





## UE IA et « Omiques »

# INTRODUCTION

**Dr Alexandre Godmer Dr Guillaume Bachelot** Pr Antonin Lamazière





#### Contexte (1): l'intelligence artificielle pour tous ?





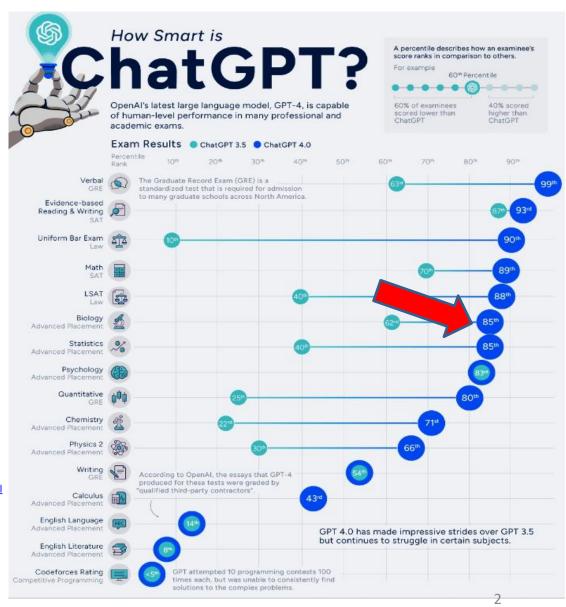
Santé numérique : des radiologues bientôt au chômage ?

Radiologie: pourquoi l'IA
n'a (toujours) pas
remplacé le médecin
Publié: 28 juin 2022, 19:04 CEST

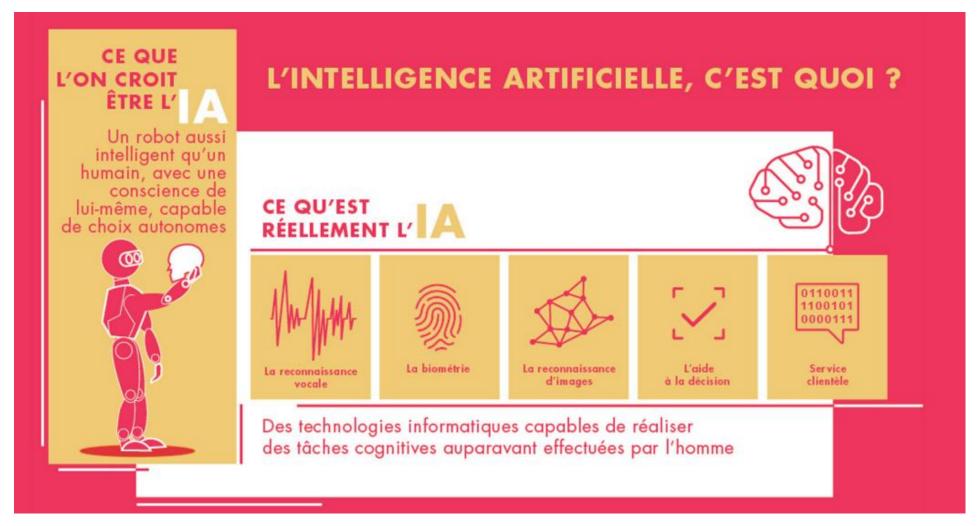


Une IA, juge de beauté des poissons tropicaux

ne IA, juge de beauté des poissons tropicaux | CNRS Le journal



#### Contexte (2): mais en fait...

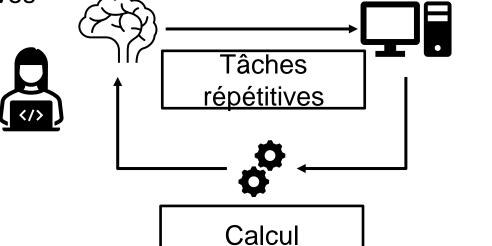


revue\_personnel\_-s.\_benhamou-\_intelligence\_artificielle.pdf (strategie.gouv.fr)

#### Contexte (3): pourquoi a-t-on besoin de l'intelligence artificielle ?

Augmentation de la production de données massives hétérogènes = big data
 limites de certains logiciels pour la gestion des données (excel)

- Intelligence artificielle :
  - pour l'analyse, tri des données de données massives
  - effectue des tâches répétitives
  - travaille en continu
  - création de systèmes de prédiction en santé
  - → diminution du taux d'erreur
  - → aide au diagnostic



cerveau et intelligence artificielle = collaboration utile!

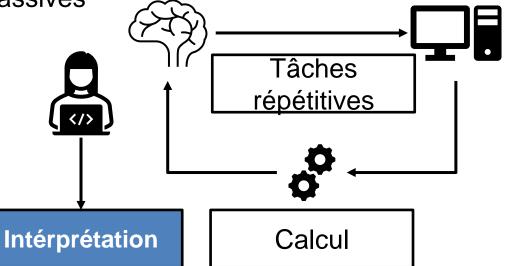
Données

<u>massives</u>

#### Contexte (3): pourquoi a-t-on besoin de l'intelligence artificielle?

 Augmentation de la production de données massives hétérogènes = big data limites de certains logiciels pour la gestion des données (excel)

- Intelligence artificielle :
  - pour l'analyse, tri des données de données massives
  - effectue des tâches répétitives
  - travaille en continu
  - création de systèmes de prédiction en santé
  - → diminution du taux d'erreur
  - → aide au diagnostic

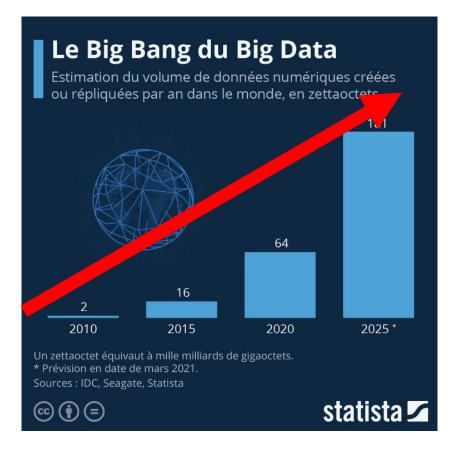


cerveau et intelligence artificielle = collaboration utile!

