



# APPRENTISSAGE MACHINE

PIER-MARC GOSSSELIN

DÉPARTEMENT DE TECHNOLOGIE DE L'INFORMATION

# APPRENTISSAGE MACHINE

- Introduction
- Mégadonnées
- Apprentissage machine
  - Supervisé
  - Non-supervisé
  - Par renforcement
- Réseaux de neurones
- Pré-traitement des données
- Autres types de réseaux de neurones

# INTRODUCTION

Lors du cours précédent, nous avons fait un survol des différentes technologies en intelligence artificielles et leurs applications.

Une des branches de l'intelligence artificielle se développe particulièrement rapidement dernièrement avec des résultats impressionnants. Il s'agit de l'apprentissage automatique.

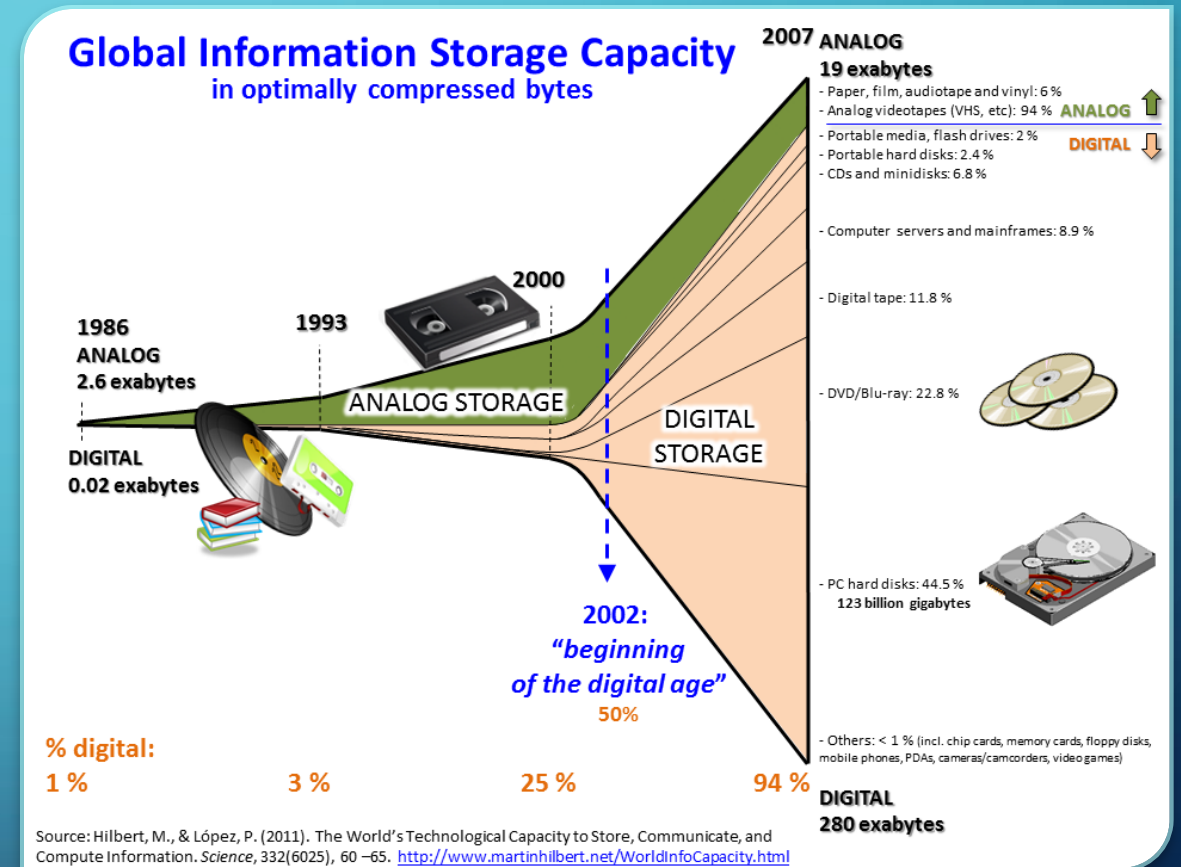
Le cours d'aujourd'hui se concentrera sur cet aspect, plus particulièrement, les réseaux de neurones.

# MÉGADONNÉES

Avec l'arrivé des technologies électronique, la capacité d'accumulation de données a grandit exponentiellement.

- D'abord lentement avec les technologies de stockage analogiques.
- Ensuite très rapidement avec le stockage numérique.

Cette grande quantité d'information s'appelle Mégadonnée ou « Big Data »



# MÉGADONNÉES

Les données « cachent » des informations et les gens qui œuvrent en informatique ou statistique cherchent à trouver des régularités ou des tendances dans celles-ci afin de mieux comprendre ce qu'elles veulent dire.

Avec la quantité de données qui augmente sans cesse, cette tâche devient difficile.

Dans le passé, des humains avaient la tâche d'organiser et catégoriser les données afin de leur donner un sens. De nos jours, nous utilisons l'apprentissage machine pour mieux expliquer le sens de vastes quantités de données.

# MÉGADONNÉES

## SOURCES IMPORTANTES DE DONNÉES

### Données météorologiques

- <https://www.ventusky.com/?p=37.7;-44.5;3&l=rain-3h&t=20220305/0300>
- Prédiction météorologiques à partir de données
  - Problèmes de capacité de calcul
  - Les simulation numériques peuvent prendre trop de temps
- Apprentissage machine peut-être utilisé pour prédire des phénomènes météorologiques extrêmes.

# MÉGADONNÉES

## SOURCES IMPORTANTES DE DONNÉES

### Réseaux sociaux

- Images, informations personnelles, contacts, publications, etc
  - Prédiction des sujets qui peuvent intéresser un usager
  - Publicités ciblées
  - Filtration de spam

# MÉGADONNÉES SOURCES IMPORTANTES DE DONNÉES

## Voitures autonomes

- Données recueillies à partir des caméras sur les voitures en circulation





# APPRENTISSAGE MACHINE

L'apprentissage machine (ou apprentissage automatique) est un champ d'étude de l'intelligence artificielle qui se fonde sur l'utilisation de données pour permettre à un algorithme d'apprendre ou de s'améliorer.

L'apprentissage machine reconnaît des tendances et des caractéristiques aux données et les différencie automatiquement de manière à les catégoriser.

# APPRENTISSAGE MACHINE

Les algorithmes « traditionnels » font la résolution de problèmes à partir d'instructions explicites. Dans ce type d'algorithme, il faut donner les instructions pour toutes les conditions possibles. Ceci fonctionne généralement bien mais dans certaines situations, il n'est pas possible de couvrir toute les conditions pour l'application.

# APPRENTISSAGE MACHINE

Le logiciel Deep Blue qui joue au échecs, repose sur un algorithme traditionnel. Celui-ci va simuler virtuellement les possibilités de jeu afin de prévoir, plusieurs coups d'avance, l'évolution de la partie. À partir des résultats des simulations, l'algorithme détermine le meilleur coup à faire. L'opération se répète à chaque tours.

L'utilisation de force brute en informatique est très fréquente, on l'utilise aussi pour déchiffrer des mots de passe par exemple. Par contre, dans certaines situations, le nombre de possibilités est simplement trop grand pour trouver une solution avec cette technique.

# APPRENTISSAGE MACHINE

Les algorithmes d'apprentissage machine, avant d'être utilisables, doivent d'abord passer par une phase d'apprentissage.

Il existe plusieurs types d'apprentissage machine possible:

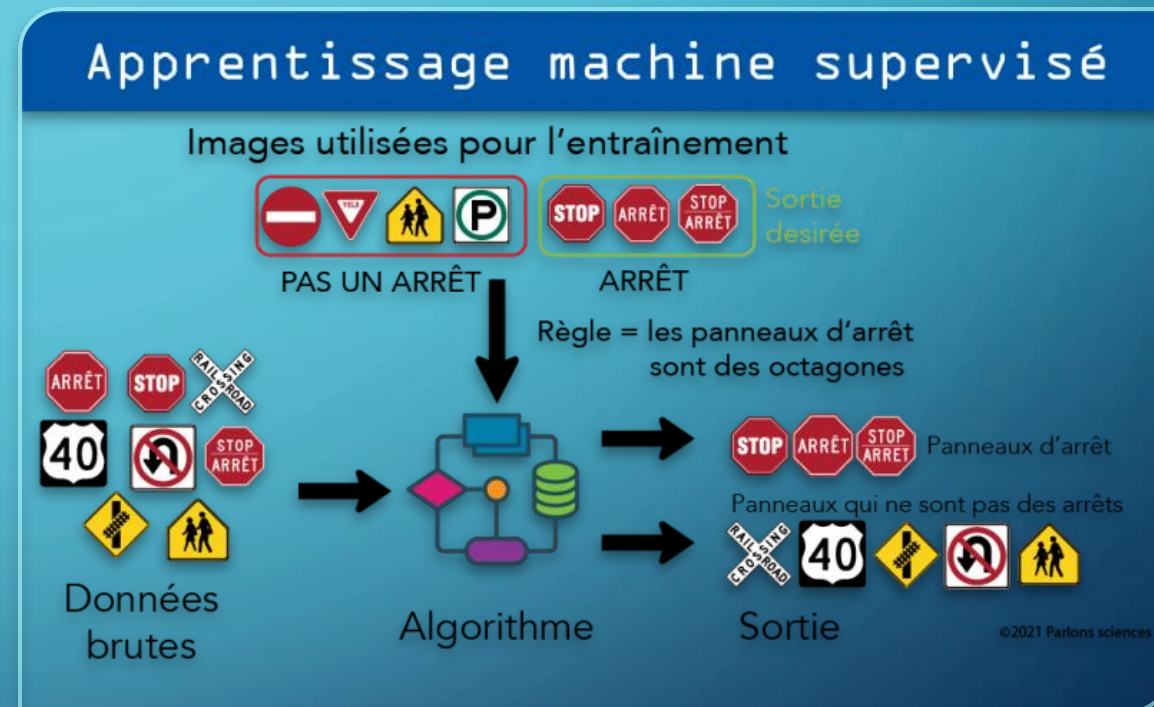
- Supervisé
- Non-supervisé
- Par renforcement (auto supervisé)

# APPRENTISSAGE MACHINE

## Apprentissage supervisé

Les données fournies à l'ordinateur ont été étiquetées par des humains préalablement.

Principalement utilisées pour des applications de classification.



# APPRENTISSAGE MACHINE SUPERVISÉ



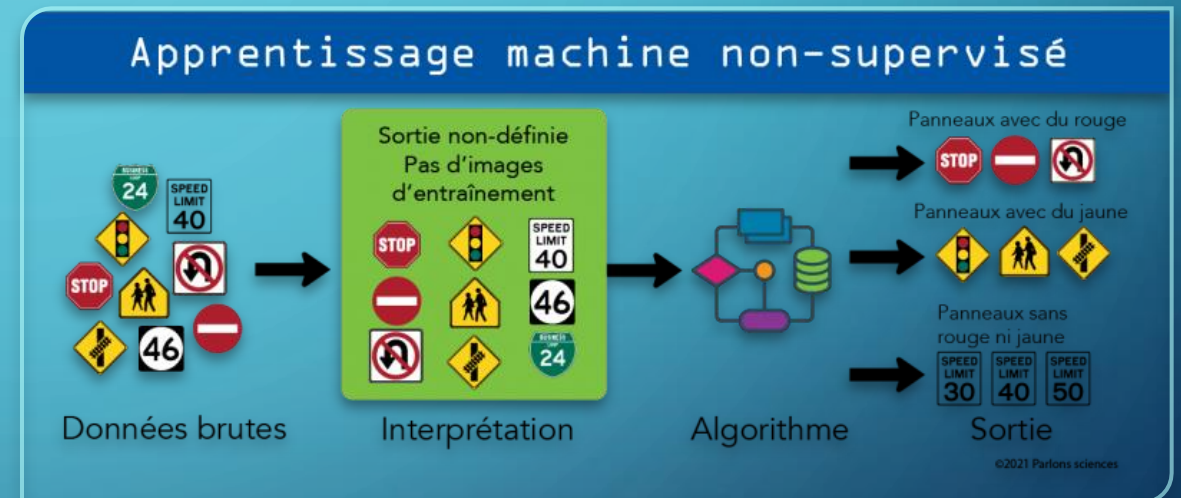
[https://www.youtube.com/watch?v=-i7HMPpxB-Y&t=9s&ab\\_channel=redpepper](https://www.youtube.com/watch?v=-i7HMPpxB-Y&t=9s&ab_channel=redpepper)

# APPRENTISSAGE MACHINE

## Apprentissage non supervisé

Utilisé pour trouver des tendances dans les données qui sont difficiles à étiqueter.

L'algorithme va trouver les similarités, les différences ou des tendances dans les données et structurer les données automatiquement.



# APPRENTISSAGE MACHINE NON SUPERVISÉ

Applications de l'apprentissage non supervisé:

- **Détection d'anomalies**
  - Détecter des données atypiques
  - Contrôle qualité
  - Prévention de fraude
- **Recommandations**
  - Principalement utilisé pour des recommandation d'achats basé sur les achats d'autres clients.
- **Persona en marketing**
  - Analyse du vécu et les émotions d'un client dans le but de lui proposer des besoins non exprimés
  - Donner une experience personnalisée
- **Classification de Nouvelles**



# APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

L'apprentissage machine par renforcement (ou auto supervisé) fonctionne par essai erreurs, ce type d'apprentissage ne nécessite aucune supervision humaine.

L'algorithme récompense les bons essais et apprend des erreurs.

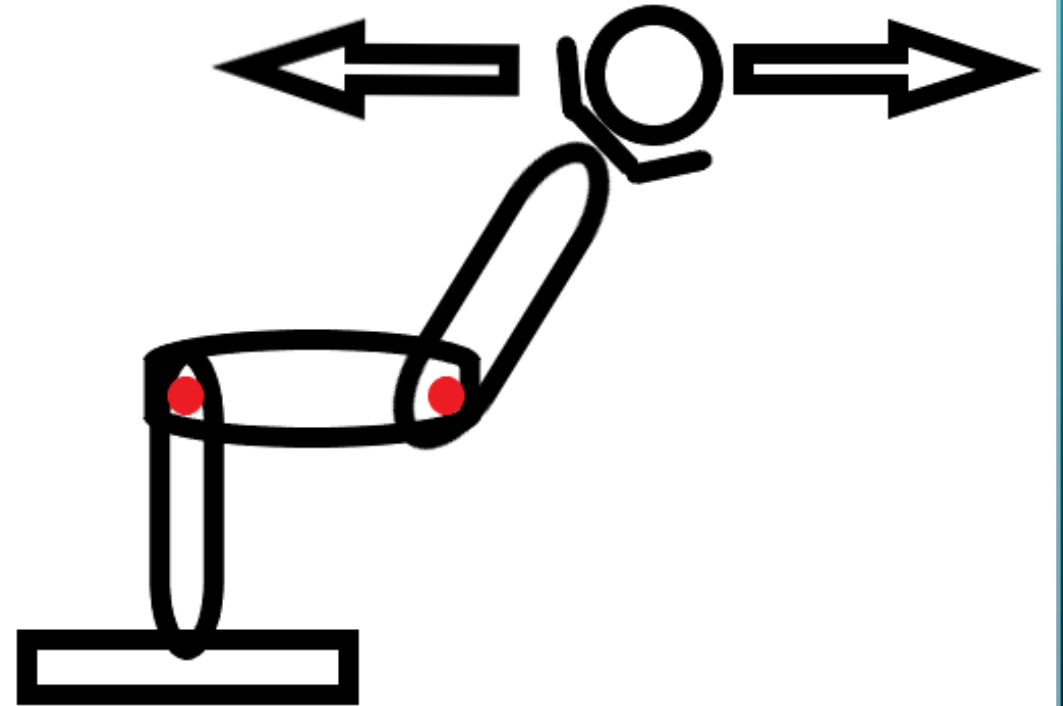
L'algorithme doit lui-même déterminer ce qui est un bon ou un mauvais essai, d'où l'appellation « auto supervisé ».

# APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

## EXEMPLE DU BRAS ROBOTISÉ

COMMENT DÉPLACER LA BALLE DE MANIÈRE  
PRÉCISE?

IL FAUT TENIR COMPTE DE, LA MASSE DE LA BALLE,  
DE LA LONGUEUR DES BRAS, DE L'ANGLE DES BRAS  
ET DÉTERMINER LA FORCE À ENVOYER AUX  
MOTEURS.



# APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

C'est possible...

La géométrie est compliquée et les mathématiques à appliquer sont complexes.

$$\begin{aligned}\tau_1 = & \ddot{\theta}_1 \left( I_1 + I_2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2 + \frac{m_1 l_1^2 + m_2 l_2^2}{4} + m_2 l_1^2 \right) \\ & + \ddot{\theta}_2 \left( I_2 + \frac{m_2 l_2^2}{4} + \frac{m_2 l_1 l_2}{2} \cos \theta_2 \right) \\ & - \dot{\theta}_2^2 \frac{m_2 l_1 l_2}{2} \sin \theta_2 \\ & - \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2, \\ \tau_2 = & \ddot{\theta}_1 \left( I_2 + \frac{m_2 l_1 l_2}{2} \cos \theta_2 + \frac{m_2 l_2^2}{4} \right) \\ & + \ddot{\theta}_2 \left( I_2 + \frac{m_2 l_2^2}{4} \right) \\ & + \dot{\theta}_1^2 \frac{m_2 l_1 l_2}{2} \sin \theta_2.\end{aligned}$$



# APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

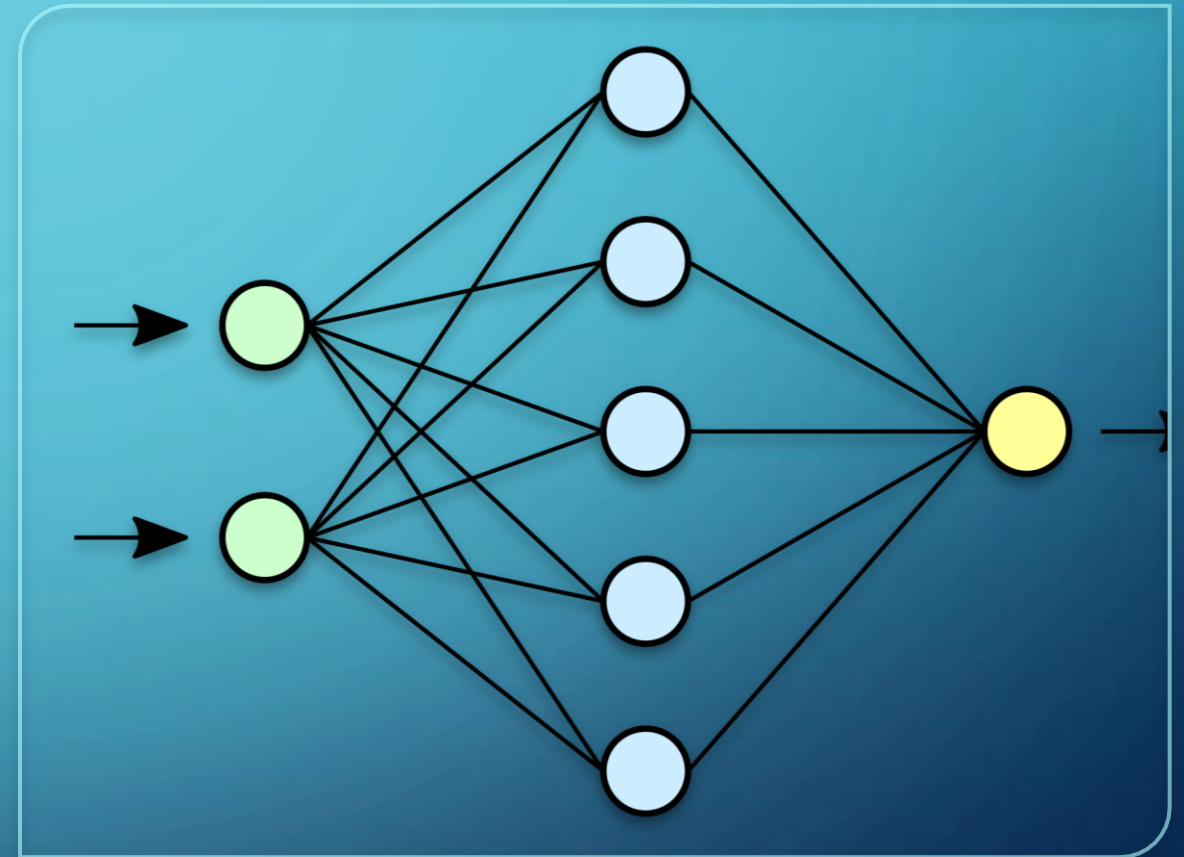


[https://www.youtube.com/watch?v=-O-E1nFm6-A&t=35s&ab\\_channel=AndyZeng](https://www.youtube.com/watch?v=-O-E1nFm6-A&t=35s&ab_channel=AndyZeng)

# RÉSEAUX DE NEURONES

L'apprentissage Machine moderne repose généralement sur les réseaux de neurones qui imitent le fonctionnement des neurones biologiques.

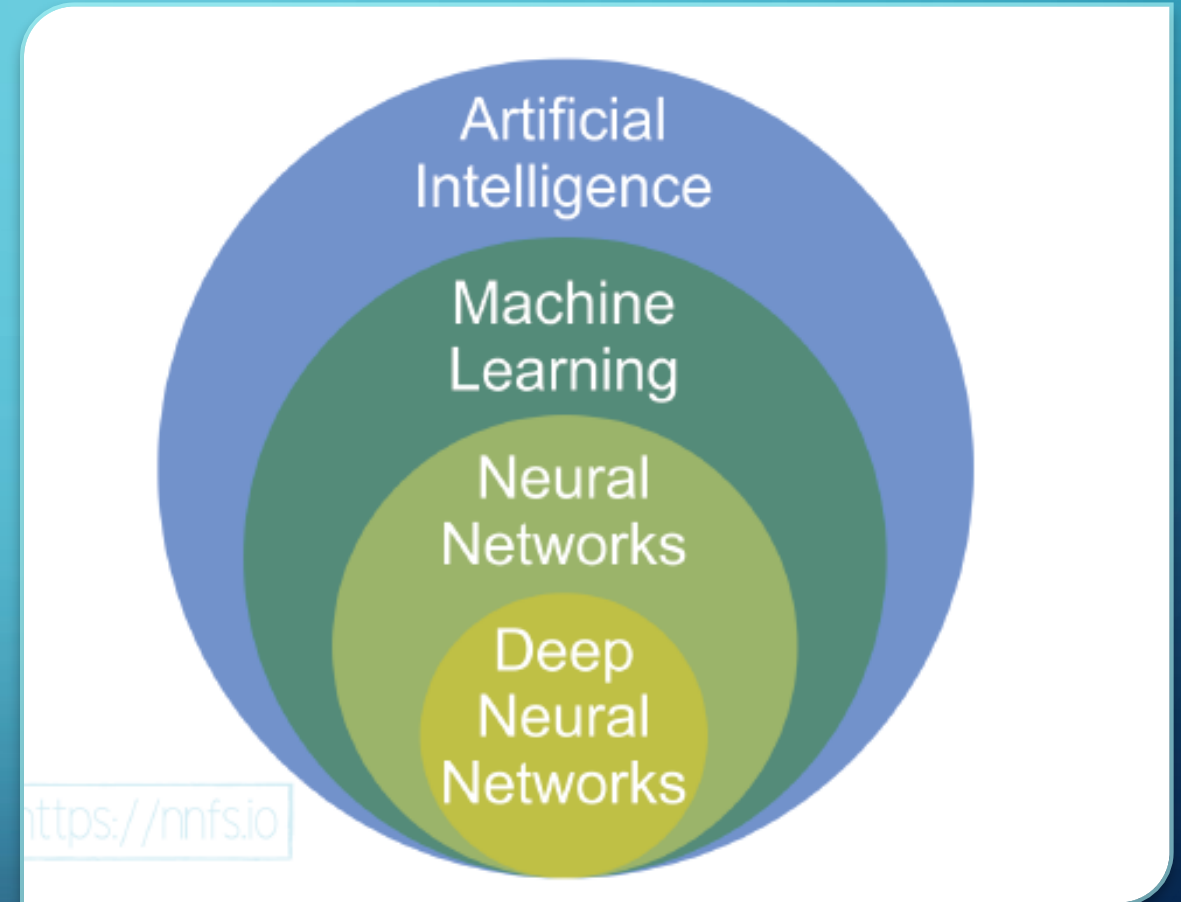
Les réseaux de neurone peuvent contenir des millions de neurones. De par leur complexité, ils sont considérés comme des boîtes noires. Nous ne sommes pas en mesure de déterminer **pourquoi** ils arrivent à une conclusion. Nous comprenons néanmoins **comment** il y arrivent.



# RÉSEAUX DE NEURONES

Les réseaux de neurones profonds ne sont que des réseaux de neurones ayant plus de deux couches de neurones internes (ou couches cachées) ou plus.

La plupart des applications des réseaux de neurones sont une application de réseaux de neurone profond.



# RÉSEAUX DE NEURONES

Les premier réseaux de neurones furent inventé en 1940. Par contre, il a fallu 20 ans de recherche supplémentaire pour trouver un moyen d'enseigner à ces « cerveaux artificiels ».

Les réseaux de neurones n'ont pas reçu beaucoup d'attention avant 2010, lorsqu'ils ont commencé à avoir des résultats intéressants et à gagner des compétitions face à des humains.

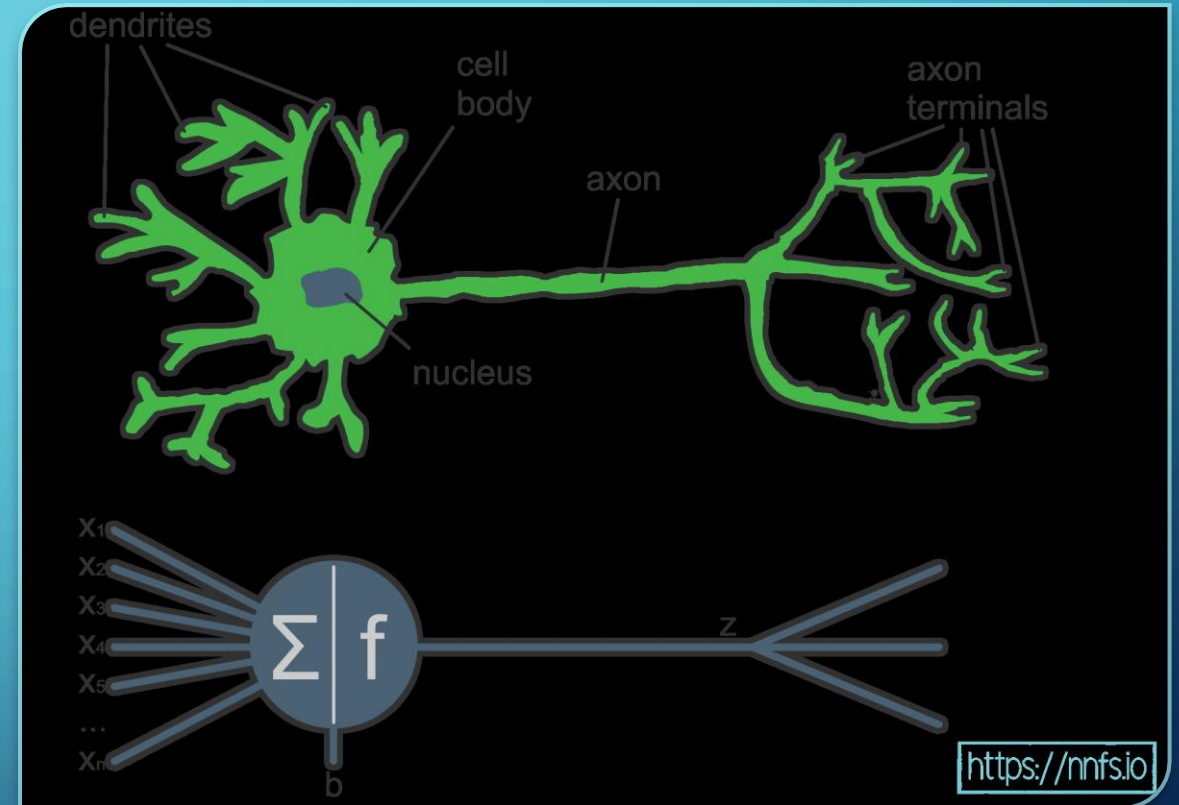
Depuis, leur utilisation est en croissance rapide puisqu'ils permettent de résoudre des problèmes précédemment jugé impossible à résoudre



# LE NEURONE ARTIFICIEL

Les réseaux de neurones sont des algorithmes informatique qui sont inspirés du fonctionnement des neurones cérébrales.

La comparaison n'est pas parfaite, mais il y a plusieurs similarités: Un grand niveau d'interconnexions entre les neurones et le fait que l'union d'une grande quantité de neurones permet au système « d'apprendre » par expérience.



