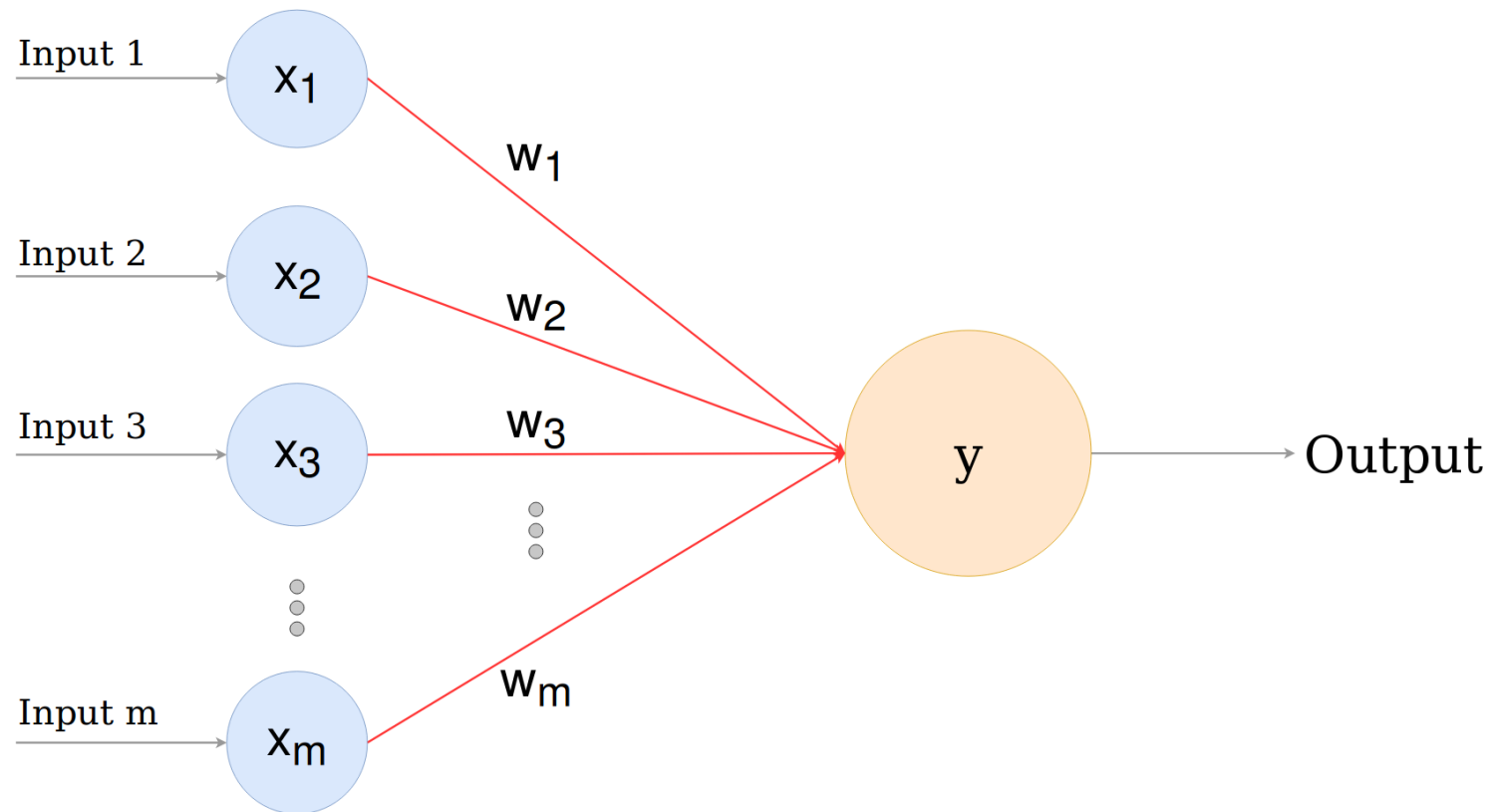
- Machine Learning ou Deep Learning
- Présentation des principaux modèles Machine Learning
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- Présentation des principaux modèles Deep Learning
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- Synthèse et perspectives

# Les réseaux de neurones artificiels

- Le concept des réseaux de neurones artificiels **fut inventé en 1943 par deux chercheurs de l'Université de Chicago** : le neurophysicien Warren McCullough, et le mathématicien Walter Pitts. Dans un article publié dans le journal Brain Theory, les deux chercheurs présentent leur théorie selon laquelle l'activation de neurones est l'unité de base de l'activité cérébrale.
- En 1957, le Perceptron fut inventé. Il s'agit du **plus ancien algorithme de Machine Learning**, conçu pour effectuer des tâches de reconnaissance de patterns complexes. C'est cet algorithme qui permettra plus tard aux machines d'apprendre à reconnaître des objets sur des images.