Données

<u>massives</u>

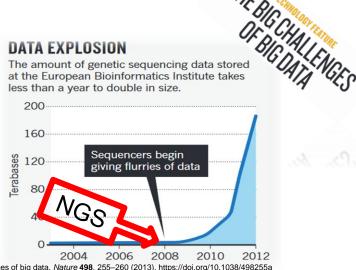
#### Contexte (4): l'ère du Big Data



Graphique: Le Big Bang du Big Data | Statista

#### En santé

- nouvelle compréhension des mécanismes des maladies
- recherche biomédicale axée sur les données massives
- computationnelle 0
- intégrative (de façon globalisée) 0



Marx, V. The big challenges of big data. Nature 498, 255-260 (2013). https://doi.org/10.1038/498255a

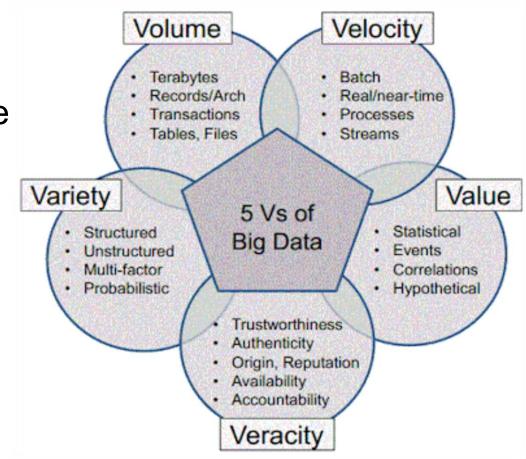
#### **Big Data**

« stockage, agencement et traitement de de données massives hétérogènes »

#### Contexte (5): l'ère du Big Data

#### Les caractéristiques des Big Data :

- volume :
- → considérable et en augmentation constante
- vitesse :
- → données collectées en temps réel
- variété :
- → données hétérogènes
- valeur:
- → quelle valeur ajoutée ?
- → pertinence
- véracité :
- → fiabilité des données



Marx, V. The big challenges of big data. Nature 498, 255-260 (2013). https://doi.org/10.1038/498255a

Domaine de la santé : importance de la véracité des données +++

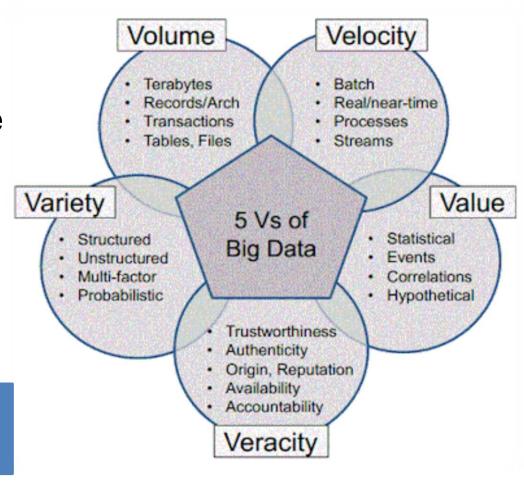
### Contexte (5): l'ère du Big Data

#### Les caractéristiques des Big Data :

- volume :
- → considérable et en augmentation constante
- vitesse :
- → données collectées en temps réel
- variété :
- → données hétérogènes
- valeur:
- → quelle valeur ajoutée ?
- → pertinence
- véracité :
- → fiabilité des données



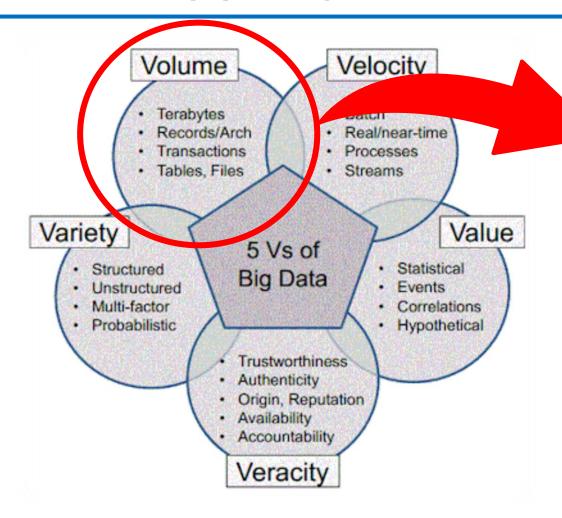
Nettoyage et vérification des données



Marx, V. The big challenges of big data. Nature 498, 255-260 (2013). https://doi.org/10.1038/498255a

Domaine de la santé : importance de la véracité des données +++

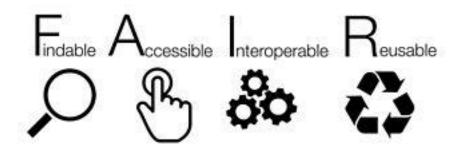
#### Contexte (6): Big data et outils de gestions



ASSISTANCE HÓPITAUX
PUBLIQUE DE PARIS
Entrepôt de Données de Santé

L'Entrepôt de Données de Santé de l'AP-HP, le plus gros entrepôt de données de santé hospitalier en Europe, contient aujourd'hui les données de plus de 11 millions de patients. Il appuie plus de 60 projets de recherche et d'innovation.

https://eds.aphp.fr/nos-services/recherche-innovation



https://fr.wikipedia.org/wiki/Fair\_data#/media/Fichier:FAIR\_data\_principles.jpg

Marx, V. The big challenges of big data. Nature 498, 255-260 (2013). https://doi.org/10.1038/498255a

#### Contexte (7): La santé numérique (e-santé, eHealth):

- Définition (OMS) (https://www.who.int/observatories/global-observatory-for-ehealth):
   « eHealth is the use of information and communication technologies (ICT) for health »
- Englobe de nombreuses technologies faisant appel à la programmation informatique (codage) :
  - Intelligence Artificielle (IA)
  - Appareils connectés
  - Applications mobiles (mHealth)

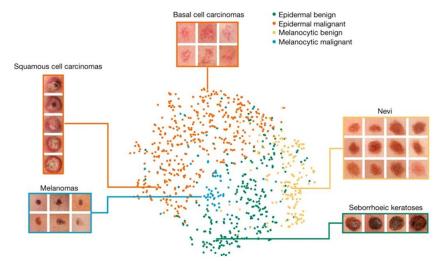
0 ...

Year	Total Number of FDA Approved Algorithms
2014	1
2015	0
2016	4
2017	8
2018	25
2019 (as of June)	8
Total (as of June 2019)	46

Source: The Medical Futurist (6 June 2019) FDA Approvals For Smart Algorithms In Medicine In One Giant Infographic.

The rise of the data-driven physician. Stanford Medicine 2020 Health Trends Report. 2020. URL: https://med.stanford.edu/dear/healthtrends.html

Echelard JF, Méthot F, Nguyen HA, Pomey MP. Medical Student Training in eHealth: Scoping Review. JMIR Med Educ. 2020 Sep 11;6(2):e20027. doi: 10.2196/20027. PMID: 32915154; PMCID: PMC7519432.



Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, Ko J, Swetter SM, Blau HM, Thrun S. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature. 2017 Feb 2;542(7639):115-118. doi: 10.1038/nature21056. Epub 2017 Jan 25. Erratum in: Nature. 2017 Jun 28;546(7660):686. PMID: 28117445; PMCID: PMC8382232.