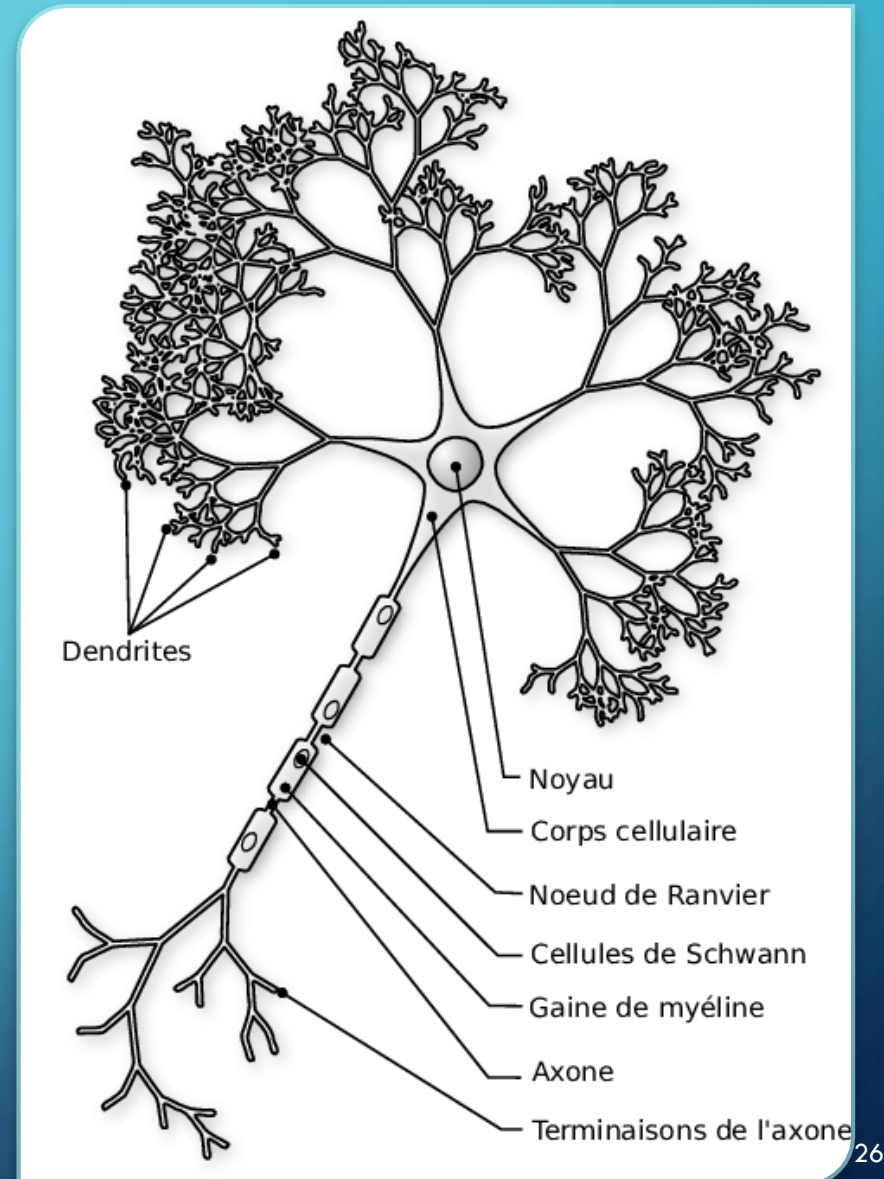
Comparaison entre un neurone biologique et artificielle  
Source: NNFS p.13

# LE NEURONE ARTIFICIEL

Voyons d'abord le fonctionnement d'un neurone biologique.

Les dendrites reçoivent des signaux (impulsions électriques) en provenance de d'autres neurones.

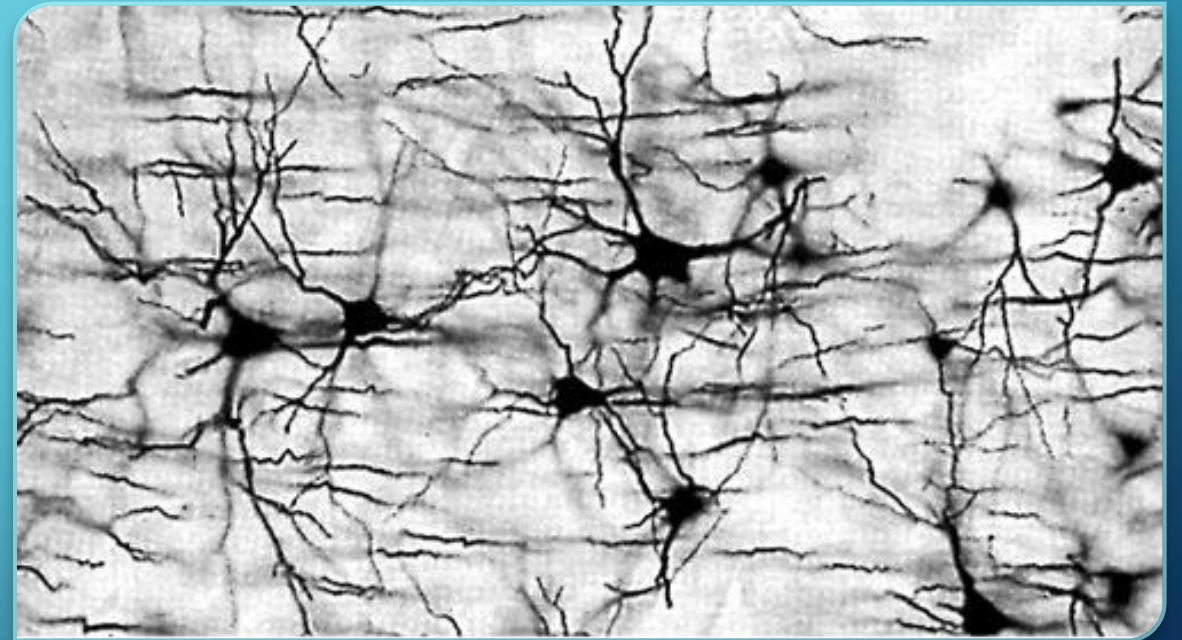
Lorsqu'un certain potentiel est atteint en provenance des dendrites, le neurone envoie une impulsion vers d'autres cellules à l'aide de l'axone.



# LE NEURONE ARTIFICIEL

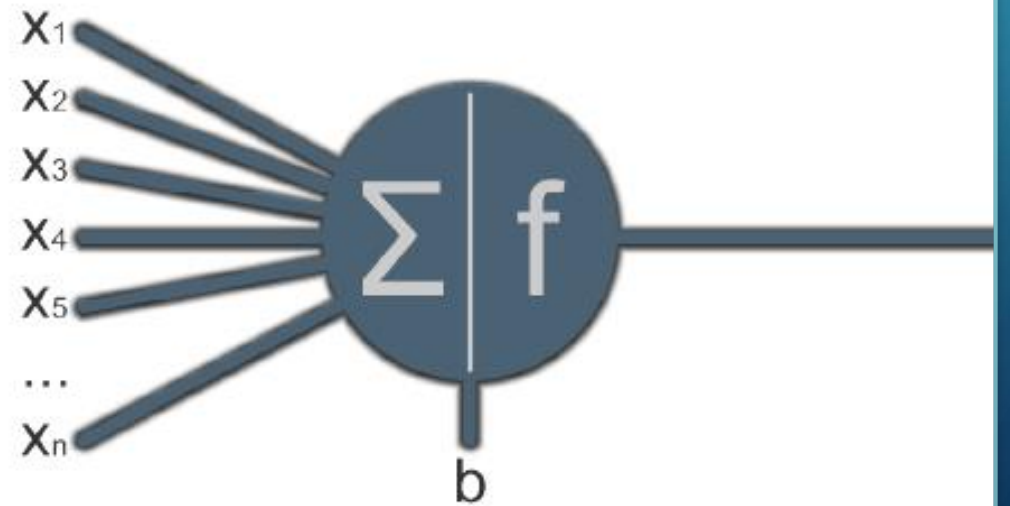
Les neurones cérébrales sont interconnectés (axone-dendrites). En Moyenne, chaque neurone est connectée à 7000 autres.

Le cerveau contient  $\approx 100$  Miliards de neurones pour un total de 100 000 Miliards d'interconnexions.



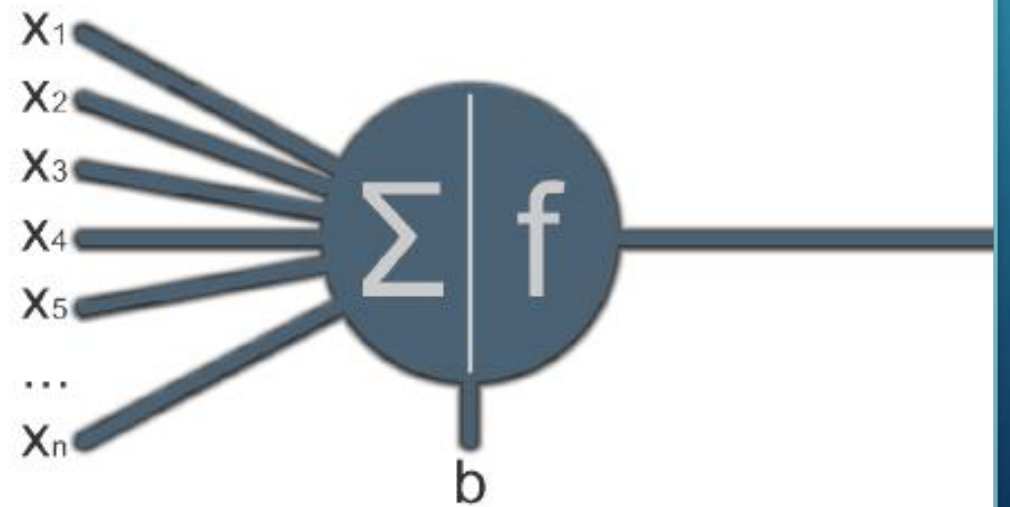
# LE NEURONE ARTIFICIEL

- Le neurone artificiel cherche à imiter le neurone biologique.
- Les entrées d'un neurone fonctionnent un peu comme les dendrites en recevant des signaux provenant d'autres neurones ou des données à analyser
- La sortie fonctionne un peu comme l'axone en envoyant un signal vers d'autres neurones ou vers la sortie du réseau.



# LE NEURONE ARTIFICIEL

- Chaque connexion a un poids, qui donne une importance relative à chaque entrée d'un neurone
- Chaque neurone a un biais, donc une tendance positive ou négative au neurone
- Les poids et les biais sont les paramètres du réseau de neurones.



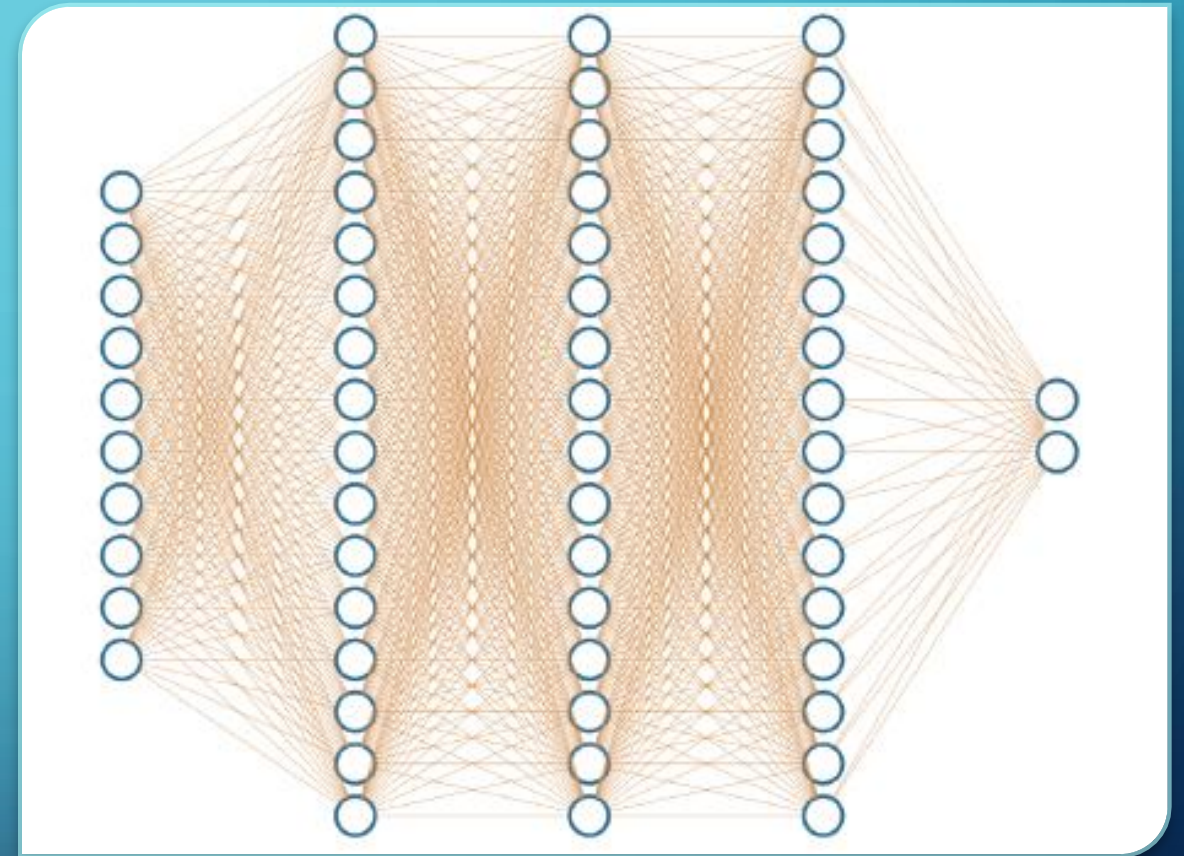
# RÉSEAU DE NEURONE ARTIFICIEL

Bien entendu, un neurone seul ne peut pas accomplir quoi que ce soit d'intéressant.

À la manière du cerveau humain, les neurones sont interconnectés en un réseau de neurone. Ils sont composés de neurones et d'interconnexions.

