

L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

CONCRÈTEMENT, QU'EST-CE QUE C'EST ?

INTRODUCTION

CONCEPTS ET DÉFINITIONS

QU'EST-CE QUE « L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE » ?

3

UN LABYRINTHE DE DÉFINITIONS ¹

« Ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine » ^{2 3}

- N'englobe pas tous les sous-domaines de l'IA (ex. intelligence collective, algorithmes bio-inspirés, ingénierie de la connaissance, etc.) ⁴
- L'intelligence humaine a des spécificités que l'on ne souhaite pas reproduire (ex. biais cognitifs) ^{5 6}

1. [Rehak, R. \(2021\) – « The Language Labyrinth: Constructive Critique on the Terminology Used in the AI Discourse »](#)
2. [Larousse – Intelligence Artificielle](#)
3. [Robert – Intelligence Artificielle](#)
4. [Gao and Ding \(2022\) – « The research landscape on the artificial intelligence: a bibliometric analysis of recent 20 years »](#)
5. [Haselton M., Nettle D. and Andrews P. W. \(2015\) – « The Evolution of Cognitive Bias »](#)
6. [O'Sullivan E. and Schofield S. \(2018\) – « Cognitive Bias in Clinical Medicine »](#)

QU'EST-CE QUE « L'INTELLIGENCE » ?

UN PROBLÈME DE DÉFINITION

En français ¹:

- Faculté de connaître, de comprendre; qualité de l'esprit qui comprend et s'adapte facilement
- L'ensemble des fonctions mentales ayant pour objet la connaissance rationnelle
- L'intelligence de qqch.: acte ou capacité de comprendre (qqch.)

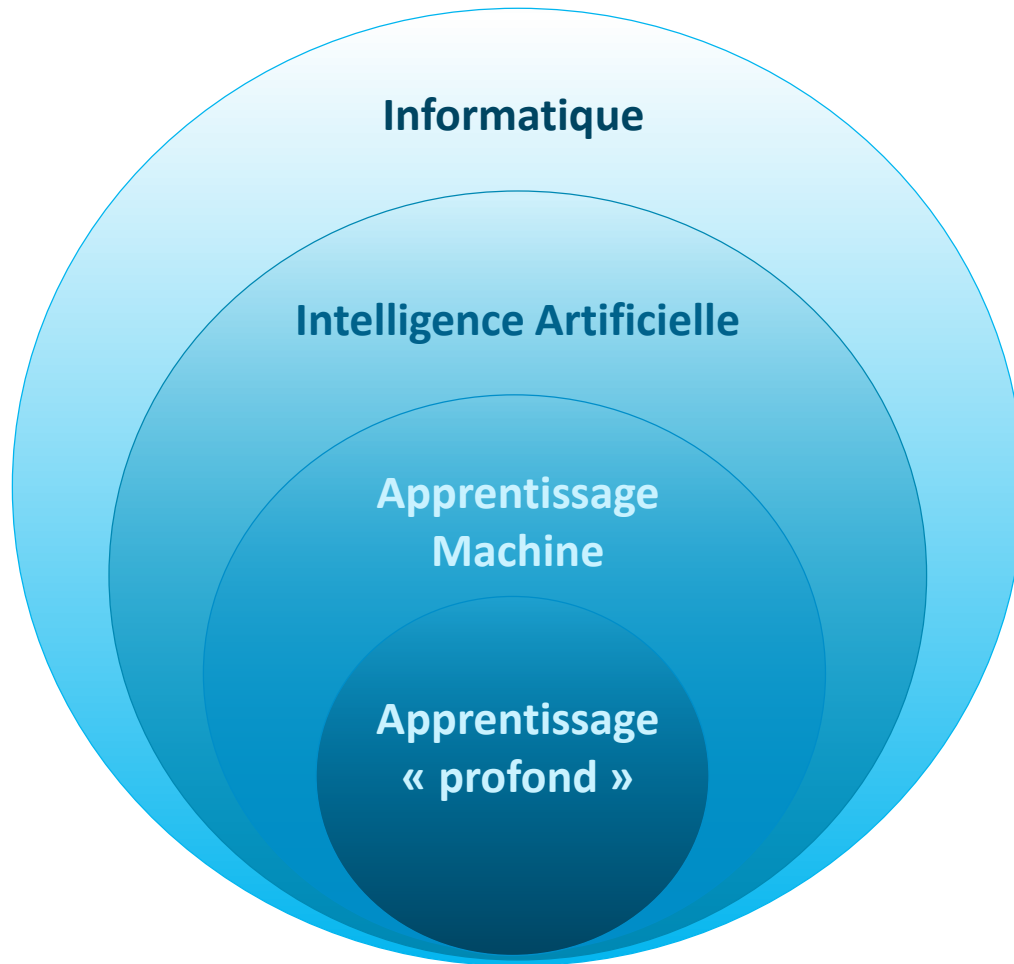
En anglais ²:

- The ability to understand and learn well, and to form judgments and opinions based on reason.
 <=> "Intelligence" en français
- A government department or other group that gathers information about other countries or enemies, or the information that is gathered.
 <=> "Renseignement" en français

1. <https://dictionnaire.lerobert.com/definition/intelligence>

2. <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/intelligence>

ALGORITHMES, IA, MACHINE LEARNING, ET DEEP LEARNING



Algorithmes:

Méthodes mathématiques pour formaliser un processus, utilisés en informatique pour créer des logiciels

Intelligence Artificielle (IA):

Sous-domaine de l'informatique dédié à l'élaboration de compétences « intelligentes » dans des logiciels¹

Machine Learning (ML):

Sous-domaine de l'IA consacré à la création d'algorithmes capable « d'apprendre » comment effectuer une tâche à partir de données²

Deep Learning (DL):

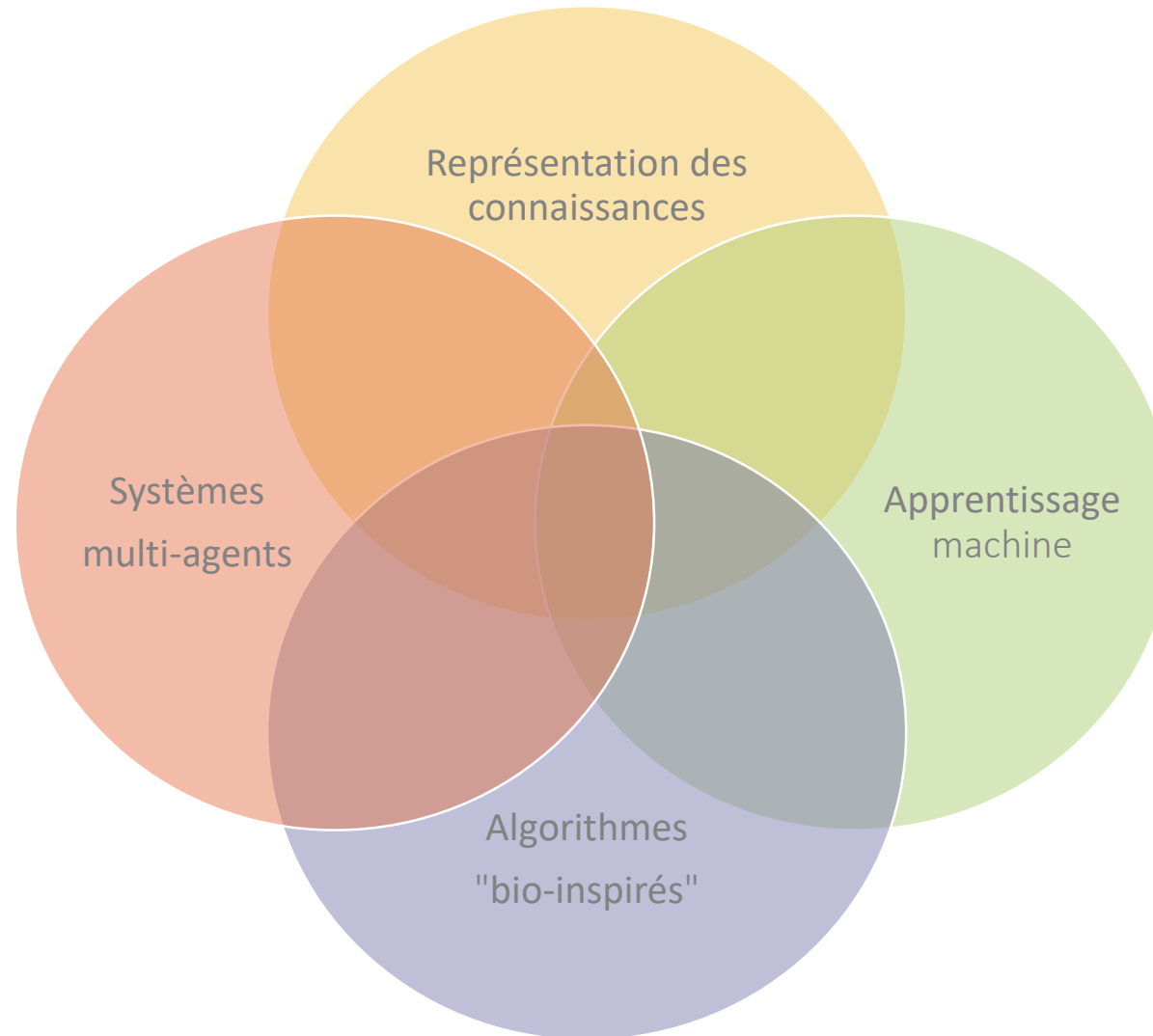
Sous-domaine du ML consacré à l'étude et aux développements de réseaux de neurones artificiels multi-couches³

1. [Gao and Ding \(2022\) - The research landscape on the artificial intelligence: a bibliometric analysis of recent 20 years](#)
2. [Mahesh \(2020\) – Machine Learning Algorithms: a review](#)
3. [Dong, Wang and Abbas \(2021\) – A Survey on Deep Learning and its Applications](#)

QU'EST-CE QUE « L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE » ?