# Les réseaux de neurones artificiels

Le perceptron est un algorithme d'apprentissage supervisé de classifieurs binaires (c'est-à-dire séparant deux classes). Il a été inventé en 1957 par Frank Rosenblatt au laboratoire d'aéronautique de l'université Cornell.



# Les réseaux de neurones artificiels

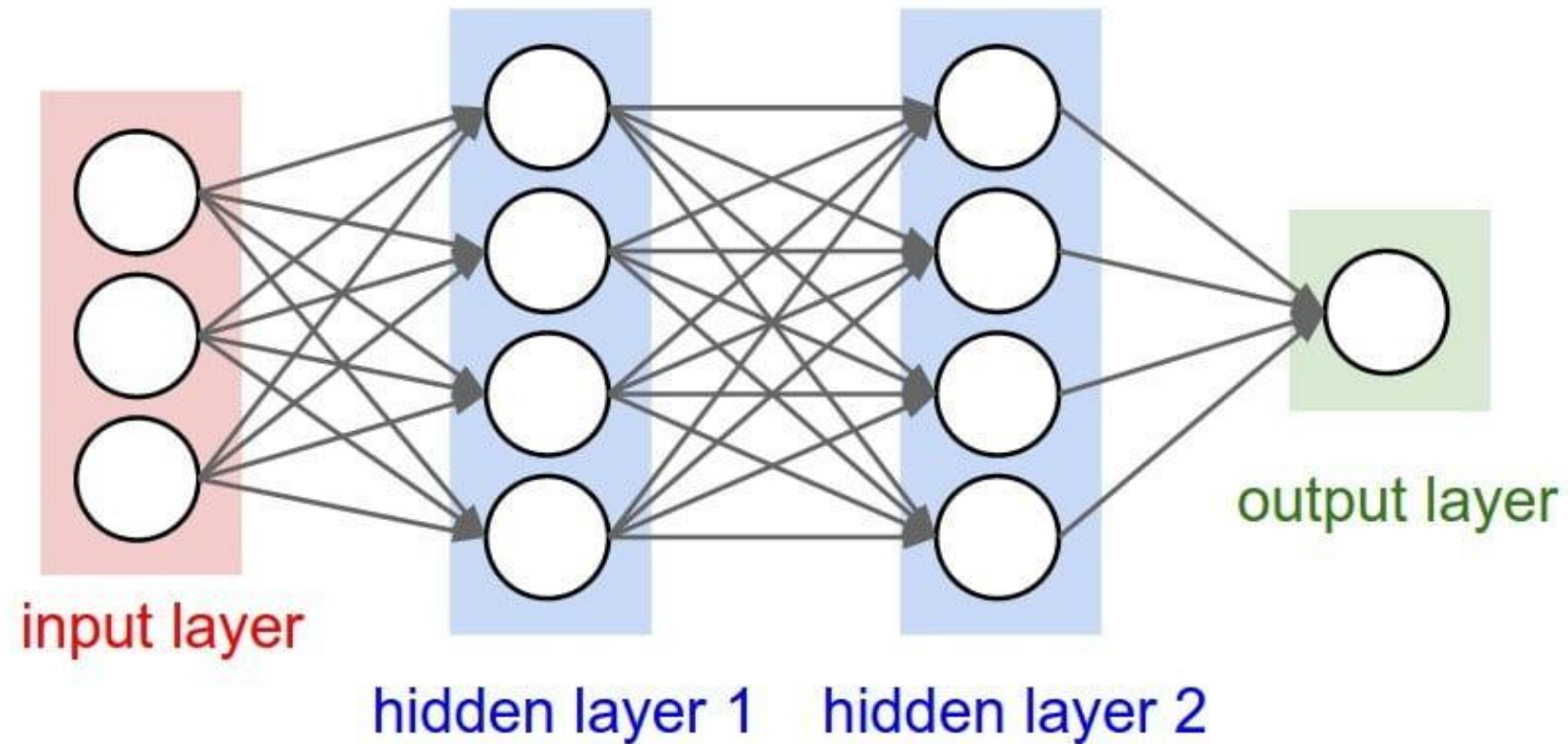
Malheureusement, à l'époque, les réseaux de neurones étaient limités par les ressources techniques. Par exemple, les ordinateurs n'étaient pas assez puissants pour traiter les données nécessaires au fonctionnement des réseaux de neurones.

Il aura fallu attendre le début des années 2010, avec l'essor du Big Data et du traitement massivement parallèle, pour que les Data Scientists disposent des données et de la puissance de calcul nécessaires pour exécuter des réseaux de neurones complexes.

En 2012, lors d'une compétition organisée par ImageNet, un Neural Network est parvenu pour la première fois à surpasser un humain dans la reconnaissance d'image.