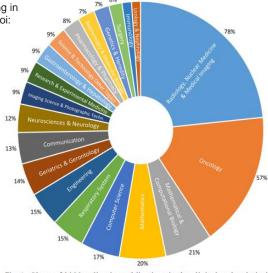
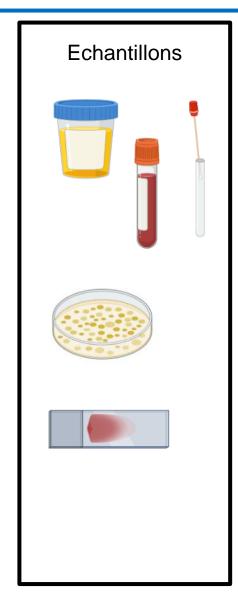
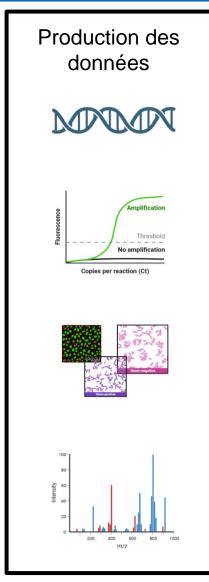


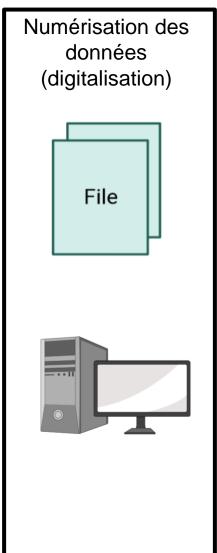
Fig. 3 Share of 3009 radiomics publications in the clinical and technical research areas assigned by the Web of Science for 2011 to 2019. Multiple assignments of research areas per publications are possible (see Supplement for further details on the methods)

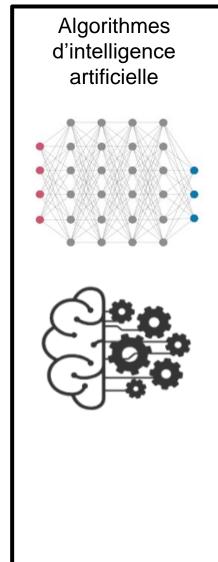
Bukowski, M., Farkas, R., Beyan, O. *et al.* Implementation of eHealth and AI integrated diagnostics with multidisciplinary digitized data: are we ready from an international perspective?. *Eur Radiol* **30**, 5510–5524 (2020). https://doi.org/10.1007/s00330-020-06874-x

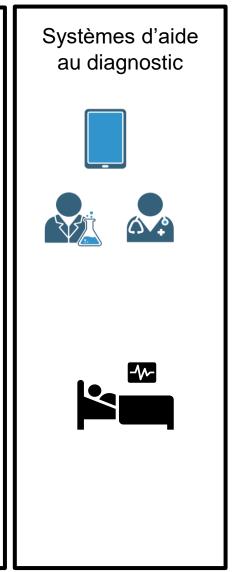
#### Contexte (8): Intégration de l'IA dans les laboratoires











#### **Take-Home message**

#### Le Machine Learning est idéal pour :

- Les problèmes pour lesquels les solutions existantes nécessitent beaucoup de règles et d'ajustement manuels
- Les problèmes complexes pour lesquels il n'existe pas de bonne solution en utilisant une approche traditionnelle (basées sur les règles, modèles mathématiques explicites...)

#### L'intelligence artificielle (IA) en 3 définitions

#### Intelligence artificielle

"The use of computers to perform human-like tasks such as learning, perception and problem solving"

#### **Machine Learning**

"Field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed"

#### **Deep Learning**

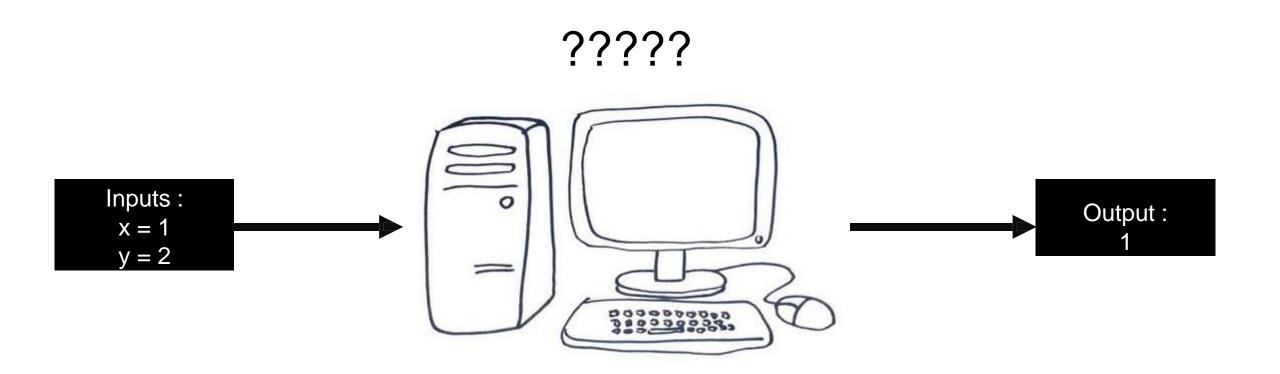
"Extension of machine learning which use artificial neuronal network"



Arthur L. Samuel, 1959

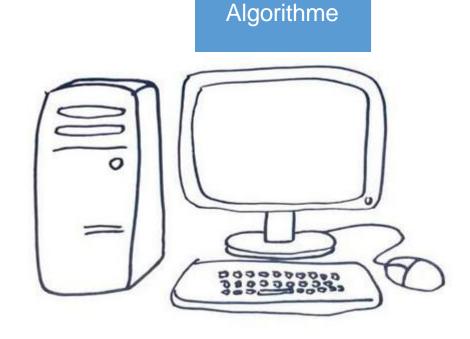
https://cs.stanford.edu/memoriam/professor-arthur-samuel

#### **IA** et ordinateur



#### **Algorithme**

Inputs : x = 1 y = 2



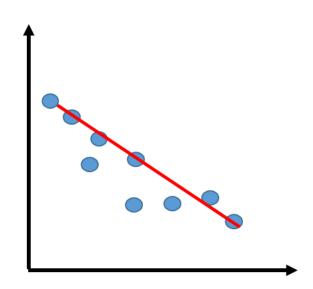
Output :

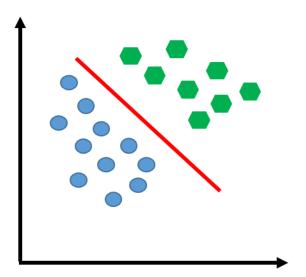
« Ensemble de règles opératoires dont l'application permet de résoudre un problème énoncé au moyen d'un nombre fini d'opérations. Un algorithme peut être traduit, grâce à un langage de programmation, en un programme exécutable par un ordinateur. » Définition « algorithme », Larousse, 2020