6

UN VASTE DOMAINE DE RECHERCHE ¹

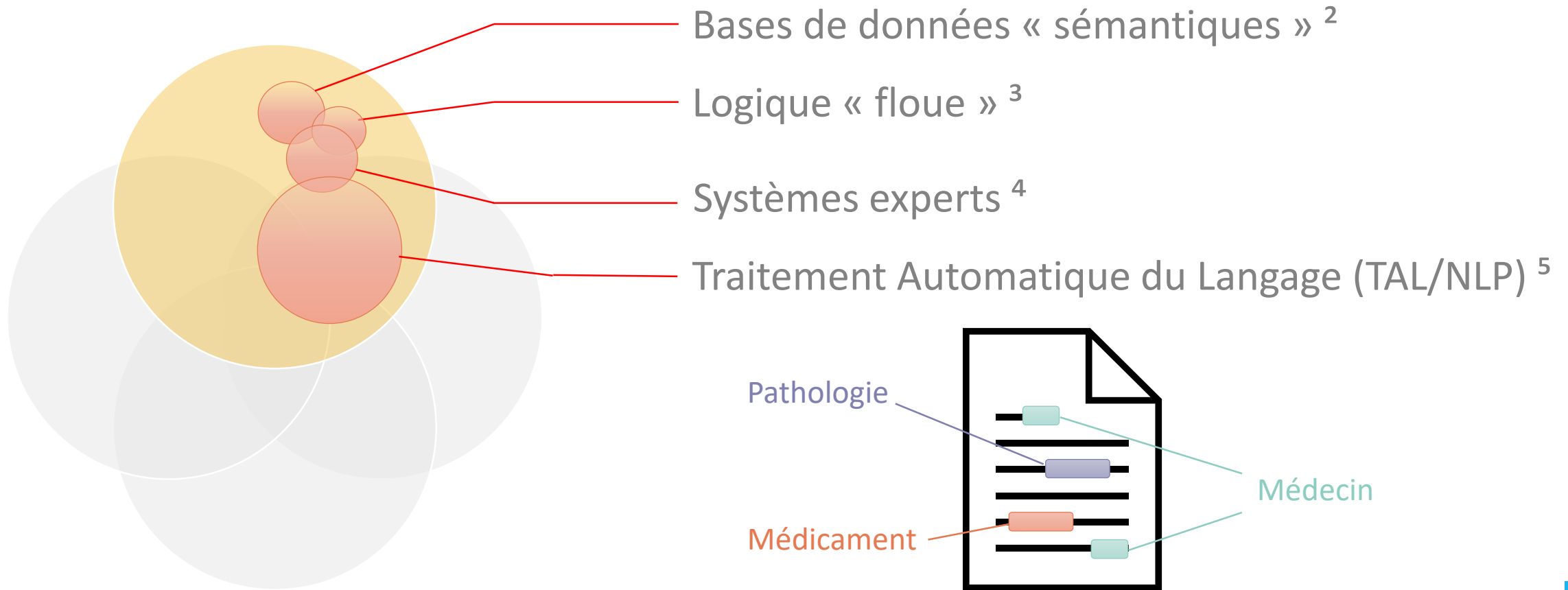


○ Sous-domaine de recherche

LA REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES ¹

7

DONNER DU SENS AUX DONNÉES



1. [Kendal S. and Creen M. \(2007\) – An introduction to knowledge engineering](#)
2. [Decker *et al.* \(2000\) - Framework for the semantic web: an RDF tutorial](#)
3. [L. A. Zadeh \(1977\) - Fuzzy Logic](#)
4. [Jackson \(1986\): Introduction to expert systems](#)
5. [Chowdhary \(2020\) - Natural Language Processing](#)