C'est la raison pour laquelle cette technologie est de nouveau au coeur des préoccupations des scientifiques.

# Les réseaux de neurones artificiels





# Les réseaux de neurones artificiels

En règle générale, un réseau de neurones repose sur un grand nombre de processeurs opérant en parallèle et organisés en tiers. Le premier tiers reçoit les entrées d'informations brutes, un peu comme les nerfs optiques de l'être humain lorsqu'il traite des signaux visuels.

Par la suite, chaque tiers reçoit les sorties d'informations du tiers précédent. On retrouve le même processus chez l'Homme, lorsque les neurones reçoivent des signaux en provenance des neurones proches du nerf optique. Le dernier tiers, quant à lui, produit les résultats du système.

# Agenda

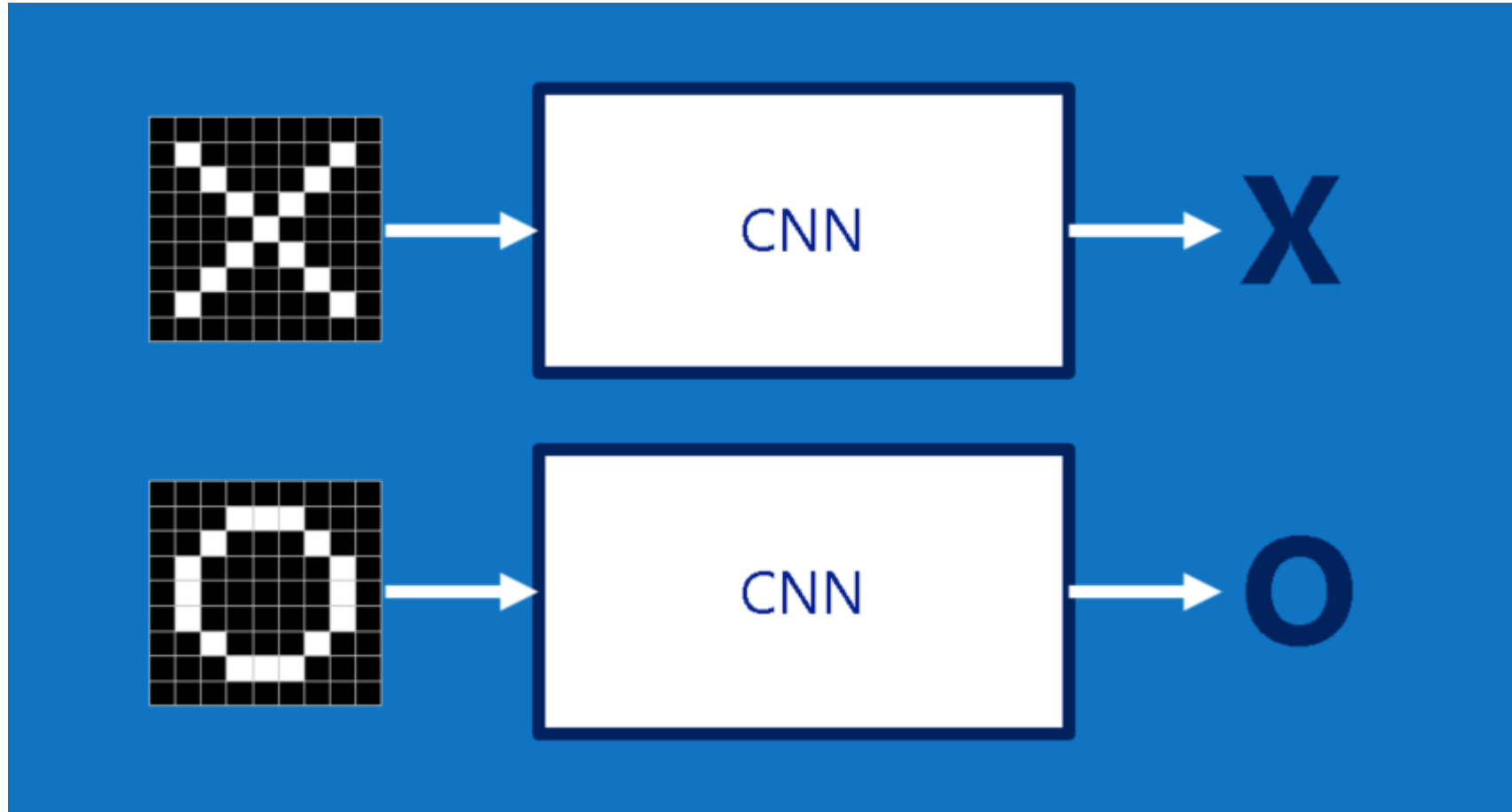
- Machine Learning ou Deep Learning
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

# Les réseaux de neurones à convolution

- Aussi appelés CNN ou ConvNets, ils constituent les fers de lance de l'Apprentissage profond.
- Aujourd'hui, ils sont même capable d'apprendre à trier des images par catégorie avec dans certains cas, de meilleurs résultats qu'après un triage manuel. S'il y a donc aujourd'hui une méthode qui justifie un engouement particulier, il s'agit donc bien des CNNs.
- Ce qui est particulièrement intéressant avec les CNNs, c'est qu'ils sont également faciles à comprendre, lorsque vous les divisez en leurs fonctionnalités de base.