## Machine Learning, quelques concepts et vocabulaire

# Régression : variable continue

# Classification variable discrète

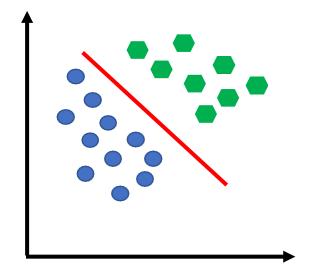




## Machine Learning, quelques concepts et vocabulaire

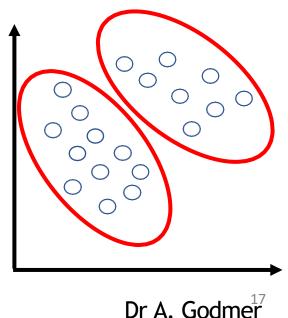
#### Apprentissage supervisé :

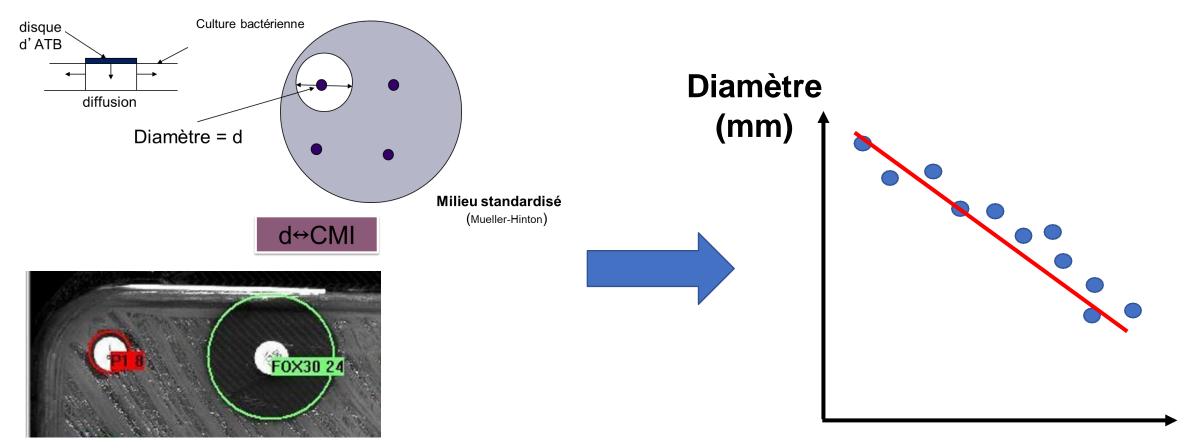
- apprendre à partir d'exemples étiquetés (labellisées)
- exemple : réseau de neurones, support vector machine (SVM)



#### Apprentissage non supervisé :

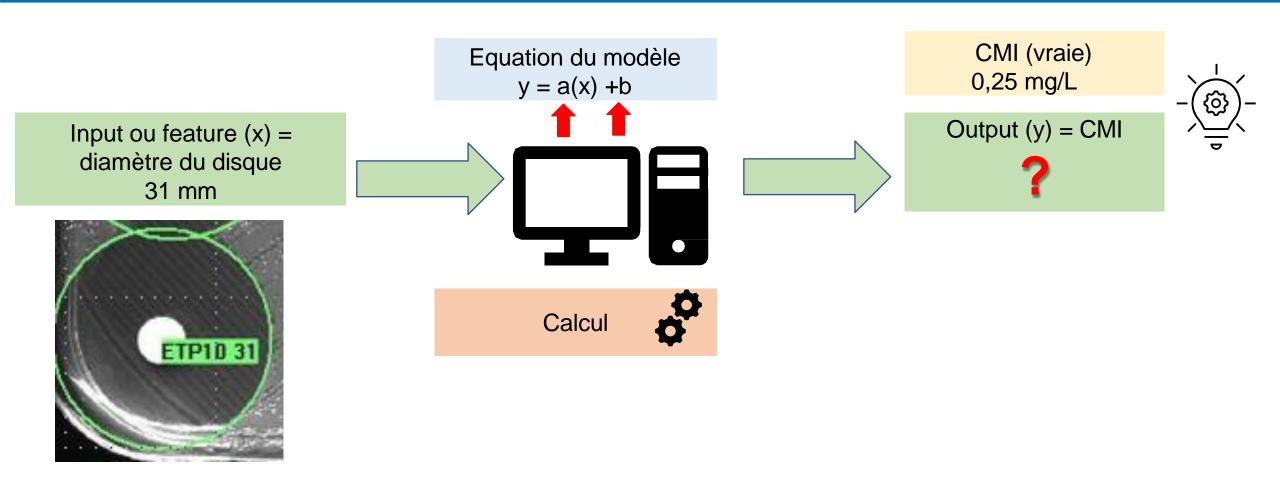
- données non étiquetées
- reconnaissance de structures propres au données
- exemple: analyse composante principale (ACP), clustering





**CMI**: concentration minimale inhibitrice à partir de laquelle on n'observe plus de pousse visible Objectif: concentration en antibiotique au site de l'infection > CMI → succès thérapeutique

CMI (mg/L)



Il faut déterminer les meilleurs paramètres (a) et (b) de l'équation du modèle

→ entraînement du modèle

Equation du modèle

Calcul

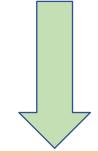
Input ou feature (x) = diamètre du disque 31 mm