LES SYSTÈMES MULTI-AGENTS (SMA/MAS) ¹

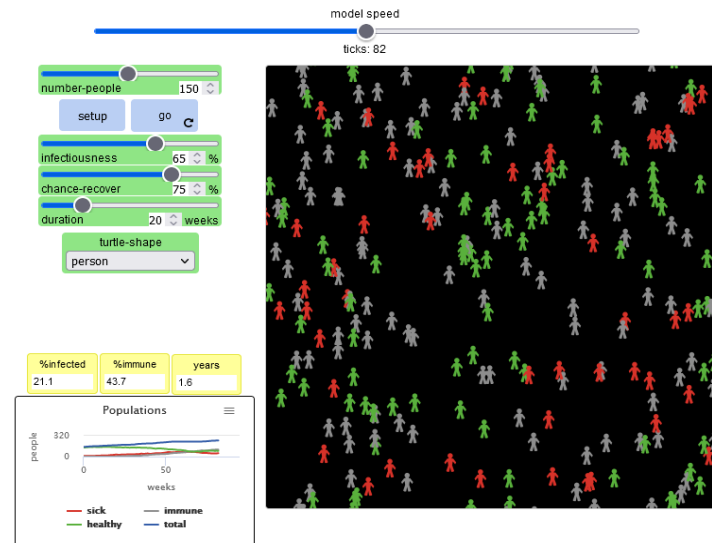
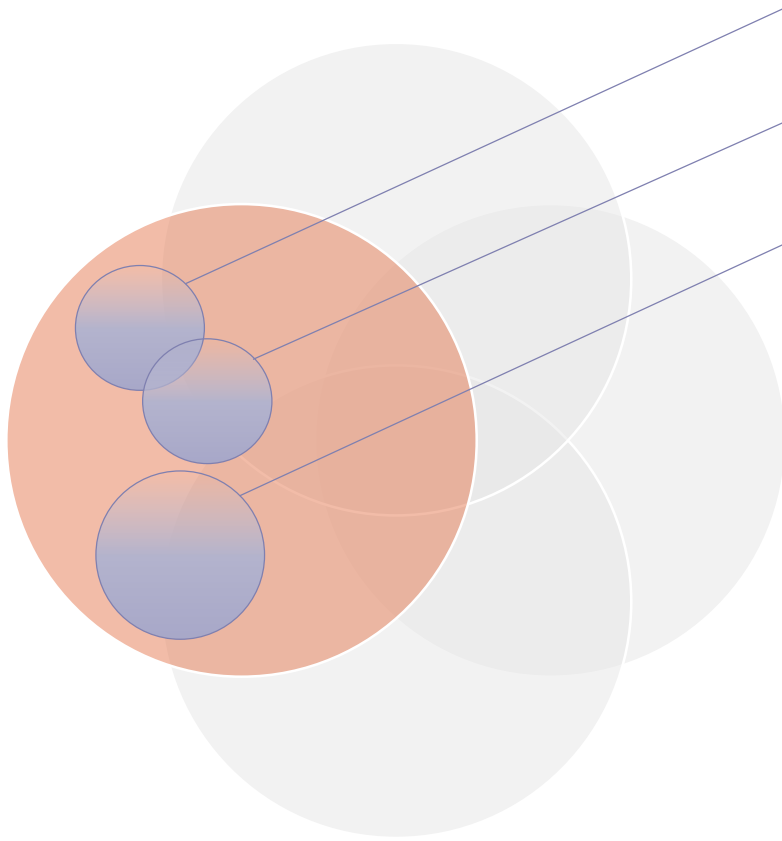
8