# Les réseaux de neurones à convolution

**X et O**



# Les réseaux de neurones à convolution

Pour nous aider à comprendre le fonctionnement d'un réseau de neurones à convolution, nous allons nous aider d'un exemple simplifié et chercher à déterminer si une image représente un X ou un O. En effet, cet exemple est suffisamment riche pour illustrer les différents principes des CNNs, tout en étant aussi suffisamment simple pour éviter de "s'encombrer" de détails non essentiels.

Notre CNN n'a qu'une seule tâche à réaliser: chaque fois qu'on lui présente une photo, il doit décider si cette photo représente un X ou un O. Il considère que dans chaque cas, il ne peut y avoir que l'un ou l'autre.

The diagram illustrates a relationship between two 9x9 matrices and a central question mark. The matrices are composed of cells containing either -1 or 1.

**Left Matrix:**

-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

**Right Matrix:**

-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1
-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

A large blue question mark is positioned between the two matrices, with two horizontal blue bars below it, suggesting a comparison or a question about the relationship between the two matrices.

# Les réseaux de neurones à convolution

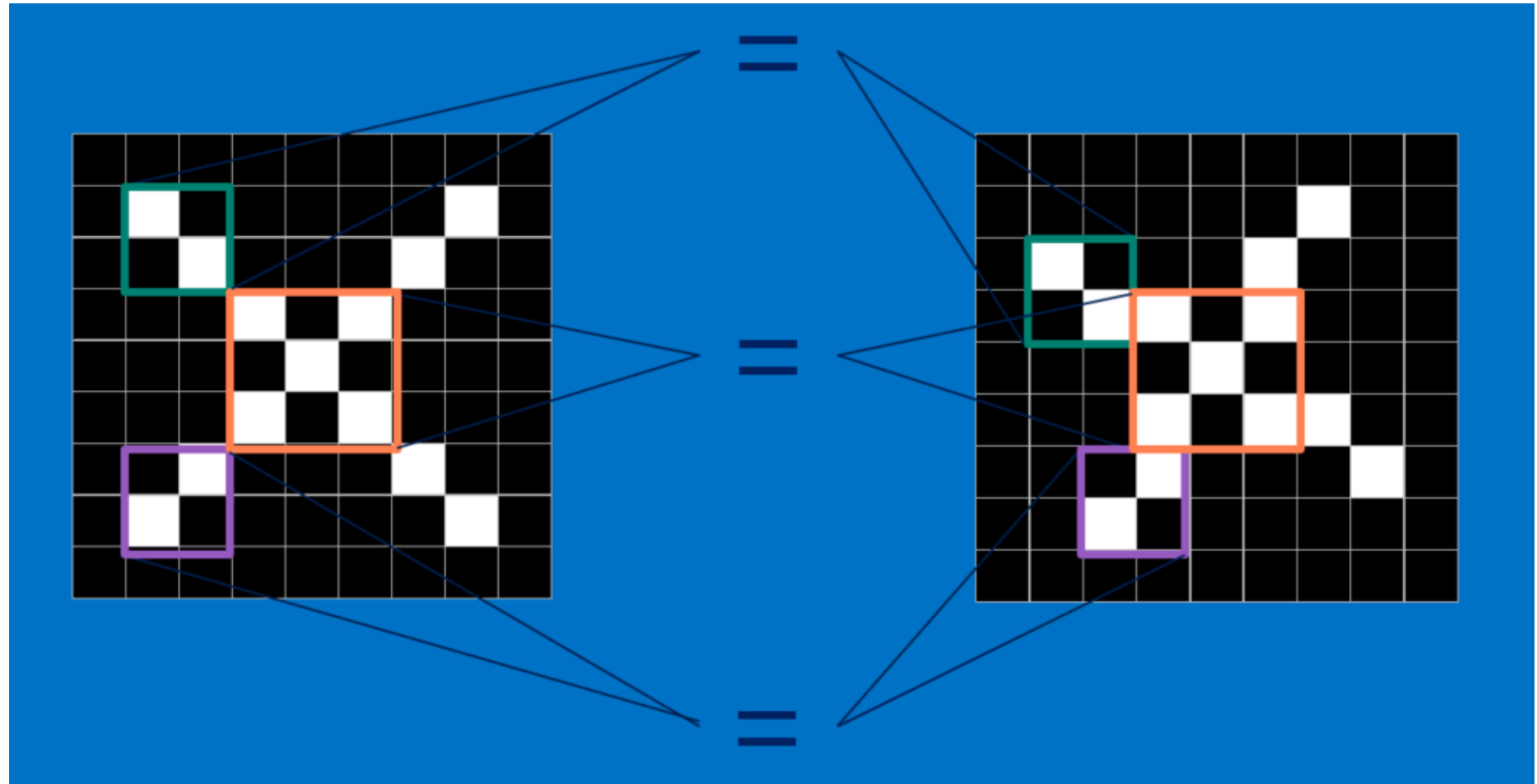
Une approche naïve pour résoudre ce type de problème est de sauver une image représentant un X et une image représentant un O et de comparer chaque nouvelle image à ces deux images afin de voir de laquelle elle est la plus proche.