Outp

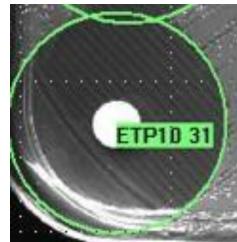
CMI (vraie) 0,25 mg/mL



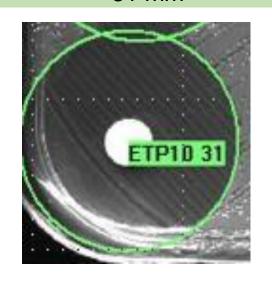
Output (y) = CMI4 mg/mL

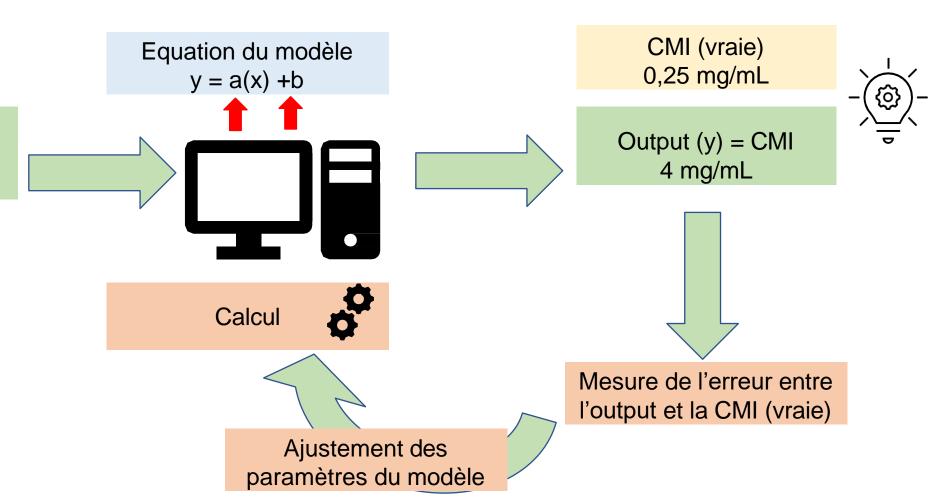


Mesure de l'erreur entre l'output et la CMI (vraie) (fonction de perte)



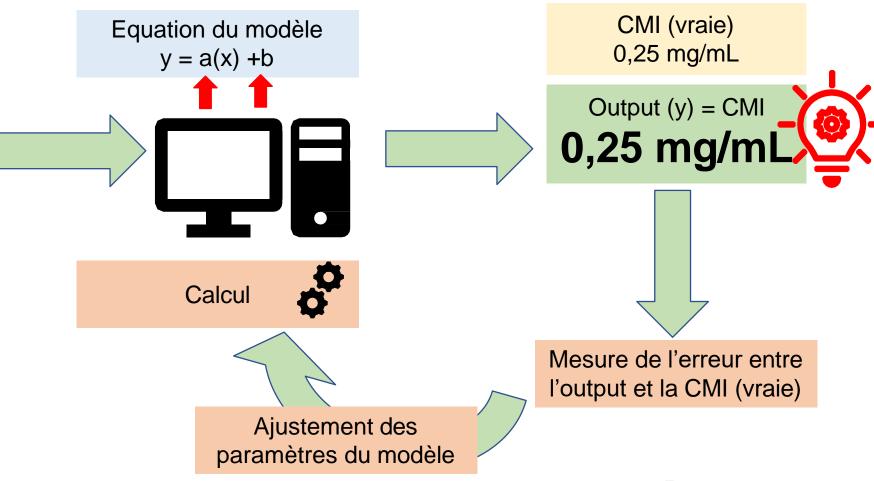
Input ou feature (x) = diamètre du disque 31 mm





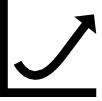
Input ou feature (x) = diamètre du disque 31 mm





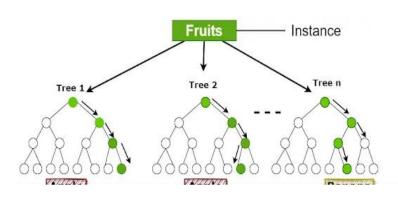


 $Performance = tâche \times expérience$ 



## Machine Learning, exemples d'algorithmes

Forêts aléatoires Random forests (RF)



Analyse discriminante linéaire

Linear discriminant analysis (LDA)

Before LDA

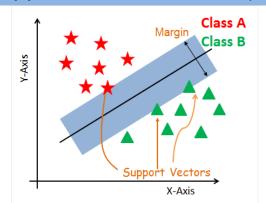
**Machine Learning** 

« Domaine d'étude qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmés.»

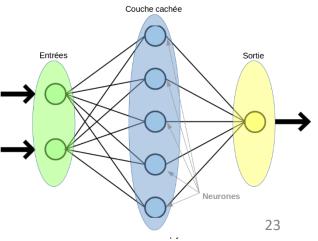
#### **Deep Learning**

Extension de l'apprentissage automatique qui utilise un réseau neuronal artificiel

Machines a support de vecteur Support vector machine (SVM)