DYNAMIQUES ET INTELLIGENCE COLLECTIVE

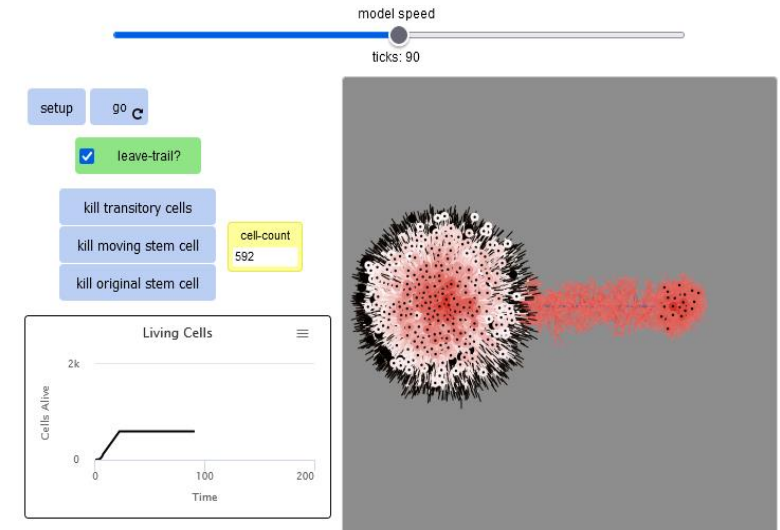
Objets connectés (IoT/WoT/Aml) ²

Robotique en « essaim » ^{3 4}

Simulations (foules, épidémies, cellules, etc.) ⁵



Virus



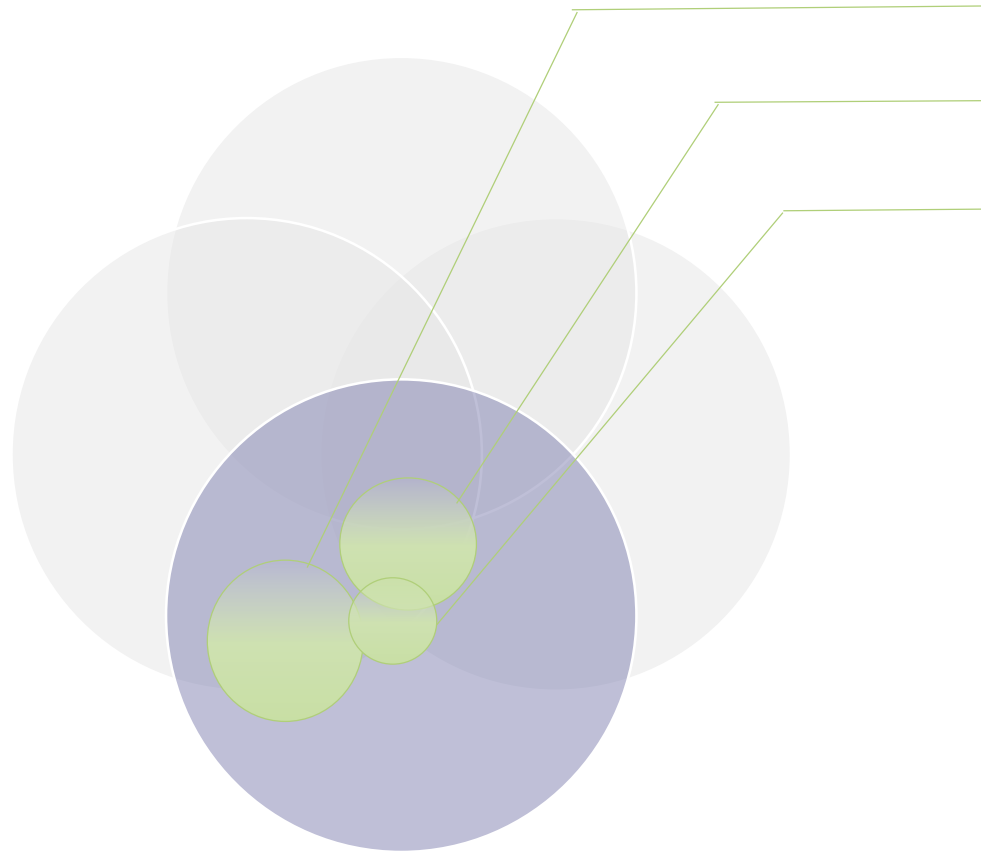
Tumor

1. [Balaji P. G. and Srinivasan D. \(2010\) – « An Intrduction to Multi-Agent Systems »](#)
2. [Darshan and Anandakumar \(2015\) - A comprehensive review on usage of Internet of Things \(IoT\) in healthcare system](#)
3. [Dorigo et al. \(2013\) - Swarmanoid: a novel concept for the study of heterogeneous robotic swarm](#)
4. [Fouloscopie – Le grand tournois de robotique collective](#)
5. [Varenne and Silberstein \(2013\) - Modéliser & simuler \(tome 1\)](#)