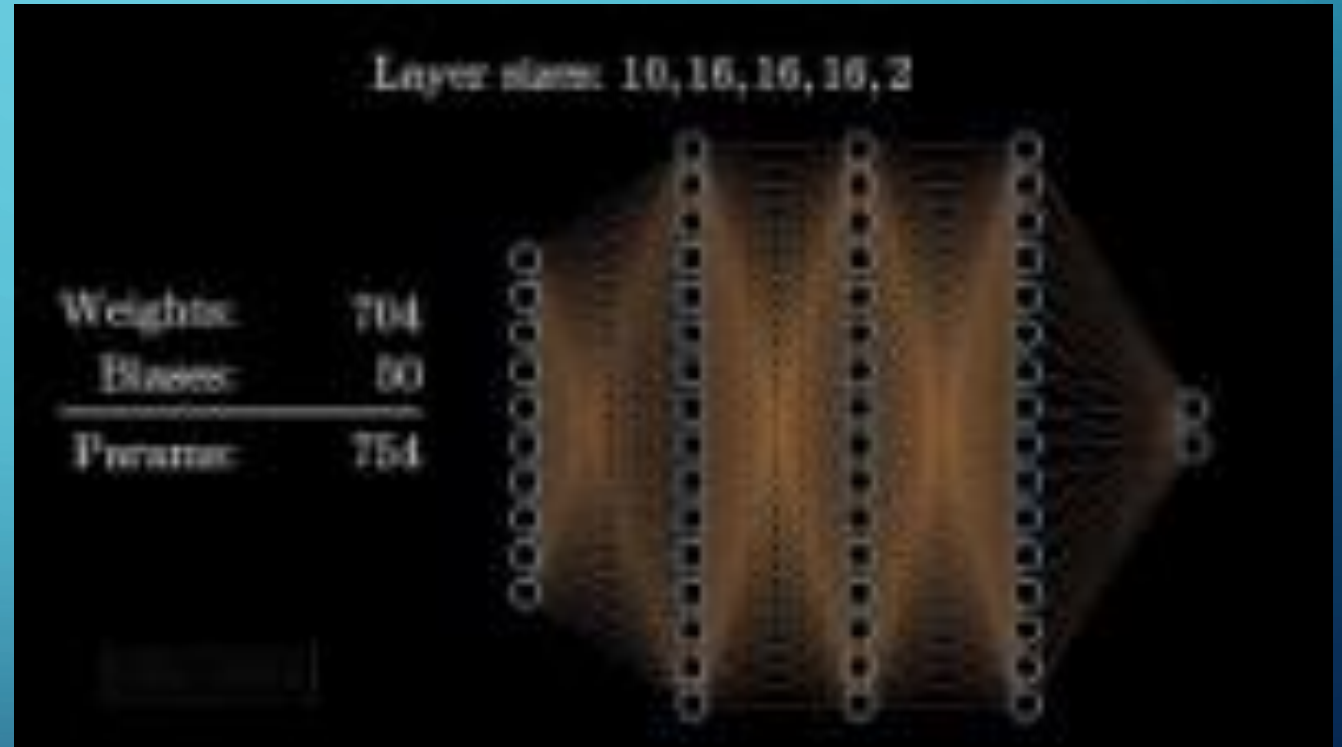
Les neurones sont situés sur différentes couches. Chaque neurone est interconnecté à toutes les neurones de la couche suivante.

Cette configuration entièrement connectée est la plus fréquente.



# RÉSEAU DE NEURONE ARTIFICIEL

La grande quantité de paramètre qu'on les réseaux de neurones leur permettent d'obtenir des résultats qui peuvent fréquemment être meilleur que ceux obtenus par d'autres algorithmes d'apprentissage machine.



# FONCTIONNEMENT D'UN NEURONE

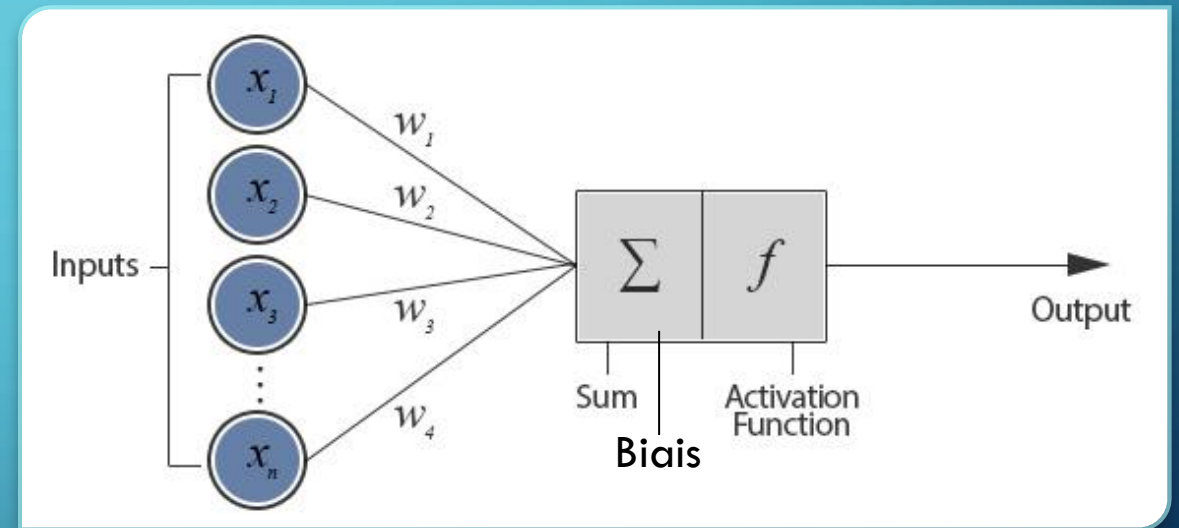
- Le neurone fait la sommation de toutes les entrées multipliés par leur poids

- $Y = X_1 * w_1 + X_2 * w_2 + \dots + X_n * w_n$   
ou plutôt

$$y = \sum X_i * w_i$$

- À la somme on ajoute un biais propre au neurone.  $Y = \text{entrées} * \text{poids} + \text{biais}$

$$y = \sum (X_i * w_i) + b$$

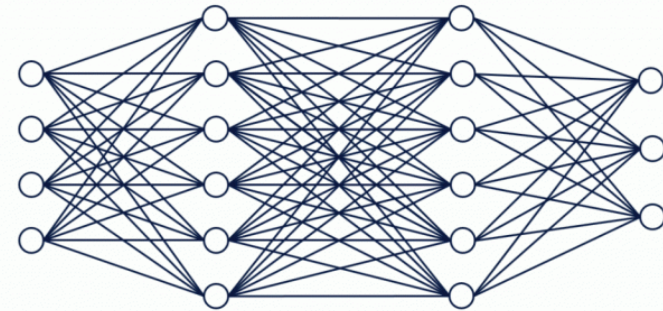




# FONCTIONNEMENT D'UN NEURONE

Ces opérations doivent être répétées pour chaque neurone du réseau.

Les résultats obtenus ( $y$ ) d'un neurone, deviennent les entrées des neurones de la couche suivante.



# EXEMPLE AVEC CHIFFRES



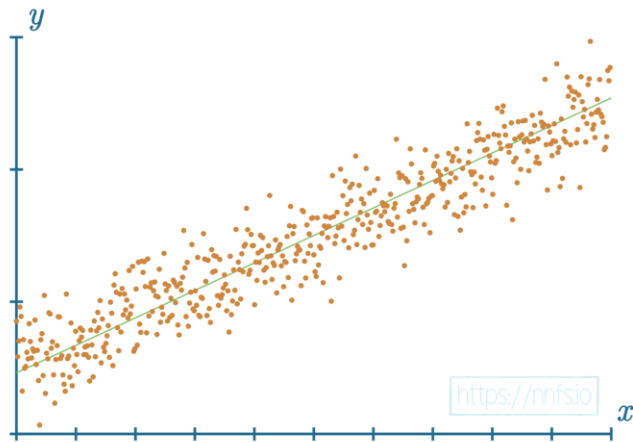
# FONCTIONS D'ACTIVATION

Après avoir fait la sommation, le neurone applique une fonction d'activation au résultat.

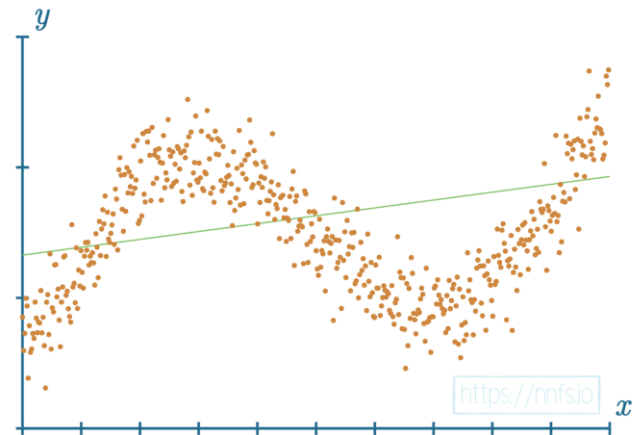
La fonction d'activation permet une non-linéarité au comportement du réseau de neurone.

La fonction d'activation vient « imiter » le fonctionnement des neurones biologiques qui ne s'activent que lorsqu'elles atteignent un certain seuil.

# LINÉAIRE VS NON-LINÉAIRE



Linéaire



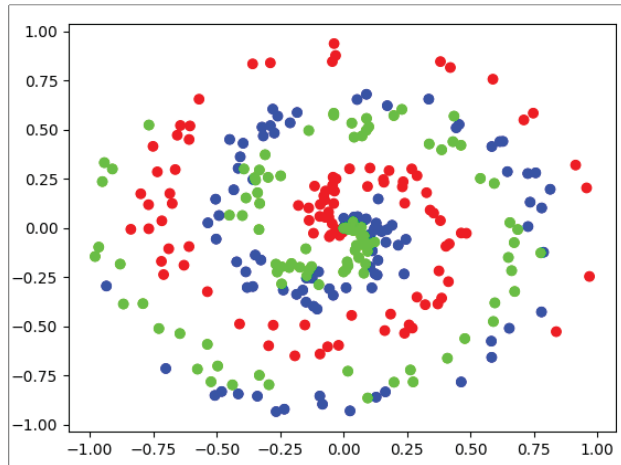
Non-Linéaire

Avec une classification linéaire, nous pouvons séparer les données à l'aide d'une ligne droite.

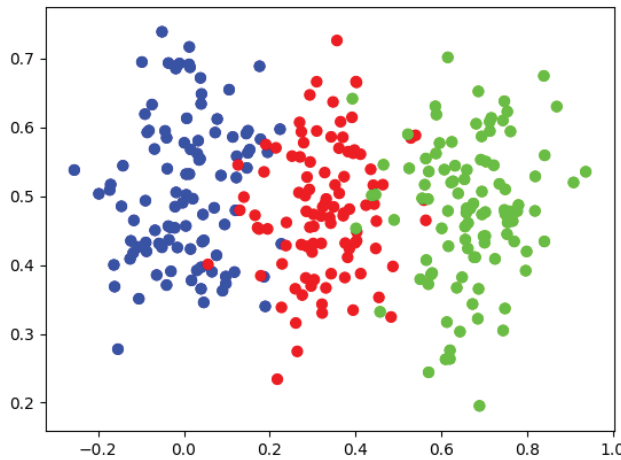
Ce n'est pas possible pour une application non-linéaire.

# LINÉAIRE VS NON-LINÉAIRE

Autres exemples



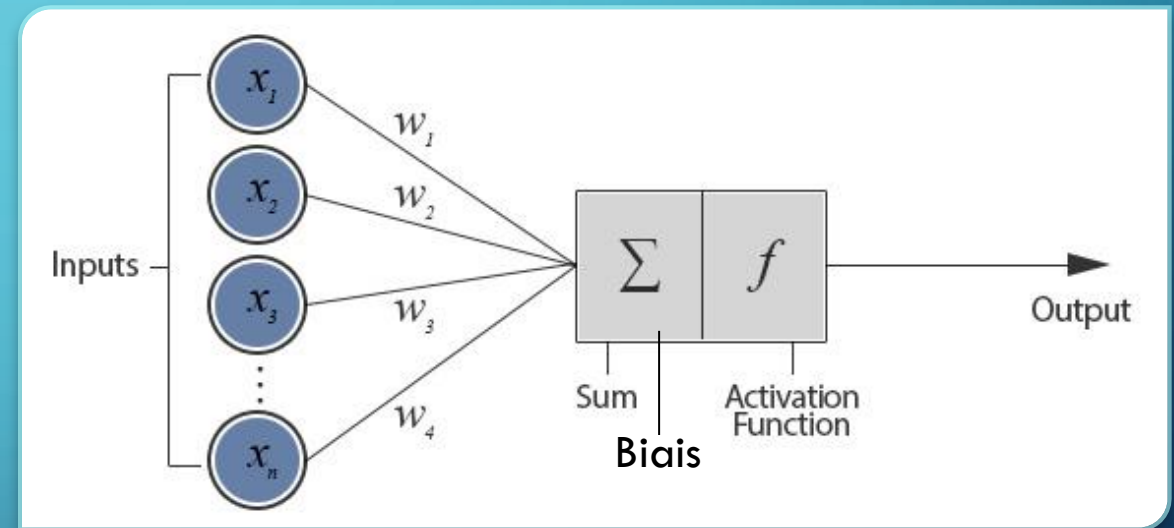
Non-Linéaire



Linéaire

# FONCTIONNEMENT D'UN NEURONE

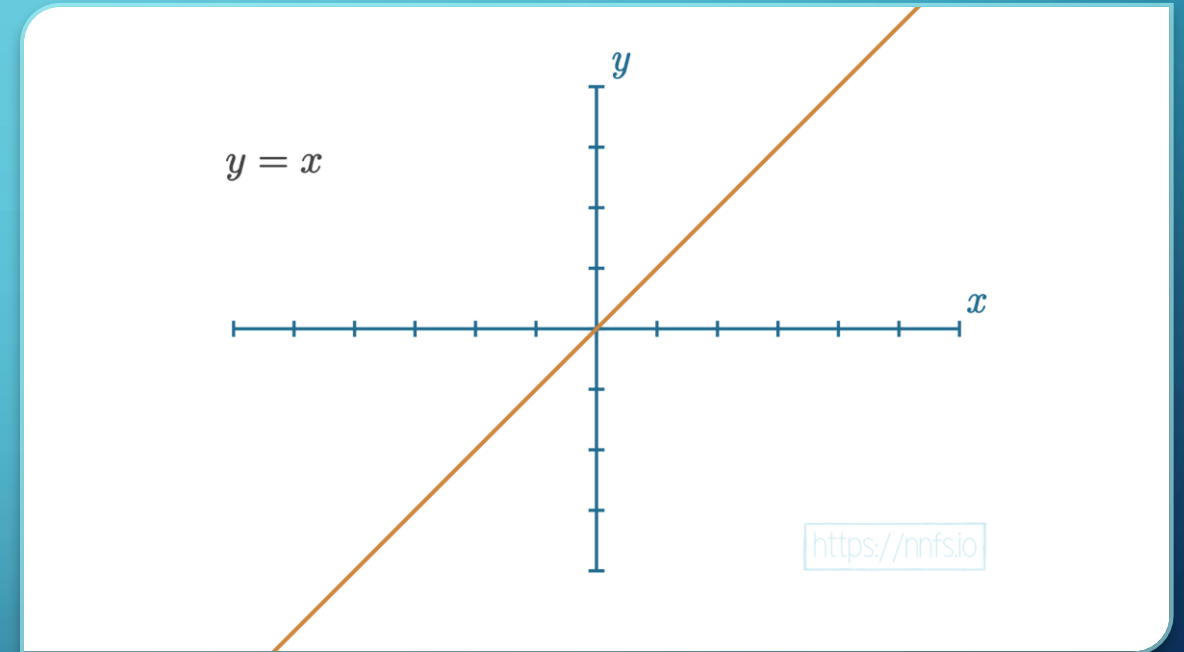
- Quelques exemples de fonction d'activation...