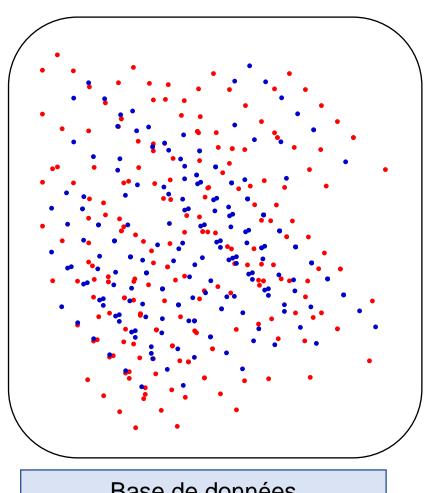
Réseau de neurones artificiels



After LDA

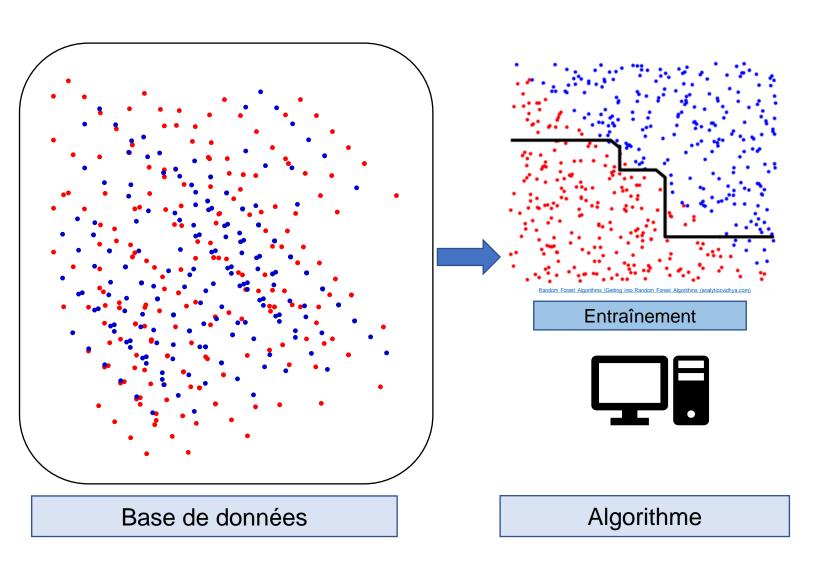
Alexandre Godme

## Machine Learning, méthodologie

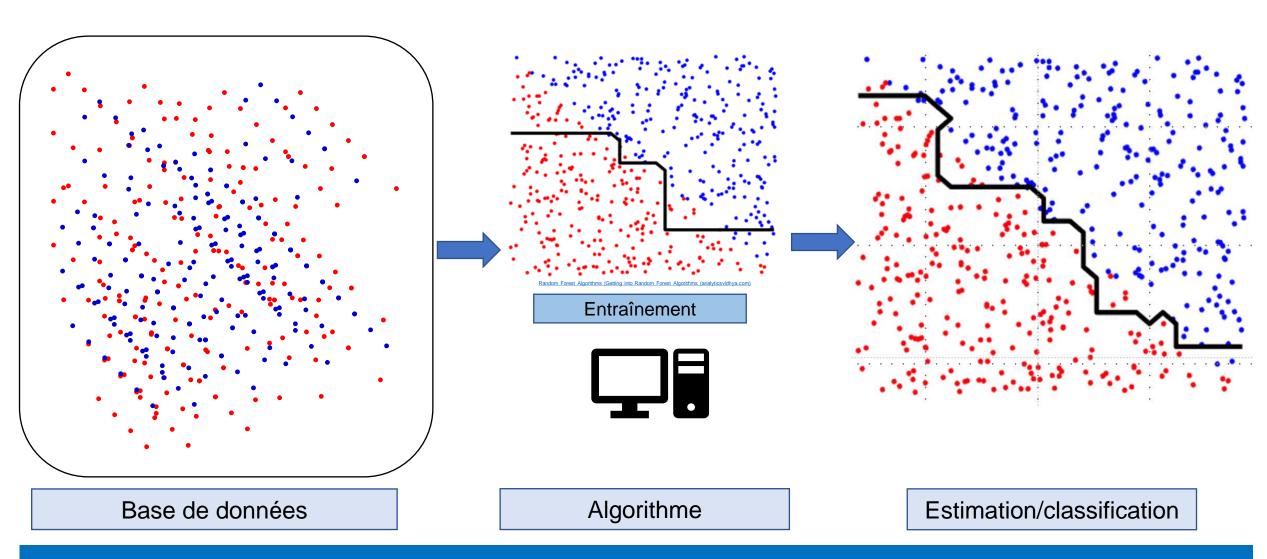


Base de données

## Machine Learning, méthodologie



## Machine Learning, méthodologie



Systèmes informatiques capables d'apprendre et d'améliorer leurs performances de façon autonome

## Machine Learning, fonction de perte et de coût

Least squared	Logistic	Hinge	Cross-entropy
$\frac{1}{2}(y-z)^2$	$\log(1+\exp(-yz))$	$\max(0,1-yz)$	$-\left[y\log(z)+(1-y)\log(1-z)\right]$
$y \in \mathbb{R}$	y = -1 $y = -1$ $y = 1$	y = -1 $y = 1$ $y = 1$	y = 0 $y = 1$ $z$ $y = 1$
Linear regression	Logistic regression	SVM	Neural Network

D'après Hichem Felouat - <a href="mailto:hichemfel@gmail.com">hichemfel@gmail.com</a> - Algeria

- La fonction de perte : calcule l'erreur pour un seul exemple
- La fonction de coût est la moyenne des fonctions de perte du jeu d'entrainement

## Machine Learning, matrice de confusion

		Résultats du test de référence (gold standard)		
		Positif	Négatif	
Test diagnostique	Positif	Vrais positifs (VP)	Faux positifs (FP)	→ Valeur prédictive positive (VPP) = VP/(VP + FP)
	Négatif	Faux négatifs (FN)	Vrais négatifs (VN)	→ Valeur prédictive négative (VPN) = VN/(FN + VN)
		↓ Sensibilité = VP/(VP+FN)	↓ Spécificité = VN/(FP+VN)	

$$Accuracy \ (classification \ binaire) = \frac{\textit{Vrai positif} + \textit{Vrai n\'egatif}}{\textit{Vrai n\'egatif} + \textit{Faux positif} + \textit{Vrai positif} + \textit{Faux n\'egatif}}$$

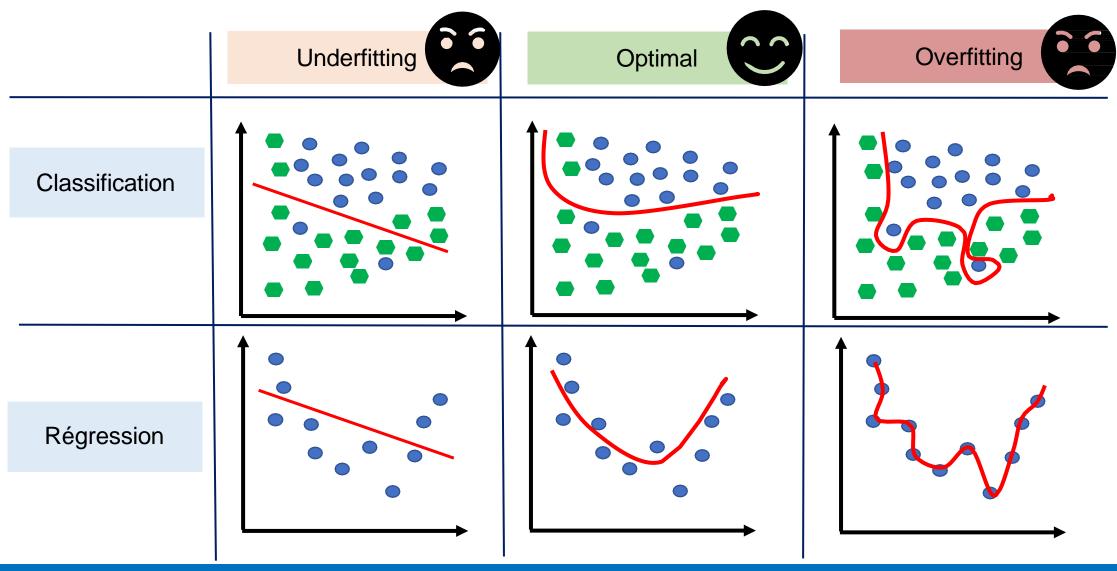
Pertinence des examens biologiques en situation d'urgence

Conduites à tenir à partir de situations cliniques

Dr Marc BERNARD
Post-urgences Médicales, CHU Purpan
bernard.m@chu-toulouse.fr

Dr A. Godmer

## Machine Learning, vocabulaire

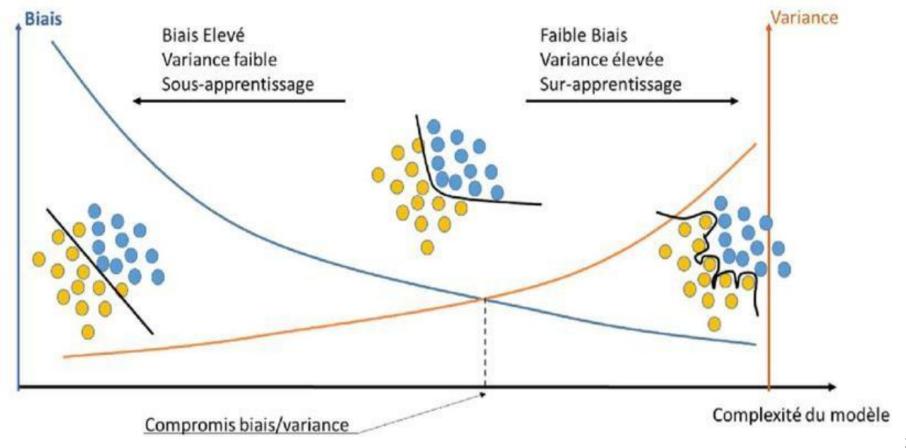


Le bon modèle ? Toujours à vérifier sur un jeu de données externe!