Ce qui rend cette tâche complexe est que, pour un ordinateur, une image n'est rien d'autre qu'un tableau de pixels en 2 Dimensions (une sorte d'échiquier géant) avec chaque case contenant un numéro spécifique: Dans notre exemple, un pixel ayant la valeur 1 est un pixel blanc, et -1 est noir.

Lorsque l'on compare 2 images directement entre elles, s'il y a ne serait-ce qu'un pixel contenant différentes valeurs, alors les images sont considérées comme étant différentes par l'ordinateur.

Idéalement, nous voudrions être capable de reconnaître un X et un O, même s'ils sont décalés, réduits, pivotés ou déformés dans l'image.

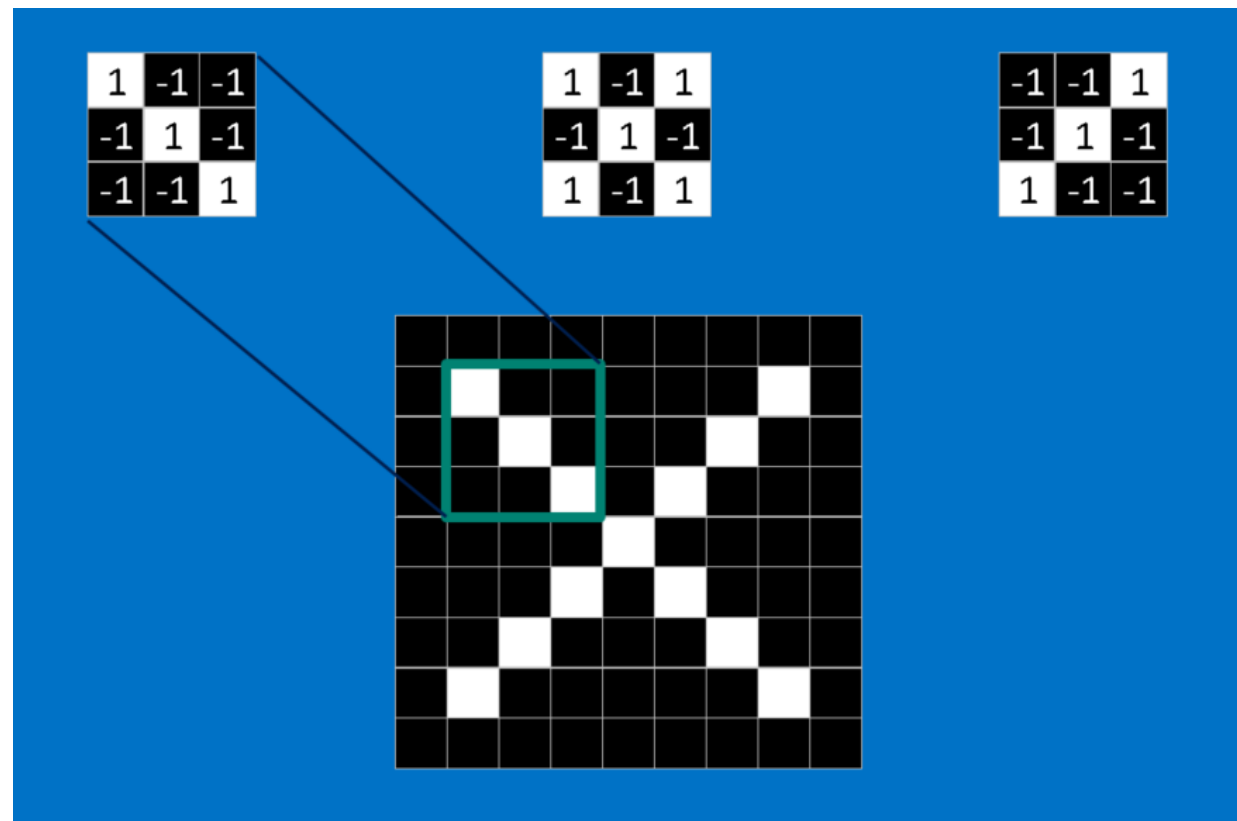
# Les réseaux de neurones à convolution





# Les réseaux de neurones à convolution

Le CNN compare les images fragment par fragment. Les fragments qu'il recherche sont appelés les caractéristiques. En trouvant des caractéristiques approximatives qui se ressemblent à peu près dans 2 images différentes, le CNN est bien meilleur à détecter des similitudes que par une comparaison entière image à image.