# FONCTIONS D'ACTIVATION

## Activation Linéaire

- La sortie est égale à la sommation des entrées.
- Rien n'est changé
- Linéaire

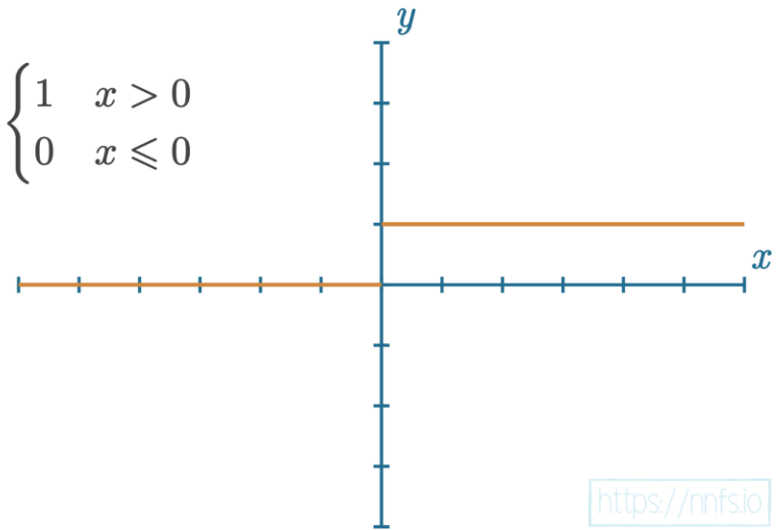


# FONCTIONS D'ACTIVATION

Activation échelon.

- Si le résultat de la sommation du neurone est supérieur à 0, la sortie est égal à 1.
- La sortie est égale à 0 le résultat de la sommation du neurone est inférieur ou égal à 0.
- Non-linéaire

$$y = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases}$$

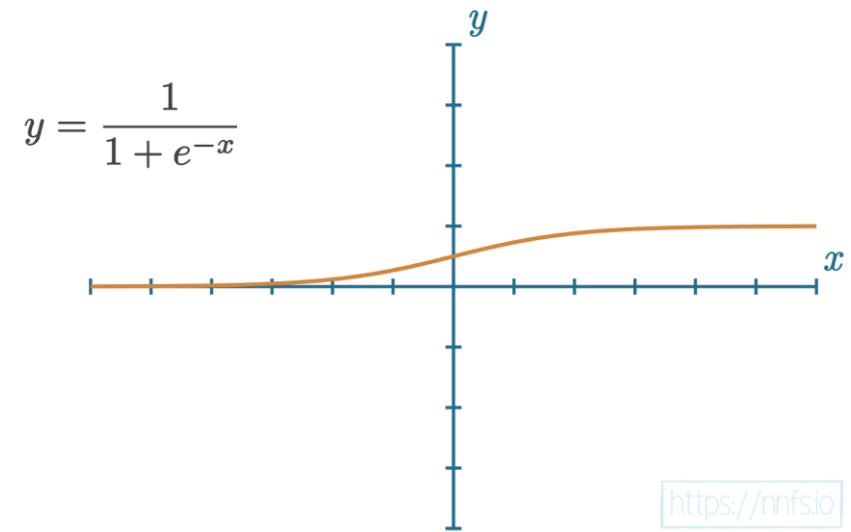




# FONCTIONS D'ACTIVATION

## Activation Sigmoide

- Un peu comme la fonction à pas binaire mais avec plus de précision autour de 0
- Non-linéaire

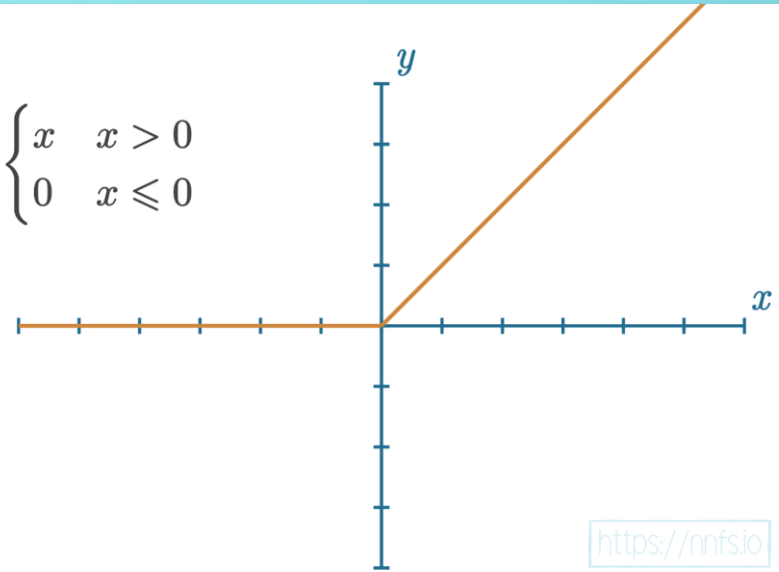


# FONCTIONS D'ACTIVATION

## Fonction linéaire rectifiée

- Il s'agit de la fonction linéaire modifiée.
- Pour toute les valeurs inférieure ou égale à 0, la sortie est à 0
- Fonction non linéaire
- Très utilisé de par sa simplicité et sa non-linéarité.

$$y = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases}$$



<https://nnfs.io>

# FONCTIONS D'ACTIVATION

Les fonctions d'activation sont indispensables au bon fonctionnement des réseaux de neurone puisque les données à classer sont généralement non linéaires.

# EXEMPLE FONCTION D'ACTIVATION

- Si nous prenons les entrées:

- $X1=0.5$
- $X2=4.3$
- $X4= -2.6$

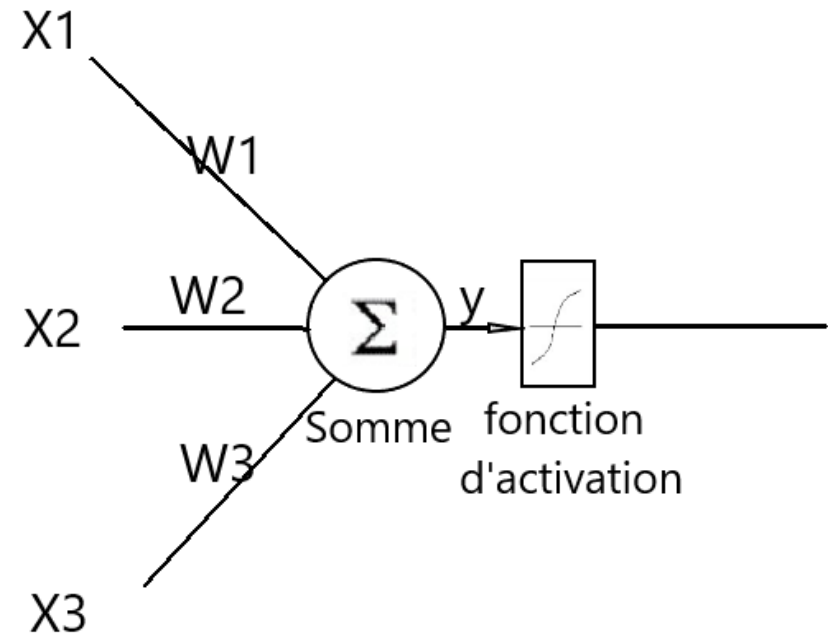
- Et les poids:

- $W1=0.3$
- $W2=-0.9$
- $W3=0.1$

- $Y=X1*w1+X2*w2+X3*w3$

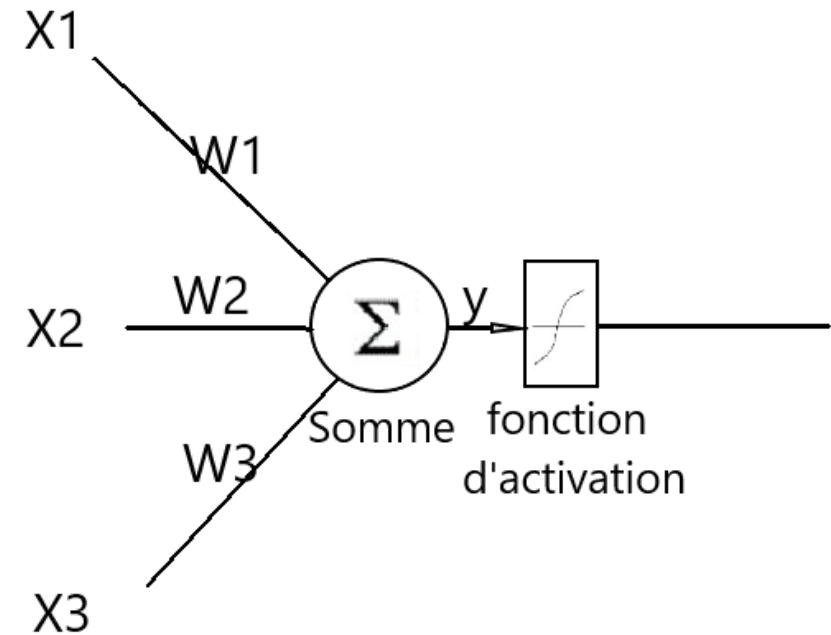
$$Y=0.5*0.3+4.3*-0.9+-2.6*0.1$$

$$Y=-0.73$$



## EXEMPLE

- Le résultat de la sommation ( $Y = -0.73$ ) doit ensuite être envoyé dans la fonction d'activation. Celle-ci est choisie en fonction de notre application.
- Voyons les résultats possible en fonction de la fonction utilisée:
  - Linéaire : sortie =  $-0.73$
  - Linéaire rectifiée : sortie =  $0$
  - Échelon: sortie =  $0$
  - Sigmoïde : sortie =  $0.68$



# FONCTION D'ACTIVATION À LA SORTIE

Généralement, la fonction linéaire rectifiée est utilisé dans les couches internes du réseau de neurone.

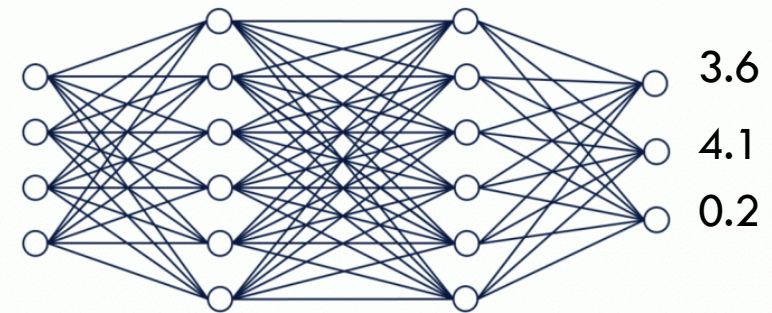
Par contre, **la dernière couche du réseau de neurone** (la sortie) a besoin d'une fonction d'activation différente. Particulièrement en classification.

# FONCTION D'ACTIVATION À LA SORTIE

Prenons la figure suivante comme exemple.

La deuxième sortie a la valeur la plus élevée, donc le réseau croit que celle-ci est la bonne réponse.

Nous pouvons donc donner la réponse finale de différentes manières...

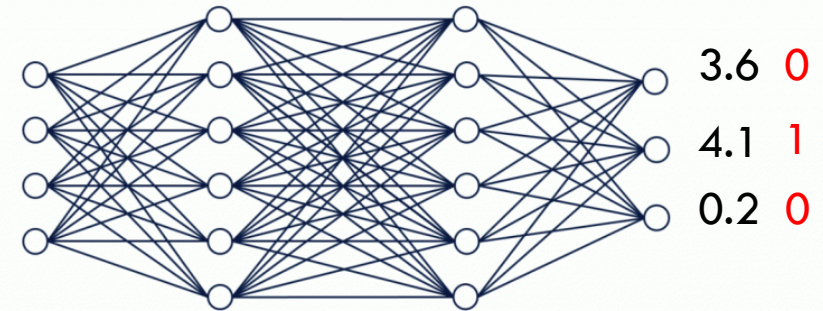


# FONCTION D'ACTIVATION À LA SORTIE

La fonction de sortie peut comparer les 3 sorties et mentionner seulement celle qui est la plus haute.

Si la sortie deux correspond, à la classe « chien » la réponse du réseau est que l'image envoyée en entrée est un chien.

Le défaut de cette manière de faire est qu'on ne peut pas savoir le degré de certitude du réseau.

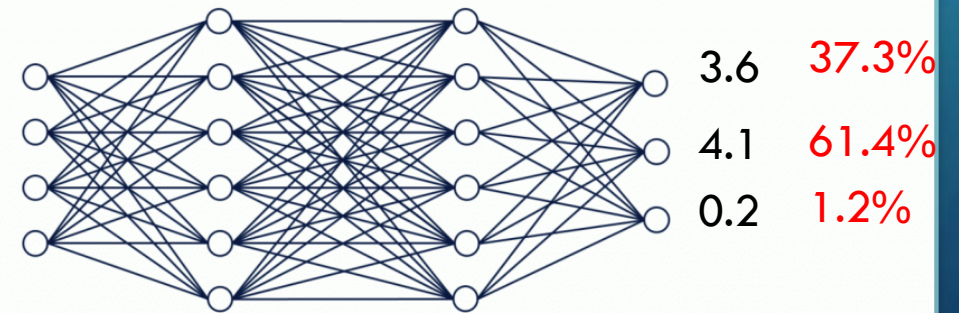




# FONCTION D'ACTIVATION SOFTMAX

La fonction d'activation Softmax

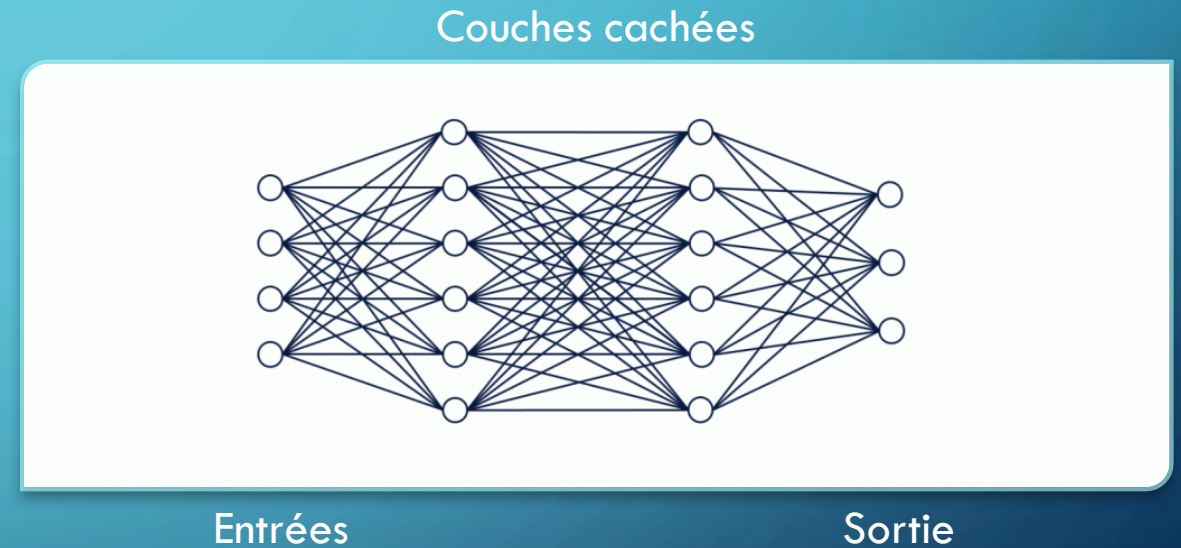
- La fonction compare les sorties et leur donne un poids dépendant de leur valeur.
- Les poids vont de 0 à 100%
- Ceci permet de voir le degré de certitude du réseau
- Dans le cas d'une erreur, nous pouvons déterminer à quel point le réseau se trompe.