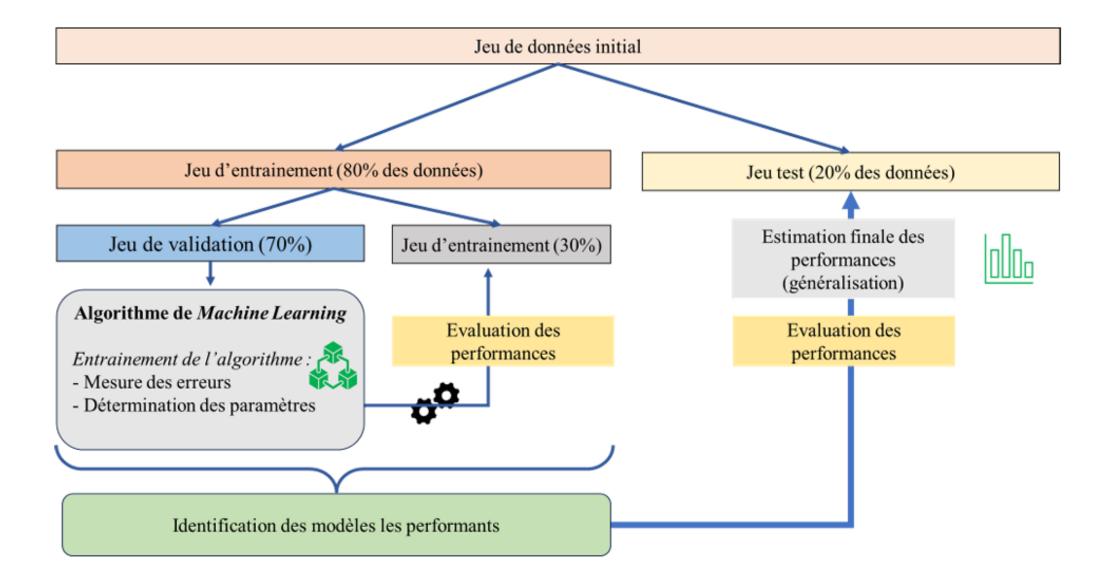
## Machine Learning, vocabulaire

Biais élevé : lié à un algorithme qui manque de relations pertinentes entre les données en entrée et les sorties prévues

Variance élevée : modélisation le bruit aléatoire des données



#### Take-Home message 2, workflow simplifié pour le Machine Learning



## **Machine Learning, exercice**

## Vous développez un test moléculaire avec

- une sensibilité de 98%,
- · une spécificité de 95%,
- la fréquence de la maladie grave étudiée est de 6%

Calculer la VPN et la VPP de ce test pour 1000 sujets représentatifs de la population générale

## Machine Learning, exercice

Vous développez un test moléculaire avec une sensibilité de 98%, une spécificité de 95%, la fréquence de la maladie grave étudiée est de 6%, calculer la VPN et la VPP de ce test pour 1000 sujets représentatifs de la population générale

	Gold st	Calcul	
Test moléculaire	VP = 60*0,98 = 59	FP = 47	VPP = 59/(59+47) = 0,57
	FN = 1	VN = 940*0,95=893	VPN = 893/(1+893) = 0,99

## Quel(s) langage(s) de programmation? (1)



Oct 2022	Oct 2021	Change	Progran	mming Language	Ratings	Change
1	1		•	Python	17.08%	+5.81%
2	2		9	С	15.21%	+4.05%
3	3		<b>(4)</b>	Java	12.84%	+2.38%
4	4		<b>3</b>	C++	9.92%	+2.42%
5	5		<b>©</b>	C#	4.42%	-0.84%
6	6		VB	Visual Basic	3.95%	-1.29%
7	7		JS	JavaScript	2.74%	+0.55%
8	10	^	ASM	Assembly language	2.39%	+0.33%
9	9		php	PHP	2.04%	-0.06%
10	8	•	SQL	sQL	1.78%	-0.39%
11	12	^	-GO	Go	1.27%	-0.01%
12	14	^	R	R	1.22%	+0.03%
13	29	*	0	Objective-C	1.21%	+0.76%
14	13	<b>~</b>	<b></b>	MATLAB	1.18%	-0.02%

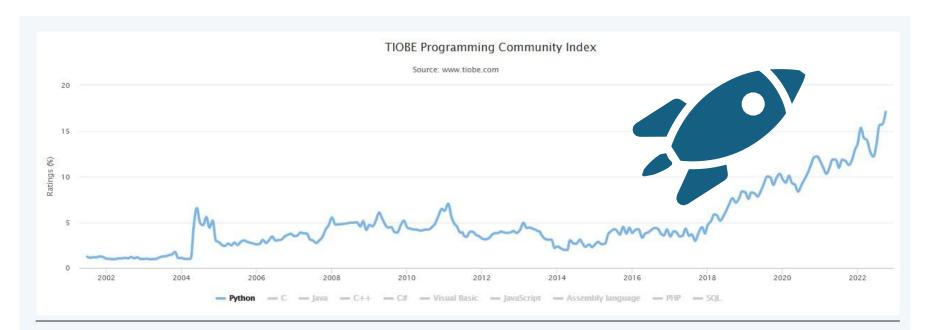


https://www.tiobe.com/tiobe -index/

### Quel(s) langage(s) de programmation? (2)

#### **Python**

- Créé en 1989 par Guido van Rossum
- Langage multiplateformes
- Langage orienté objet
- Gratuit, simple à prendre en main
- Syntaxe claire, simple
- Utilisation de bibliothèques extérieures (modules) = multiples fonctionnalités





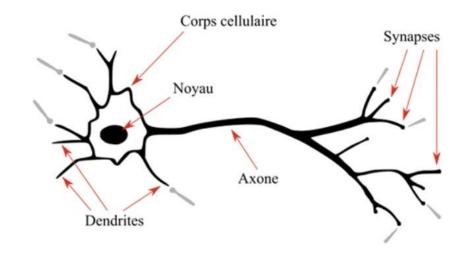
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Guido-portrait-2014-drc.jpg?uselang=fr