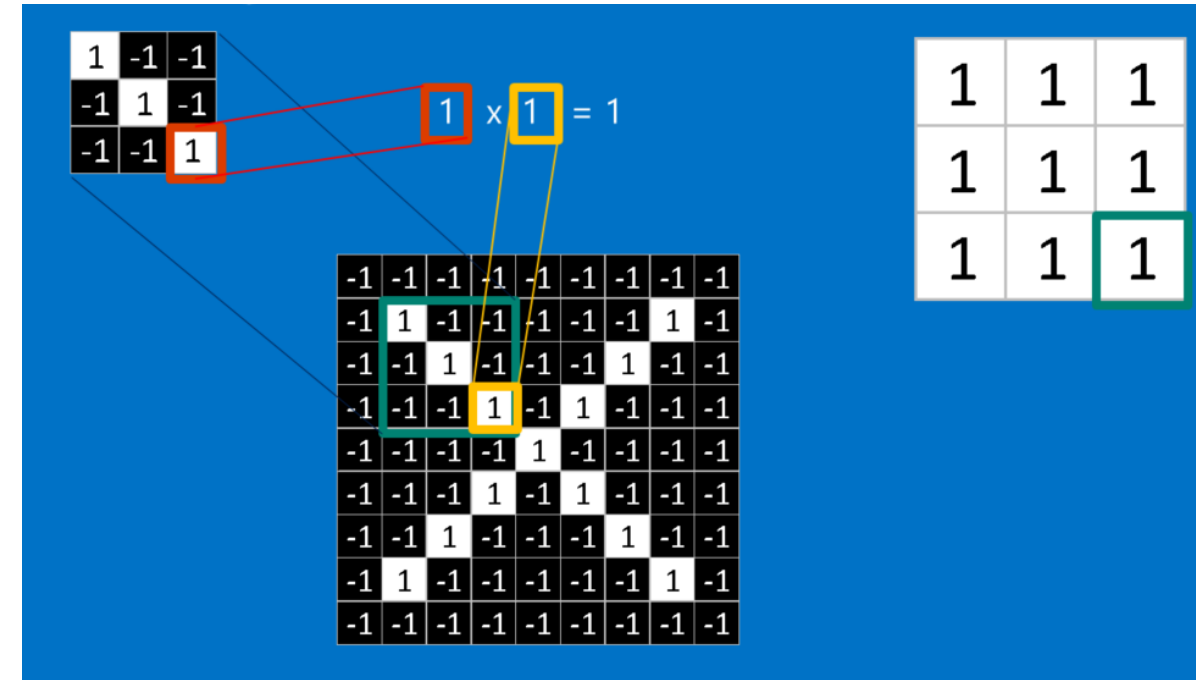


# Les réseaux de neurones à convolution

Chaque caractéristique est comme une mini-image — i.e. un petit tableau de valeurs en 2 Dimensions.

Les caractéristiques rassemblent les aspects les plus communs des images. Dans le cas de l'image montrant un X, les caractéristiques définissant les deux diagonales et l'entre-croisement de ces dernières représentent les traits les plus communs d'un X.

Ces caractéristiques correspondent probablement aux bras et au centre de toute image d'un X.



# Les réseaux de neurones à convolution

Quand on lui présente une nouvelle image, le CNN ne sait pas exactement si les caractéristiques seront présentes dans l'image ou où elles pourraient être, il cherche donc à les trouver dans toute l'image et dans n'importe quelle position.

En calculant dans toute l'image si une caractéristique est présente, nous faisons un filtrage. Les mathématiques que nous utilisons pour réaliser cette opération sont appelés une convolution, de laquelle les réseaux de neurones à convolution tiennent leur nom.