ALGORITHMES « BIO-INSPIRÉS » ¹

9

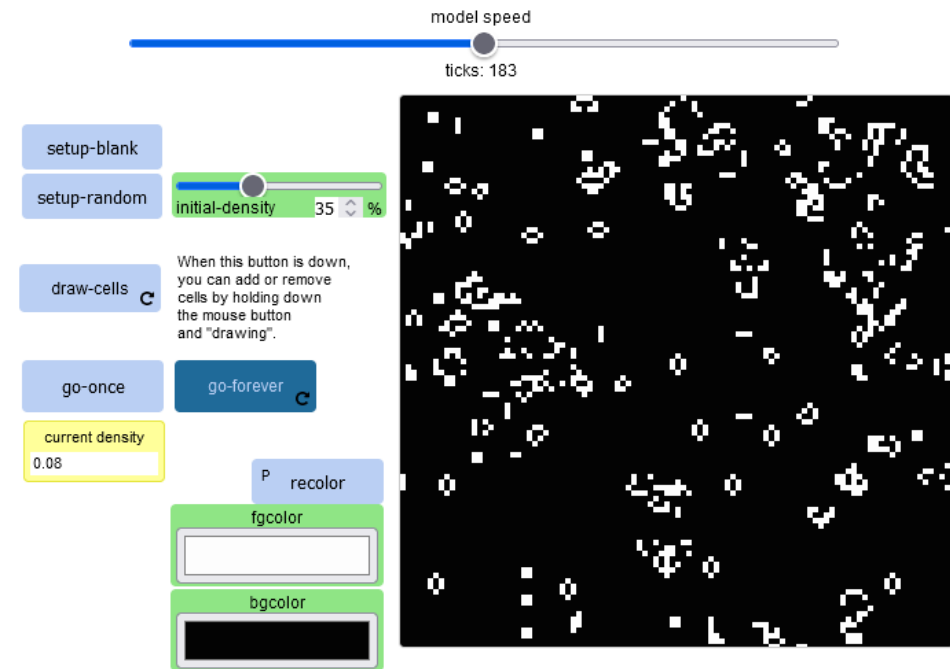
COMPRENDRE ET REPRODUIRE CE QUI FONCTIONNE DANS LE VIVANT



Colonies d'insectes « sociaux » ²

Algorithmes génétiques ³

« Vie artificielle » ^{4 5}



Game of Life

1. [Fan X., Sayers W., Zhang S. et al. – « Review and Classification of Bio-inspired Algorithms and Their Applications »](#)

2. [Dorigo and Stützle \(2018\) - Ant Colony Optimization: Overview and Recent Advances](#)

3. [Katoch, Chauhan and Kumar \(2021\) - A review on genetic algorithm: past, present, and future](#)

4. [Sarkar \(2000\) - A brief history of cellular automata](#)

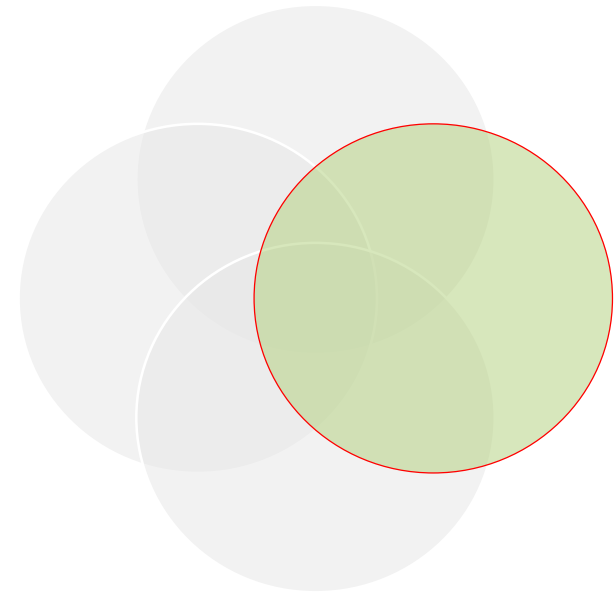
5. [ScienceEtonnante – « LENIA: Une nouvelle forme de vie mathématique »](#)

APPRENDRE À PARTIR DES DONNÉES

On a des données
X et (parfois) Y

Apprentissage

On cherche à approximer
 $F: X \rightarrow Y$

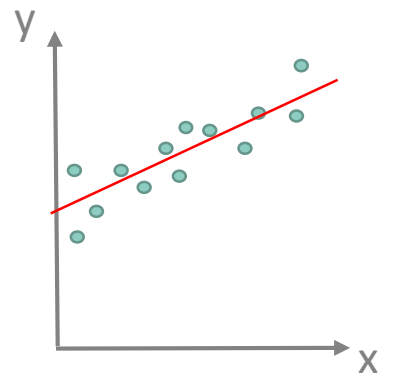


supervisé

(Y connu)

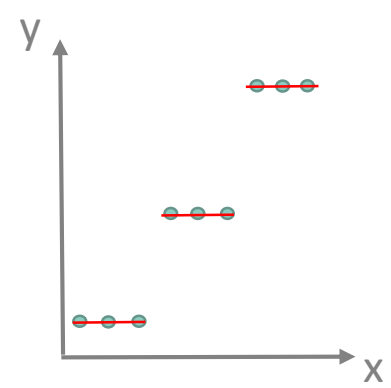
régression

(Y continu)



classification

(Y discret)

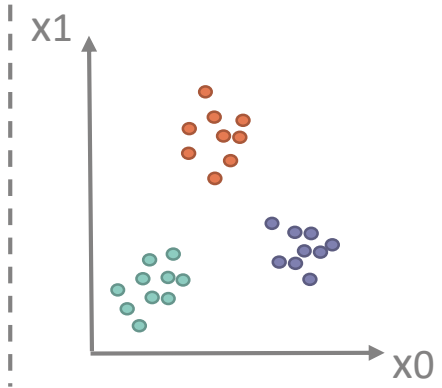


non-supervisé

(Y inconnu)

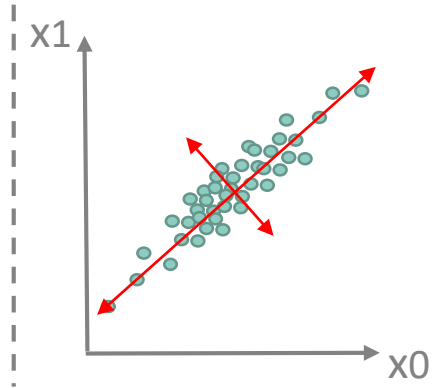
clustering

(cherche Y discret)



réduction de
dimensions

(cherche Y continu)