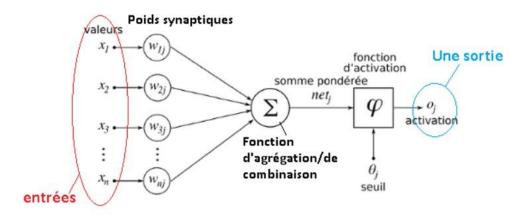




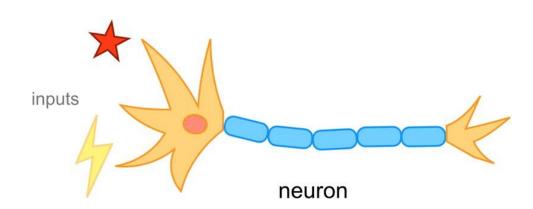
https://www.allocine.fr/film/fichefilm-248/dvd-blu-ray/?cproduct=9802

#### **Methodologie Deep Learning**



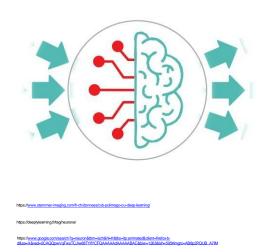


#### **NEURONE BIOLOGIQUE**



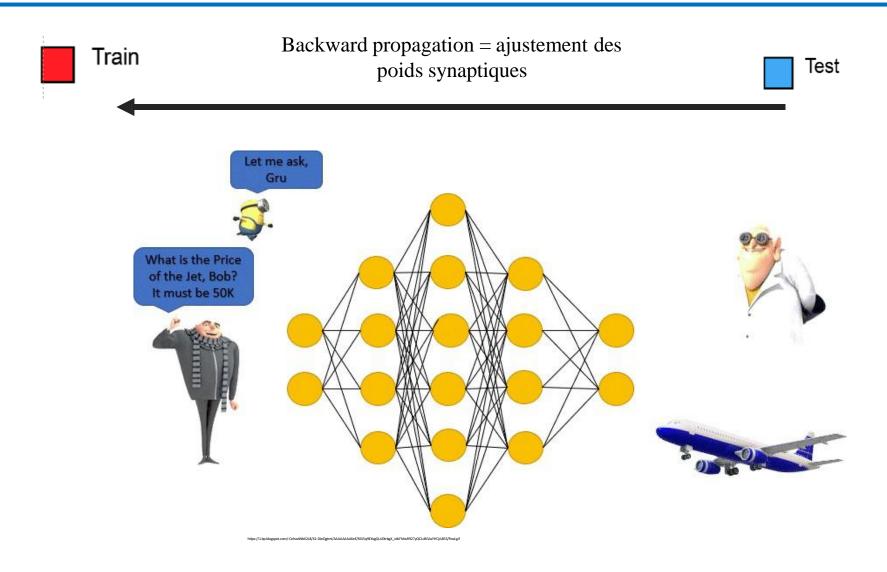
#### **NEURONE ARTIFICIEL**

= Perceptron



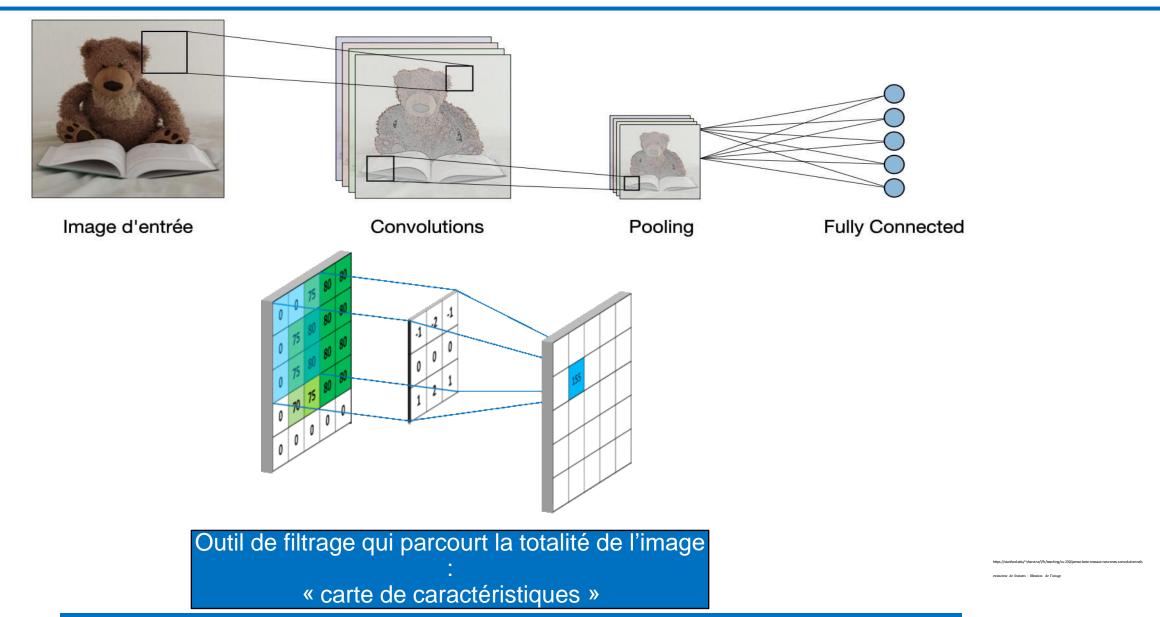
Algorithmes de deep learning = analogie avec les neurones biologiques

#### **Methodologie Deep Learning**



Rétrogradation neuronale = ajustement des poids synaptiques (phase d'entraînement)

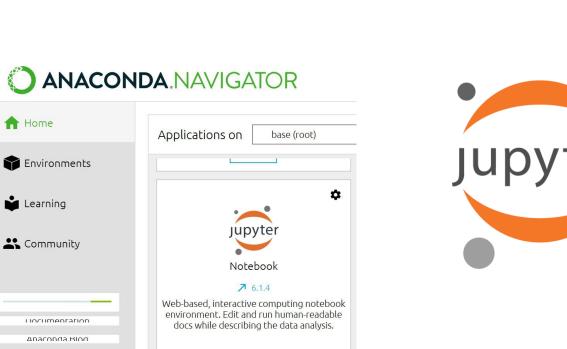
#### **Methodologie Deep Learning**



## Quel(s) langage(s) de programmation? (3)

#### **Quelques suggestions pour python:**

- ANACONDA.
- Pour l'installation : https://www.anaconda.com/products/distribution
- Utilisation de Jupyter notebook pour la création de notebook
  - → contient les résultats de l'exécution
  - → facilite le partage, la lisibilité, la documentation du code





### Quel(s) langage(s) de programmation? (4)

# **Quelques suggestions pour python:**