# Les réseaux de neurones à convolution

Les mathématiques derrière le principe de convolution ne sont pas bien complexes. Pour calculer la correspondance entre une caractéristique et une sous-partie de l'image, il suffit de multiplier chaque pixel de la caractéristique par la valeur que ce même pixel contient dans l'image. Ensuite, on additionne les réponses et divise le résultat par le nombre total de pixels de la caractéristique. Si les 2 pixels sont blancs (de valeur 1) alors  $1 * 1 = 1$ . Si les deux sont noirs, alors  $(-1) * (-1) = 1$ . Dans tous les cas, chaque pixels correspondant ont pour résultat 1. De manière similaire, chaque décalages donnent -1.

Si tous les pixels dans une caractéristique correspondent, alors leur addition puis leur division par le nombre total de pixels donne 1. De la même manière, si aucun des pixels de la caractéristique ne correspond à la sous-partie de l'image, alors la réponse est -1.

# Les réseaux de neurones à convolution

- Un autre outil très puissant utilisé par les CNNs s'appelle le Pooling. Le Pooling est une méthode permettant de prendre une large image et d'en réduire la taille tout en préservant les informations les plus importantes qu'elle contient.
- Les mathématiques derrière la notion de pooling ne sont une nouvelle fois pas très complexe. En effet, il suffit de faire glisser une petite fenêtre pas à pas sur toutes les parties de l'image et de prendre la valeur maximum de cette fenêtre à chaque pas.
- En pratique, on utilise souvent une fenêtre de 2 ou 3 pixels de côté et une valeur de 2 pixels pour ce qui est de la valeur d'un pas.
- Après avoir procédé au pooling, l'image n'a plus qu'un quart du nombre de ses pixels de départ.

# Agenda

- Machine Learning ou Deep Learning
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

# Les réseaux de neurones récurrents

Les réseaux récurrents (ou RNN pour Recurrent Neural Networks) sont des réseaux de neurones dans lesquels l'information peut se propager dans les deux sens, y compris des couches profondes aux premières couches.

En cela, ils sont plus proches du vrai fonctionnement du système nerveux, qui n'est pas à sens unique. Ces réseaux possèdent des connexions récurrentes au sens où elles conservent des informations en mémoire : ils peuvent prendre en compte à un instant  $t$  un certain nombre d'états passés.

Pour cette raison, les RNNs sont particulièrement adaptés aux applications faisant intervenir le contexte, et plus particulièrement au traitement des séquences temporelles comme l'apprentissage et la génération de signaux, c'est à dire quand les données forment une suite et ne sont pas indépendantes les unes des autres. Néanmoins, pour les applications faisant intervenir de longs écarts temporels (typiquement la classification de séquences vidéo), cette « mémoire à court-terme » n'est pas suffisante.

# Les réseaux de neurones récurrents

En effet, les RNNs « classiques » (réseaux de neurones récurrents simples ou Vanilla RNNs) ne sont capables de mémoriser que le passé dit proche, et commencent à « oublier » au bout d'une cinquantaine d'itérations environ.

Ce transfert d'information à double sens rend leur entraînement beaucoup plus compliqué, et ce n'est que récemment que des méthodes efficaces ont été mises au point comme les LSTM (Long Short Term Memory).

Ces réseaux à large « mémoire court-terme » ont notamment révolutionné la reconnaissance de la voix par les machines (Speech Recognition) ou la compréhension et la génération de texte (Natural Language Processing).

D'un point de vue théorique, les RNNs ont un potentiel bien plus grand que les réseaux de neurones classiques : des recherches ont montré qu'ils sont « Turing-complet », c'est à dire qu'ils permettent théoriquement\* de simuler n'importe quel algorithme.