# RÉSEAU DE NEURONE ARTIFICIEL

Les réseaux de neurones reçoivent de l'information en **entrée**; pixels d'une image, échantillons de son ou n'importe quelles informations pertinentes à l'application.

À partir de ses informations, le réseau de neurones activera les neurones de la couche de sortie.

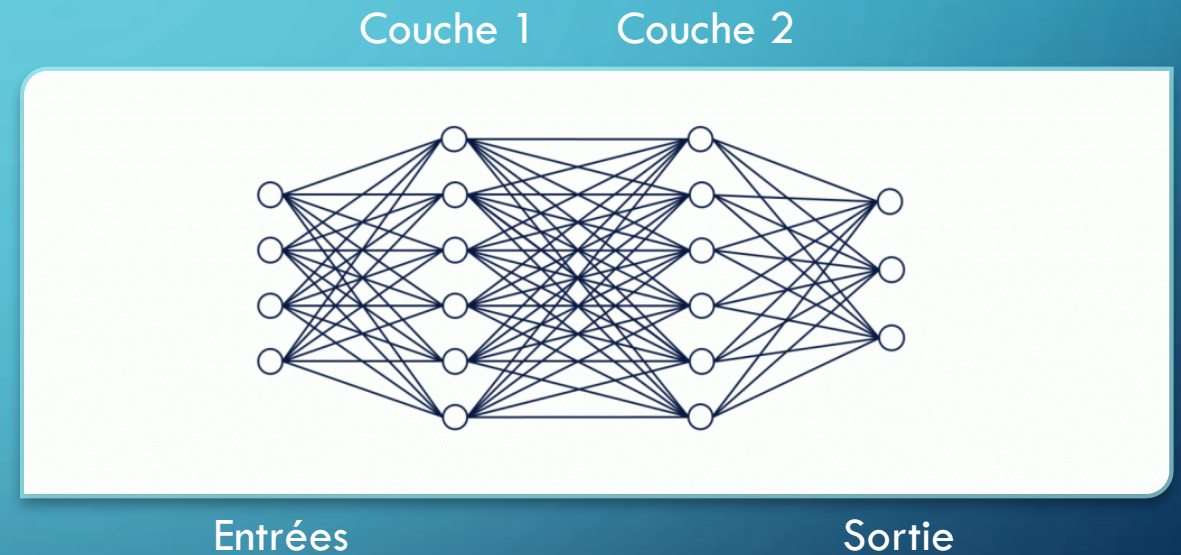


# RÉSEAU DE NEURONE ARTIFICIEL

Un réseau de neurone peut avoir un nombre de couche variable.

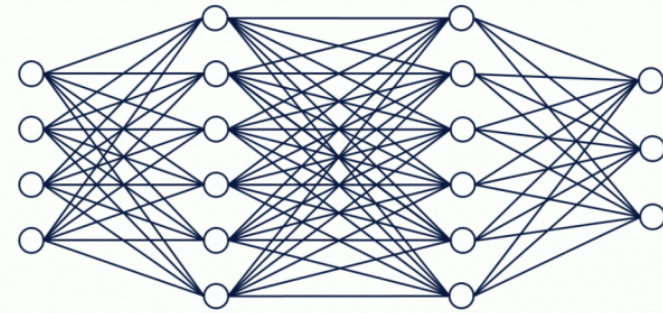
Certaines applications simples fonctionneront bien avec une seule couche alors que d'autre plus complexes en nécessitent plus

Ce qui caractérise les réseaux de neurones profond est qu'ils ont une grande quantité de couches.



# RÉSEAU DE NEURONE ARTIFICIEL

Le réseau de neurones peut être utilisé de deux façons: en classification ou en régression.



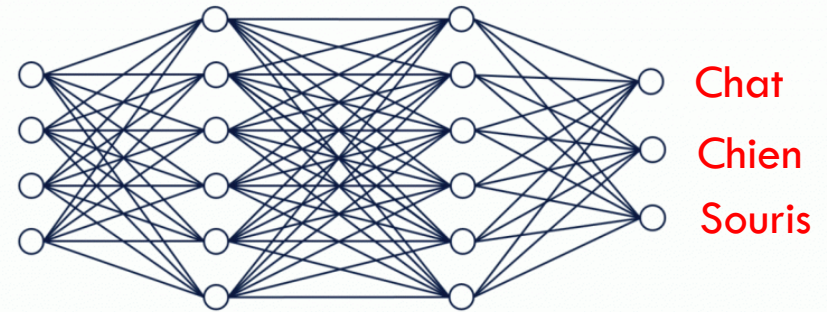
Entrées

Sortie

# RÉSEAU DE NEURONE ARTIFICIEL

## Classification:

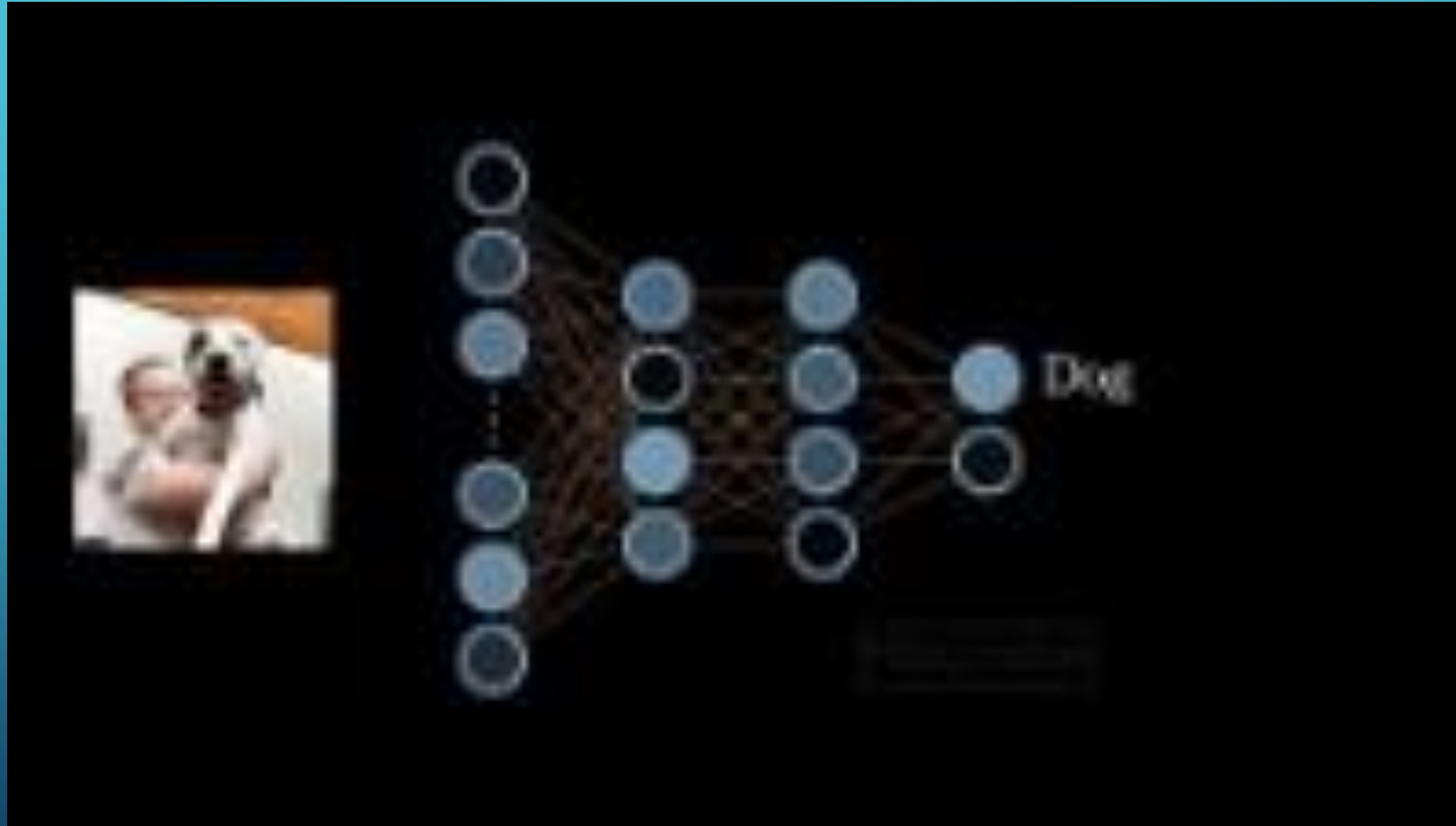
- En mode classification, le réseau de neurones aura généralement plus d'un neurone en sortie. Chaque neurone détermine une classe.
- Les neurones en sortie sont soit probabilistes (0-100%) ou binaires (1-0). Une seule neurone de sortie s'active pour déterminer la classe.



Entrées

Sortie

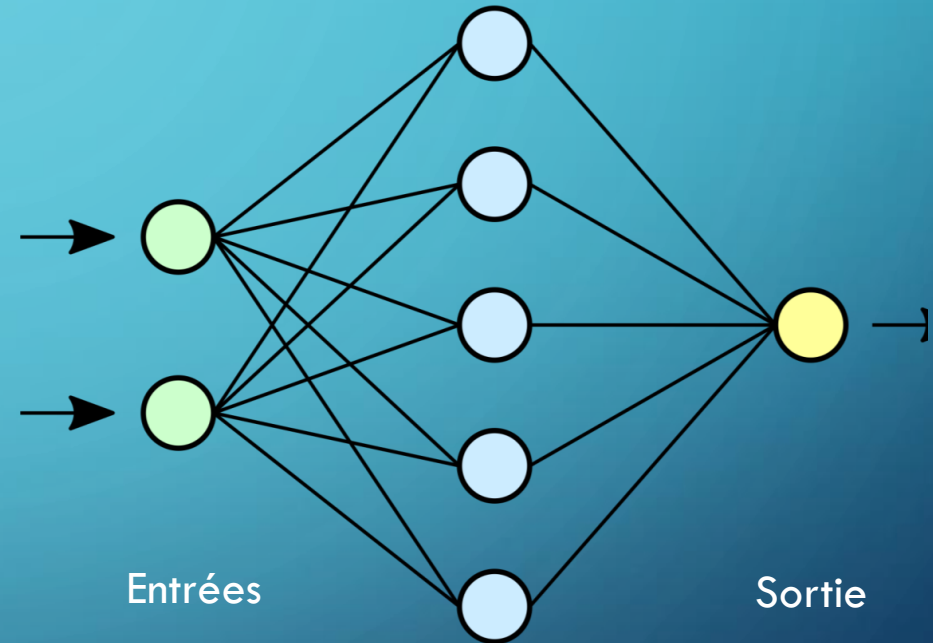
# RÉSEAU DE NEURONE ARTIFICIEL EN MODE CLASSIFICATION



# RÉSEAU DE NEURONE ARTIFICIEL

Régression:

- La régression permet de réduire plusieurs variables en entrée à une seule en sortie.
- En opposition à la classification, la sortie n'est pas binaire, il s'agit d'une valeur numérique.
- Exemple: prédiction météorologique du lendemain, à un endroit précis à partir de plusieurs données météorologique aujourd'hui.



# INITIALISATION DU RÉSEAU DE NEURONES

Le réseau de neurone est finalement une équation mathématique qui contient des milliers de variables. Les variables sont les poids et les biais.

La Valeur des variable determine le comportement du reseau dans son ensemble.

Initialement, avant l'apprentissage, les poid et les biais sont initialisés aléatoirement. Le reseau de neurone se comporte donc aléatoirement.



# INITIALISATION DU RÉSEAU DE NEURONES

La partie difficile maintenant, est de savoir quelles valeurs doivent prendre les différents paramètres afin de donner les résultats désirés. L'ajustement des paramètres est ce qu'on appelle l'apprentissage et c'est là que toute la difficulté du problème réside.

L'énorme quantité de paramètres donne toute la puissance aux réseaux de neurones mais c'est aussi ce qui rend la compréhension de l'utilité des paramètres individuellement impossible.

# APPRENTISSAGE

La méthode d'apprentissage la plus utilisée avec les réseaux de neurones est celle supervisée.

Les données utilisées dans la phase d'apprentissage ont donc été pré-étiquetées par des humains avant leur utilisation.

Les données sont présentées au réseau de neurones à la couche d'entrée et on observe le résultat obtenu en le comparant à son étiquette.

# APPRENTISSAGE

## Exemple d'Apprentissage supervisé : reconnaissance d'animaux sur images

1. Nous présentons une donnée au réseau de neurone. Une donnée est en fait un vecteur d'information.
2. Le réseau donne une réponse en sortie et on compare à l'étiquette de la donnée
3. Si la réponse est mauvaise, on corrige légèrement les poids et les biais afin que la prochaine fois, la réponse se rapproche plus de la bonne.
4. Répéter les étapes avec une autre donnée.
5. Après un certain nombre d'iterations, le réseau aura un taux de succès satisfaisant

# APPRENTISSAGE

Comment “éduquer” un réseau de neurons à partir des données d’apprentissage?

- Essai-erreur. Modifier les paramètres aléatoirement et observer si le réseau donne de meilleures réponses. Conserver les modifications qui améliorent le taux de succès.
  - Donne des résultats limités

# APPRENTISSAGE

## Méthode de rétropropagation

Cette méthode compare la réponse à l'étiquette et calcule "l'erreur" du réseau de neurone. Ensuite, on évalue quels paramètres ont contribué à cette erreur et on les modifie légèrement afin de faire réduire cette erreur.

Après plusieurs iterations d'apprentissage, le réseau de neurone aura un taux de succès et une erreur moyenne satisfaisante.