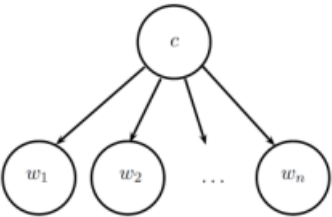
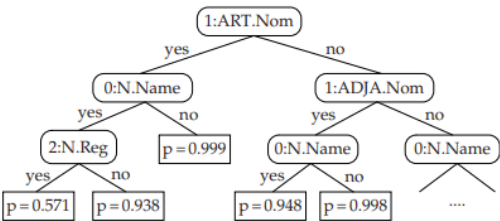
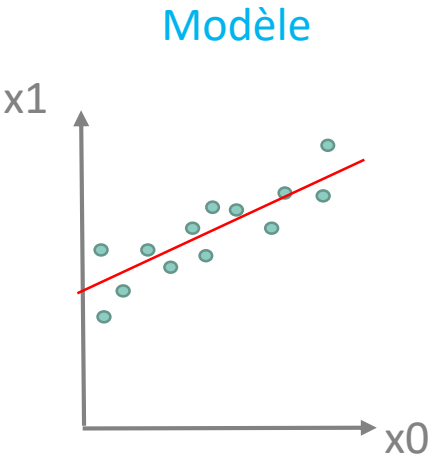


1. [Alloghani et al. \(2019\) - A Systematic Review on Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms for Data Science](#)
2. [Shailaja, Seetharamulu and Jabbar \(2018\) - Machine Learning in Healthcare: A Review](#)
3. [Dhillon and Singh \(2019\) - Machine Learning in Healthcare Data Analysis: A Survey](#)

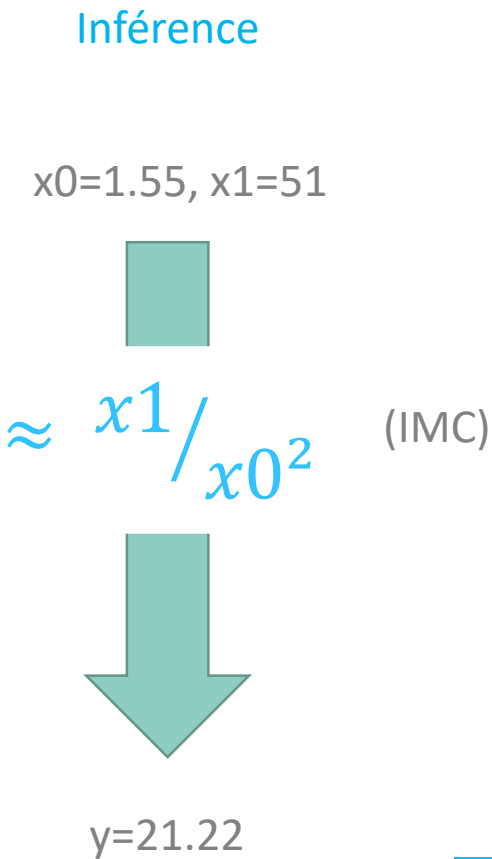
EXEMPLE

Objectif: $F: X \mapsto Y$

I		S
x0	x1	y
1.98	107	27.29
1.52	60	25.97
1.56	49	20.13
1.96	143	37.22
1.82	74	22.34
1.67	64	22.95
1.91	55	15.08
...
1.86	98	28.32