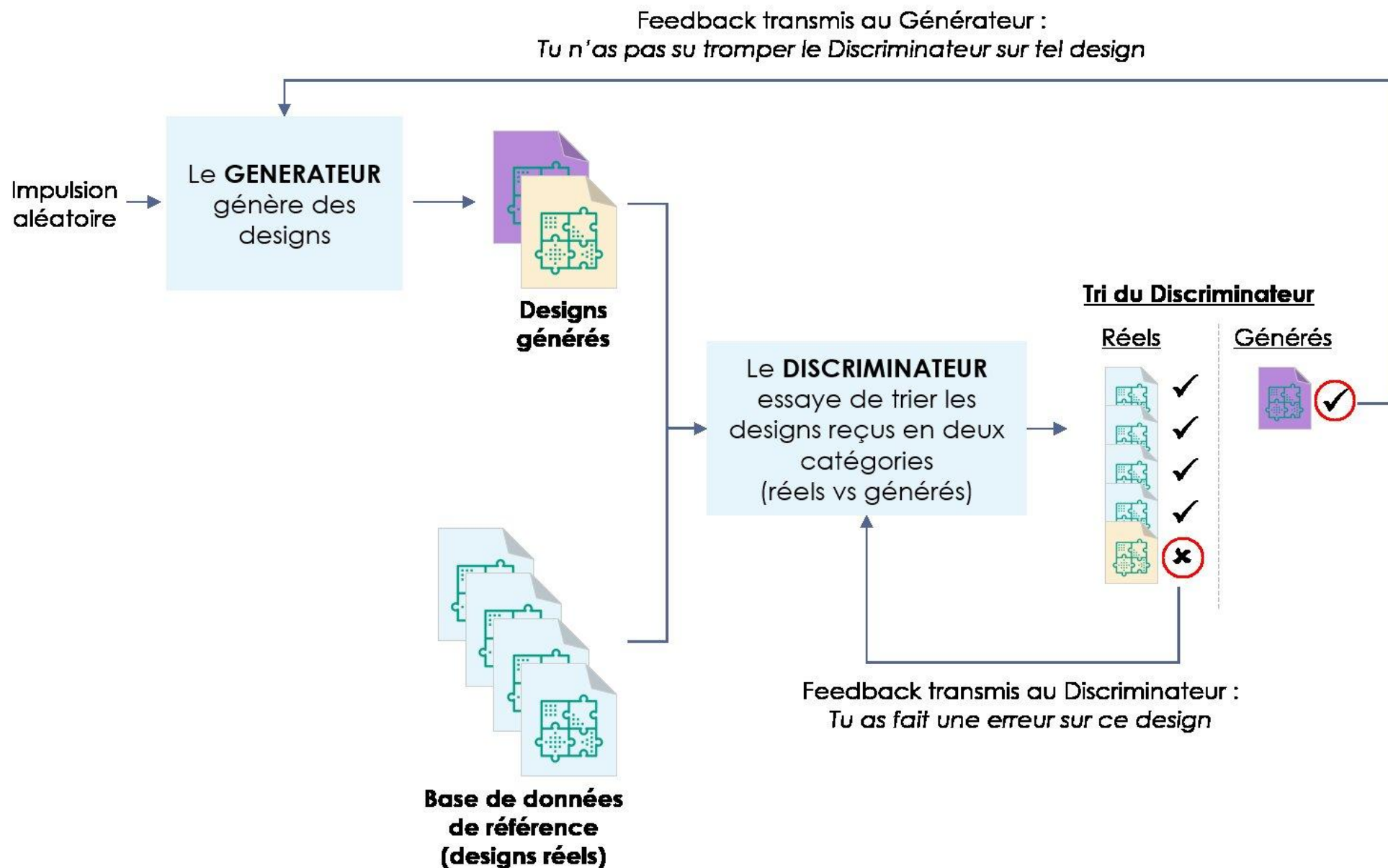


# Agenda

- Machine Learning ou Deep Learning
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Les Generative Adversarial Networks, GAN
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

# Les Generative Adversarial Networks, GAN

- Les GANs, sont utilisés dans le cadre d'un entraînement intensif, mais extrêmement efficace.
- Deux réseaux de neurones s'opposent. Le premier (générateur) doit créer une image, mettons, un arbre. Il doit ensuite soumettre cette image parmi d'autres vraies images d'arbres.
- Le second (discriminateur) doit dire quelle image n'est pas celle d'un arbre, et la renvoie. Ainsi, le générateur peut confronter son image avec celles qui ont été validées, pour ensuite en recréer une meilleure, la soumettre, et ainsi de suite.
- La dernière étape est lorsque le discriminateur n'est plus en mesure d'éliminer une image.



# Les Generative Adversarial Networks, GAN

- Les résultats des GANs sont bluffants. Nvidia a travaillé sur plusieurs cas de figure avec ces réseaux dont la plus impressionnante est la génération de visages que vous pouvez voir ci-dessous. S'ils semblent tous être vrais, ils n'existent pas. Ils ont été réalisés par un programme.
- Une application dans le design industriel fait partie des éléments sur lesquels les GANs vont être mis à contribution.
- Des simples robots dans les jeux vidéo, l'intelligence artificielle occupe une place quotidienne dans nos vies aujourd'hui.
- Nous l'utilisons sans nous en rendre compte sur Google, Spotify, Netflix ... Si Hollywood lui prête un destin de domination de l'Homme, elle n'est toujours pas programmée pour ça, et difficile de penser que ce sera le cas.

# Agenda

- **Machine Learning ou Deep Learning**
- **Présentation des principaux modèles Machine Learning**
- Apprentissage supervisé (régression, classification)
- Apprentissage non supervisé (Clustering)
- Apprentissage par renforcement
- Évaluation des modèles
- **Présentation des principaux modèles Deep Learning**
- Les réseaux de neurones artificiels
- Les réseaux de neurones à convolution
- Les réseaux de neurones récurrents
- Évaluation des modèles
- **Synthèse et perspectives**

# Conclusion



Questions

Réponses



Débriefing