# APPRENTISSAGE

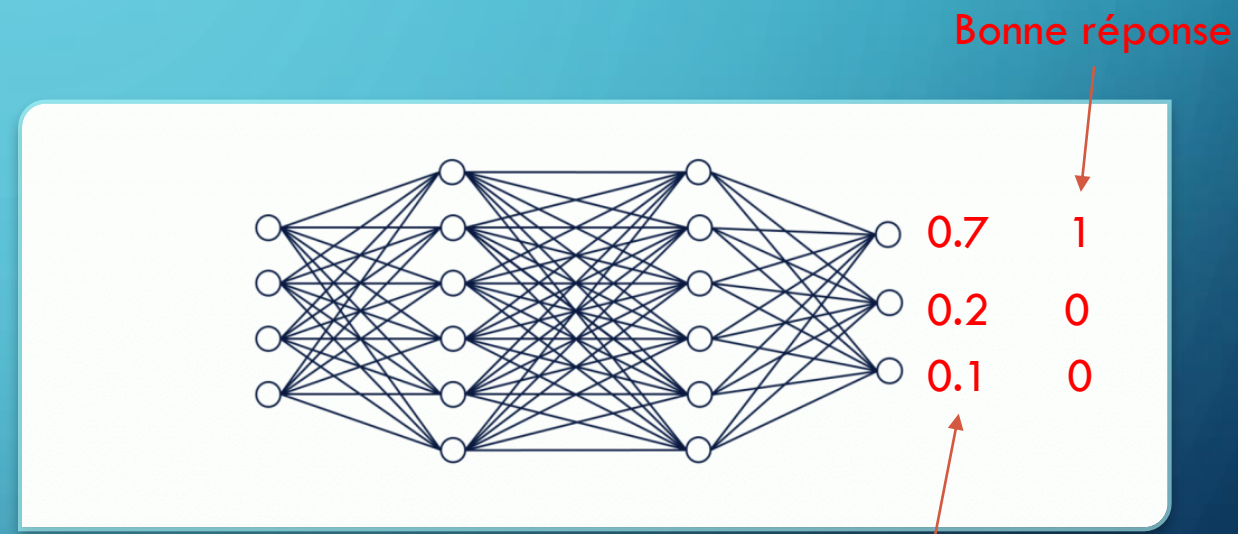
## CALCUL DE L'ERREUR - EXEMPLE

Le calcul de l'erreur se fait à partir de la réponse obtenue comparée à la bonne réponse.

Dans l'exemple suivant, le réseau de neurone trouve la bonne réponse avec seulement 70% de certitude.

Idéalement, la réponse parfaite serait donnée avec 100% d'assurance.

S'il y a place à l'amélioration, le réseau de neurone peut apprendre.



Sortie du réseau de neurone  
(avec fonction softmax)

# APPRENTISSAGE

Avant de démarrer le processus d'apprentissage, il faut réserver une partie des données ( $\approx 1/10$ ) qui serviront à tester (évaluer) le réseau de neurones après l'apprentissage.

Ces données ne seront pas utilisées dans la boucle d'apprentissage, l'algorithme ne les aura donc jamais 'vues'.

Si l'algorithme a un bon taux de succès avec les données de test, on suppose qu'il a réussi un apprentissage généralisé.

# APPRENTISSAGE — GÉNÉRALISATION ET SUR-APPRENTISSAGE

La capacité d'un réseau de neurone à donner la bonne réponse sur des données qu'il n'a jamais rencontrées avant se nomme : Généralisation. Ce qui veut dire que le réseau a appris à classier plutôt que d'apprendre par cœur les résultats.

Un problème qu'on peut rencontrer en apprentissage est le problème de sur-apprentissage. Ce qui veut dire que le réseau de neurone connaît « par cœur » les données d'apprentissage et sais comment les classier. À ce moment, le réseau de neurone ne donnera pas de bonnes réponses avec des données de test.



# APPRENTISSAGE

Pour obtenir un résultat intéressant, il faut avoir une grande quantité d'échantillons d'apprentissage. Minimalement, une banque de donnée de 5000 par classe est nécessaire pour obtenir un résultat fiable.

La qualité de la banque de donnée est essentielle au bon fonctionnement.

# RÉSULTATS APRÈS PÉRIODE D'APPRENTISSAGE

Le professeur Jeff Hinton de l'université de Toronto en 2012 a créé un réseau de neurone pouvant identifier 1 000 choses différentes. Les nouvelles méthode d'apprentissage ont donné de bons résultats.

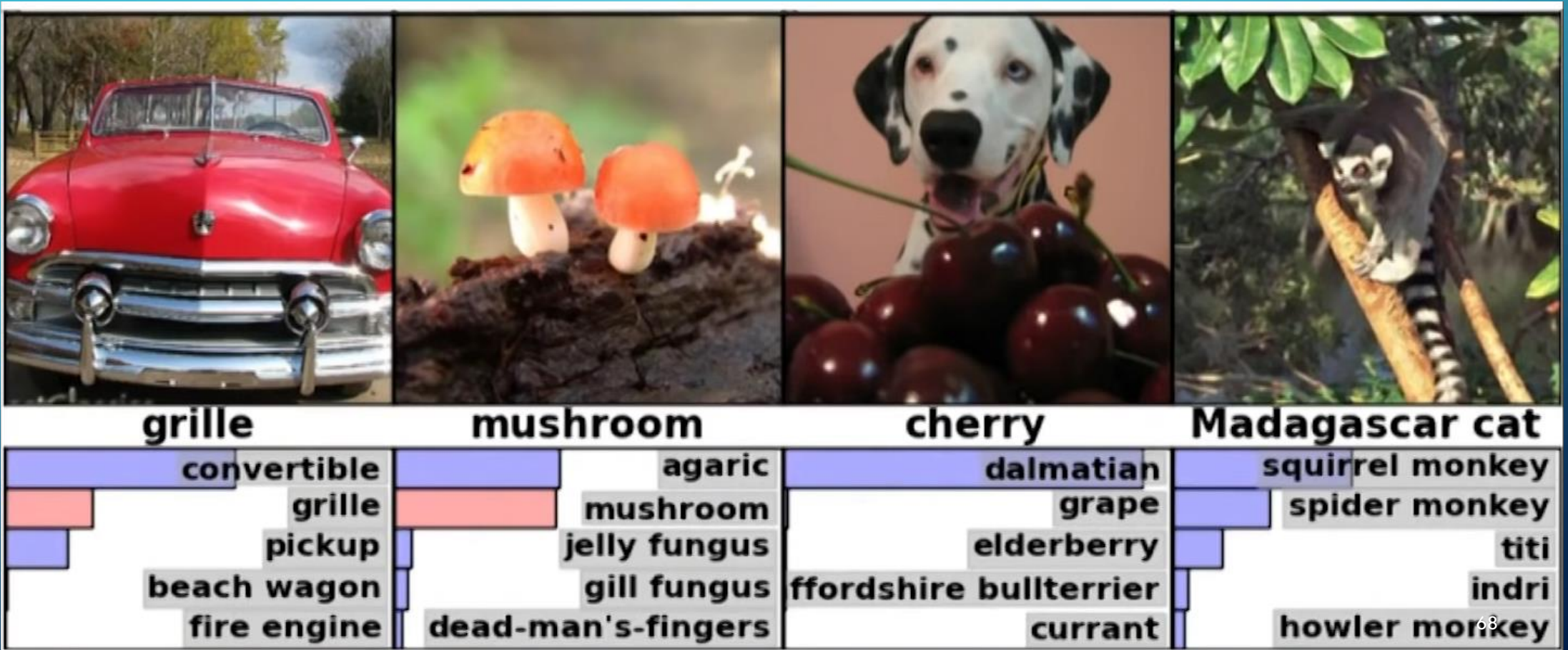
# RÉSULTATS APRÈS PÉRIODE D'APPRENTISSAGE

## BONS RÉSULTATS



# RÉSULTATS APRÈS PÉRIODE D'APPRENTISSAGE

## MAUVAISES RÉPONSES





# SITUATION LIMITE

COMMENT MÉLANGER UN RÉSEAU  
DE NEURONES...

# PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

Les données qui peuvent être traitées par les réseaux de neurones sont variés.

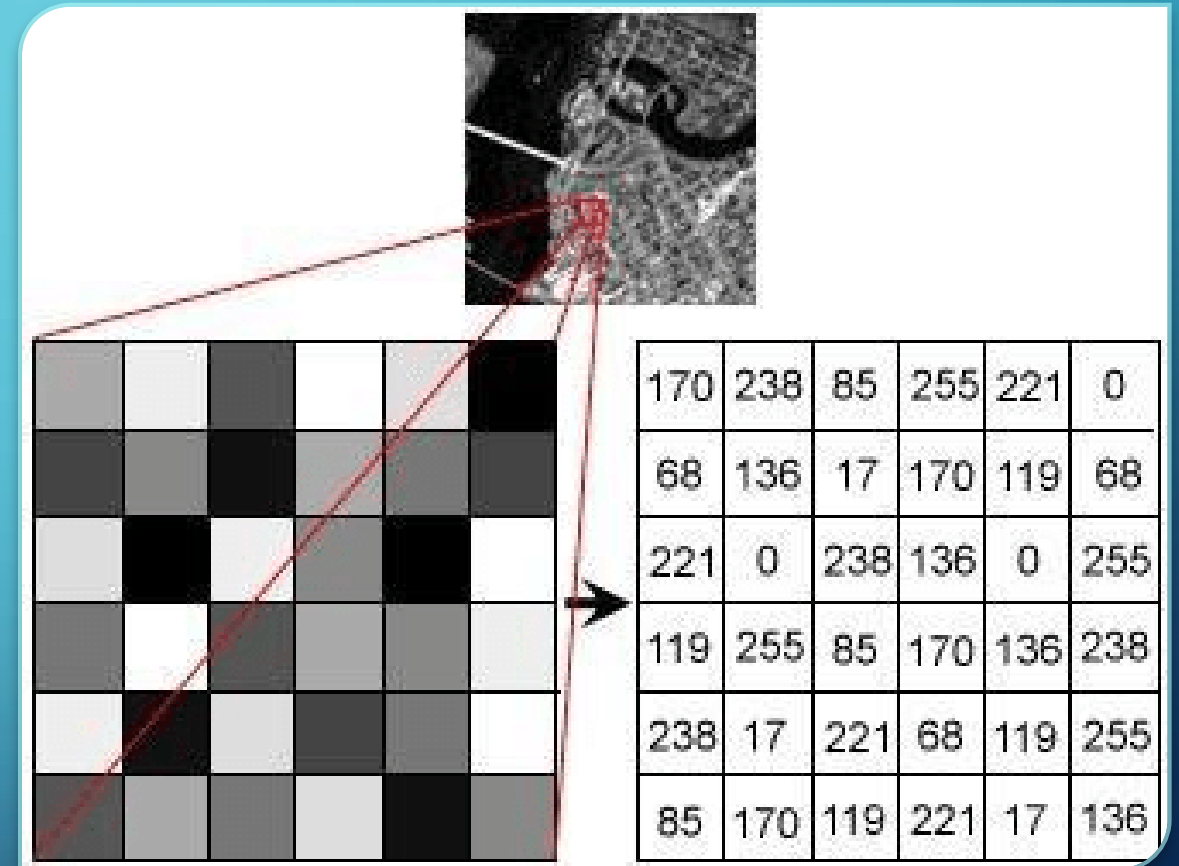
- Mesures de senseurs
- Pixels d'image
- Échantillon de son à différentes fréquences et période de temps
- Bien d'autres

# PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

Pixels d'image:

Une image numérique n'est en fait qu'une matrice de pixels. La couleur d'une image est représenté par 3 chiffres représentant l'intensité des 3 couleurs de bases en informatique: le rouge, le vert et le bleu.

Une image en teinte de gris n'est représenté que par un chiffre par pixel.

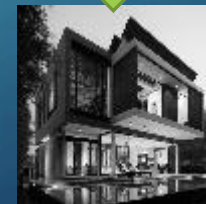


# PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

Une image de définition « normale » a généralement plusieurs millions de pixels, si chaque pixel devait être envoyé au réseau de neurone, la quantité de calcul serait inutilement grande.

Un prétraitement de base pour une image est de simplement réduire la définition.

La conversion en teintes de gris est une autre manière de réduire le nombre d'entrées au réseau



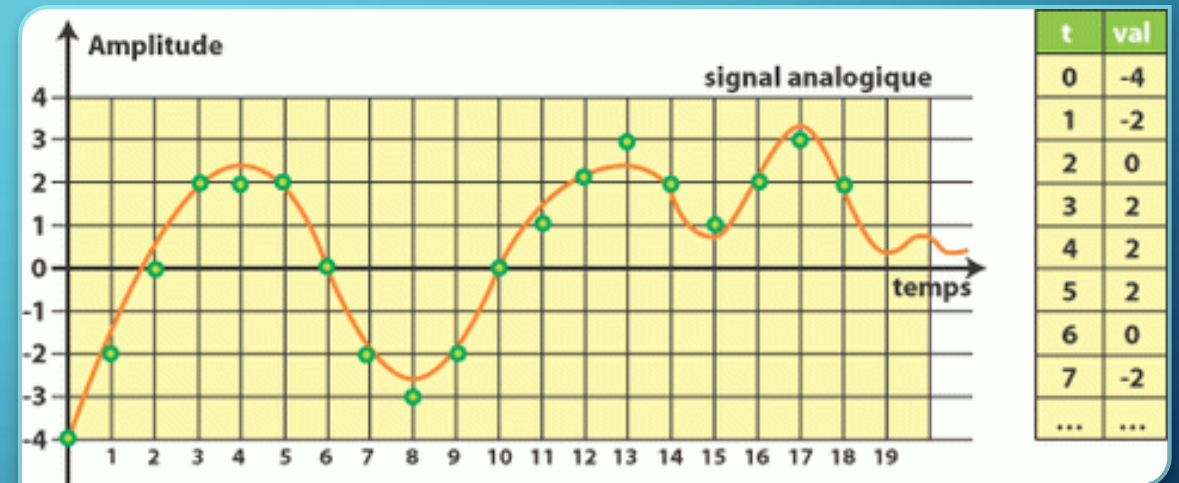
Réduction d'une image  
À une définition de  
100x100 et transformation  
En teintes de gris



# PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

## Échantillon de son

Le son est enregistré numériquement à partir d'échantillons où on note la tension du signal électrique obtenu au microphone.

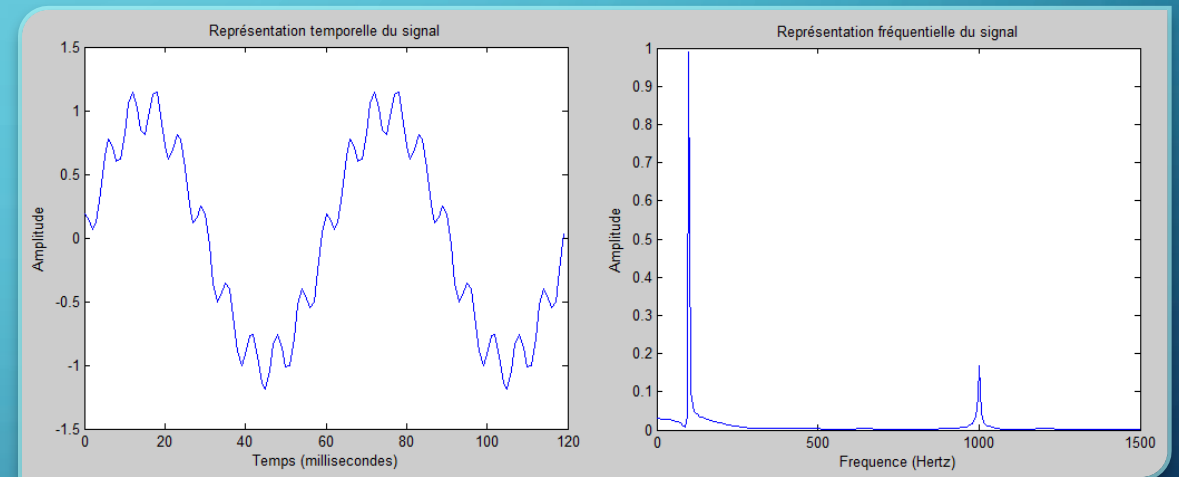


# PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

## Échantillon de son

Un signal audio numérique est donc représenté de manière temporelle (l'amplitude à différents moments).

Une autre représentation possible est la représentation fréquentielle qui montre l'amplitude en fonction de la fréquence.

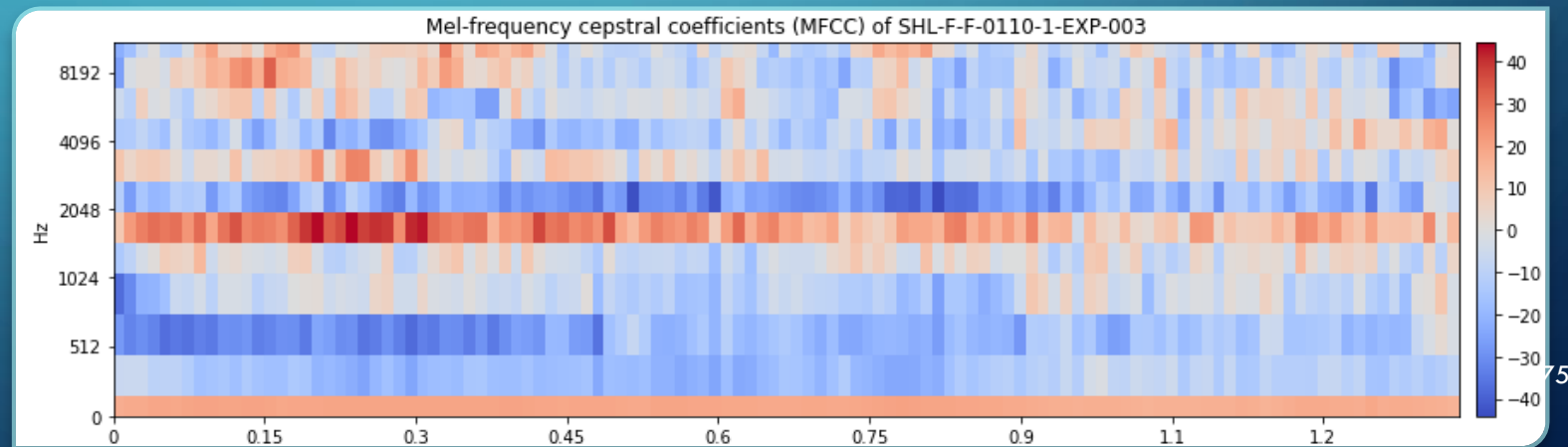


# PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

Échantillon de son.

Le pré-traitement du son pour un réseau de neurone consiste à appliquer un MFCC.

Cette représentation donne l'amplitude du son à différentes fréquences et à différents moments.

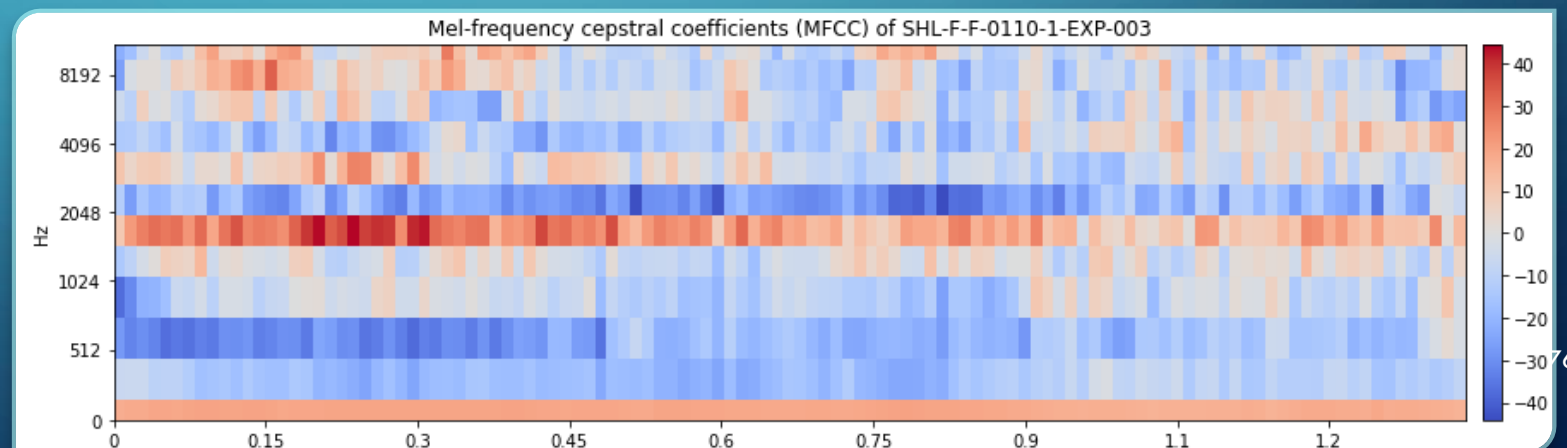


# PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

L'exemple ci-dessous fait partie d'un projet d'utilisation d'apprentissage machine pour la reconnaissance de maladie respiratoire chez les enfants à partir d'un échantillon sonore d'un pleur.

Dans cette application, à chaque tranche de 23.3ms (pour un total de 1.3 secondes), on produit un coefficient qui représente l'intensité de la fréquence durant cette période.

Par exemple ici, on observe que la fréquence majeure est autour de 2048 Hz et que ça se dissout à travers le temps.



# AUTRES TYPES DE RÉSEAUX DE NEURONE

Nous connaissons maintenant le fonctionnement des réseaux de neurone dense (ou complètement connecté) qui sont la base de différentes architectures.

Plusieurs autres types de réseaux de neurone existent pour des applications spécifiques.

# AUTRES TYPES DE RÉSEAUX DE NEURONE

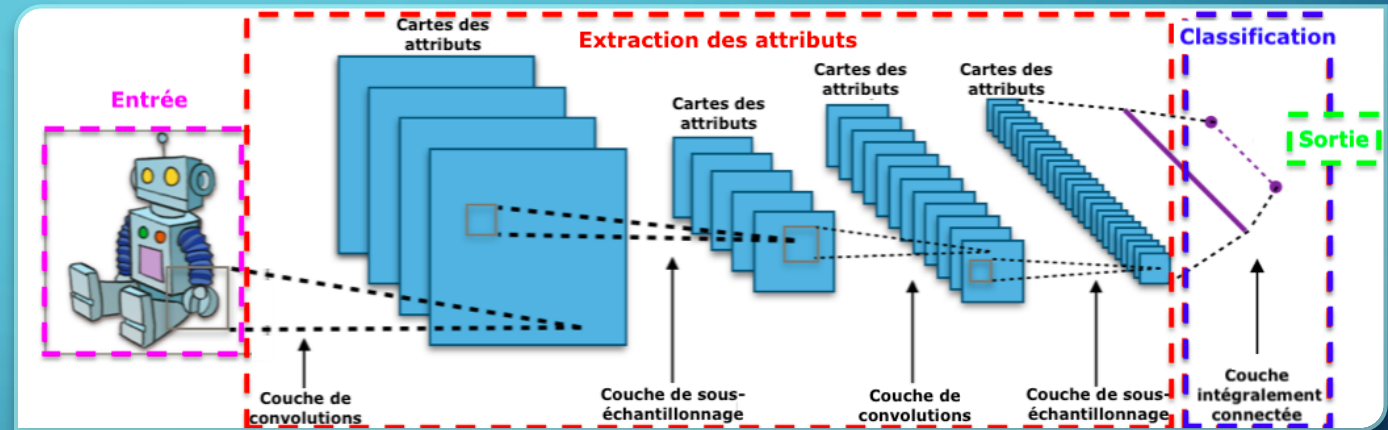
Réseau de neurone convolutif:

- Type de réseau de neurone adapté aux images
- Réseau très profond
- Les premières couches servent à faire un pré traitement de l'image
- Les dernières couches sont un réseau de neurone dense.

# AUTRES TYPES DE RÉSEAUX DE NEURONE

## RÉSEAU DE NEURONE CONVOLUTIF

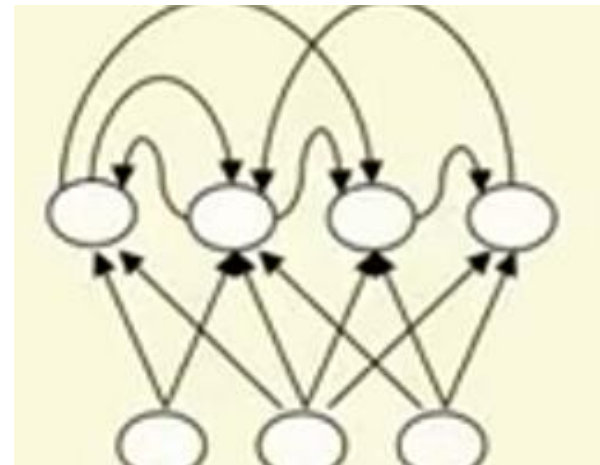
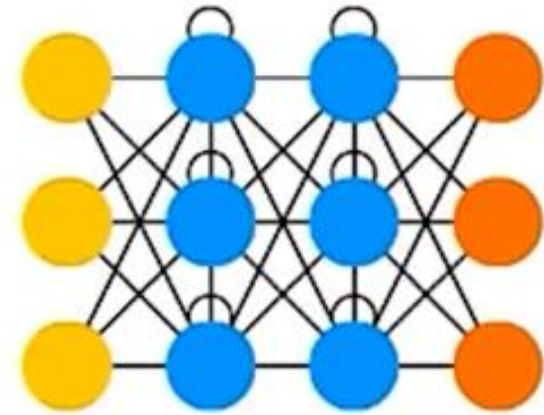
Les premières couches du réseau servent à trouver des attributs à l'image qui sont ensuite classifiés.



# AUTRES TYPES DE RÉSEAUX DE NEURONE

## Réseaux de neurone récurrent (RNN)

- Les interconnexions sont en boucle et peuvent être renvoyé à des couches précédentes.
- Inspiré du fonctionnement des neurones biologique où les interconnexions sont plus complexes.
- Peut théoriquement retenir de l'information passée comme une mémoire.
- Beaucoup de recherche dans le domaine mais l'apprentissage de ces réseaux est très complexe.





## AUTRES TYPES DE RÉSEAUX DE NEURONE

Ilya Sutskever, qui travaille aujourd'hui comme scientifique en chef chez openAI a entraîné un réseau de neurone récurrent à prédire le caractère suivant dans un texte avec, comme données d'apprentissage, le texte de wikipedia en anglais.

Voici un exemple du texte que l'algorithme a créé à partir d'un premier caractère.

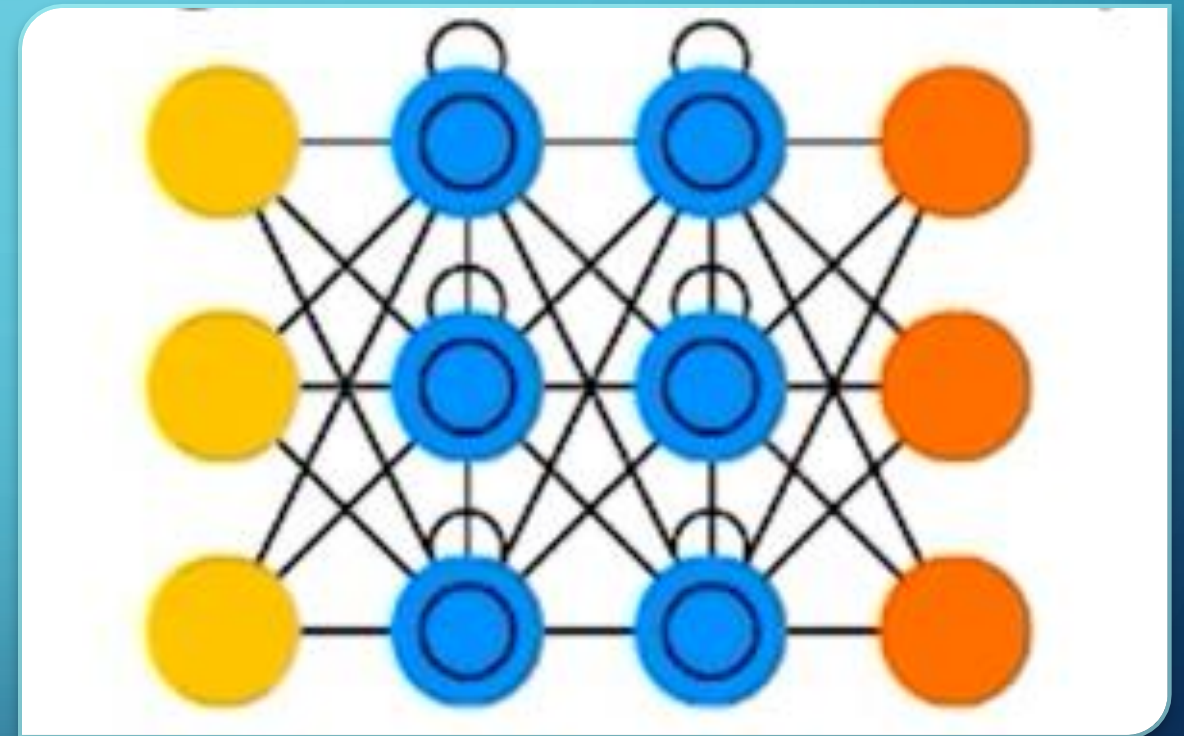
In 1974 Northern Denver had been overshadowed by CNL, and several Irish intelligence agencies in the Mediterranean region. However, on the Victoria, Kings Hebrew stated that Charles decided to escape during an alliance. The mansion house was completed in 1882, the second in its bridge are omitted, while closing is the proton reticulum composed below it aims, such that it is the blurring of appearing on any well-paid type of box printer.

# AUTRES TYPES DE RÉSEAUX DE NEURONE

Réseau à mémoire (court ou long terme)  
(LSTM)

Les neurones gardent en mémoire les résultats précédents.

Utilisé dans des applications où les données sont séquentielles et l'ordre dans lequel le réseau le reçoit est important.



# AUTRES TYPES DE RÉSEAUX DE NEURONE

Les recherches multiplie les architectures pour les adapter à différentes applications.

Chaque types ont leurs avantages et leurs inconvénients...