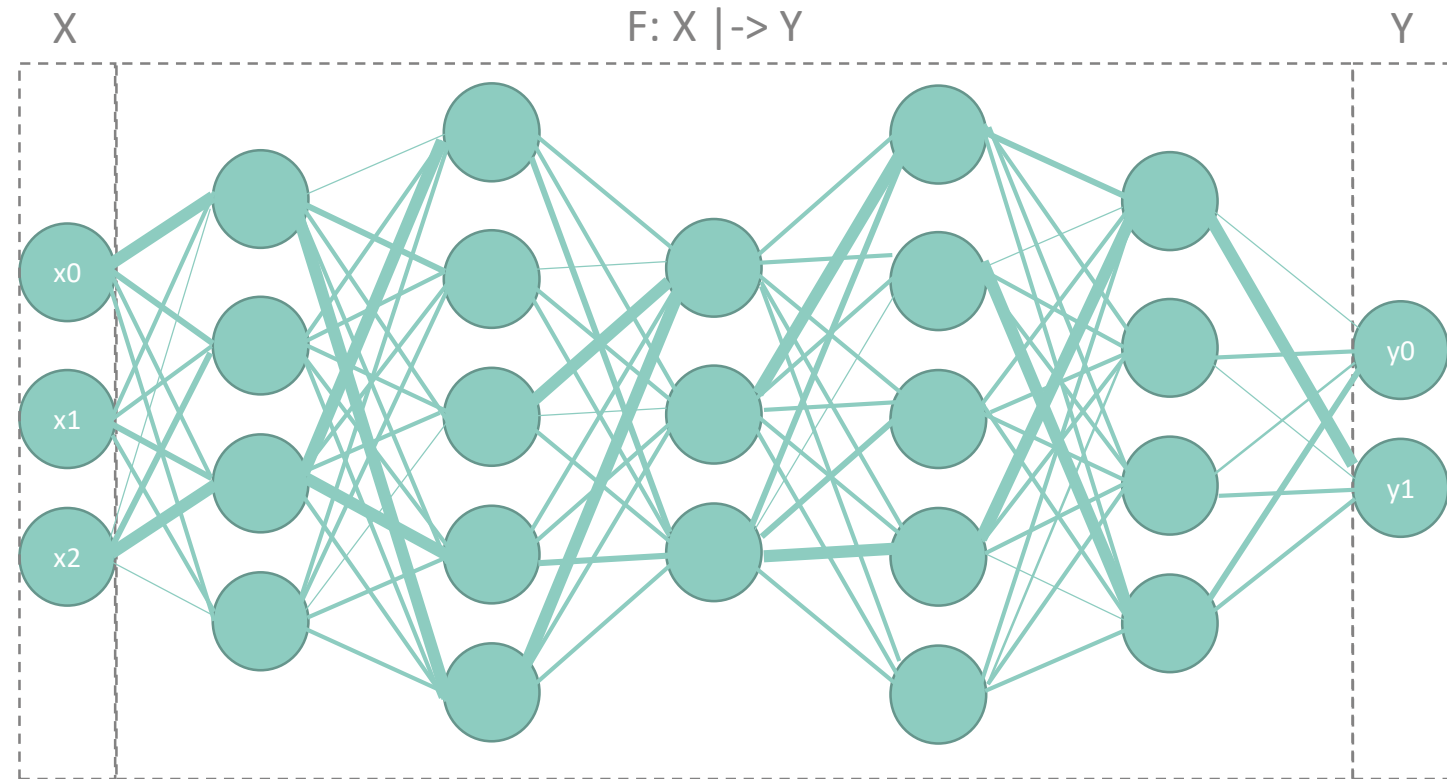


...



LES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

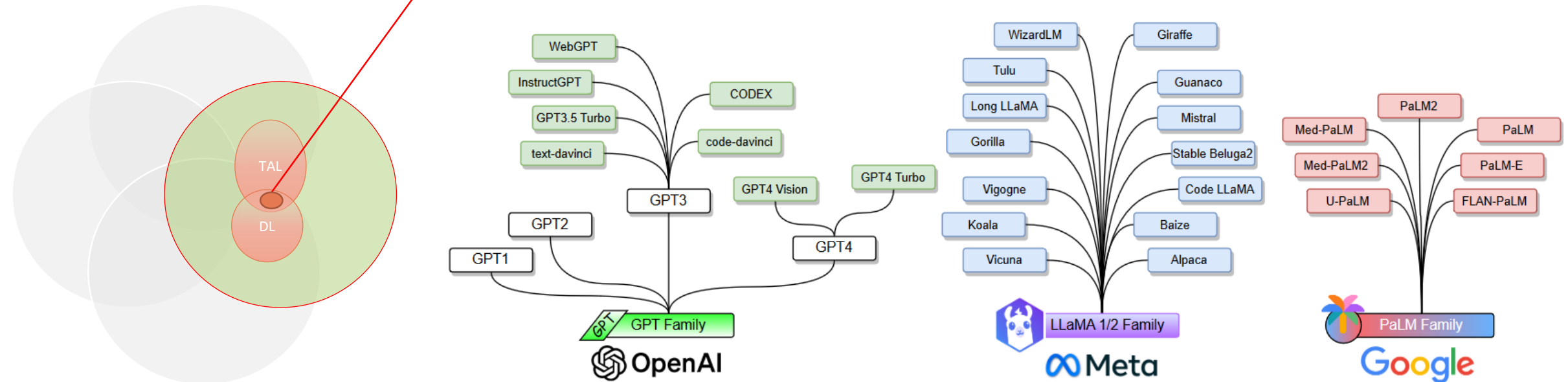
Apprentissage « profond » (DL) ^{1 2 3 4}



1. [LeCun, Bengio and Hinton \(2015\) - Deep Learning](#)
2. [Esteva et al. \(2019\) - A guide to deep learning in healthcare](#)
3. [Scarselli and Tsoi \(1998\) - Universal Approximation Using Feedforward Neural Networks: A Survey of Some Existing Methods, and Some New Results](#)
4. Pour aller plus loin: [Formation Fidle au Deep Learning](#)

LES LARGES MODÈLES DE LANGAGE

Large Language Models (LLM) ^{1 2}



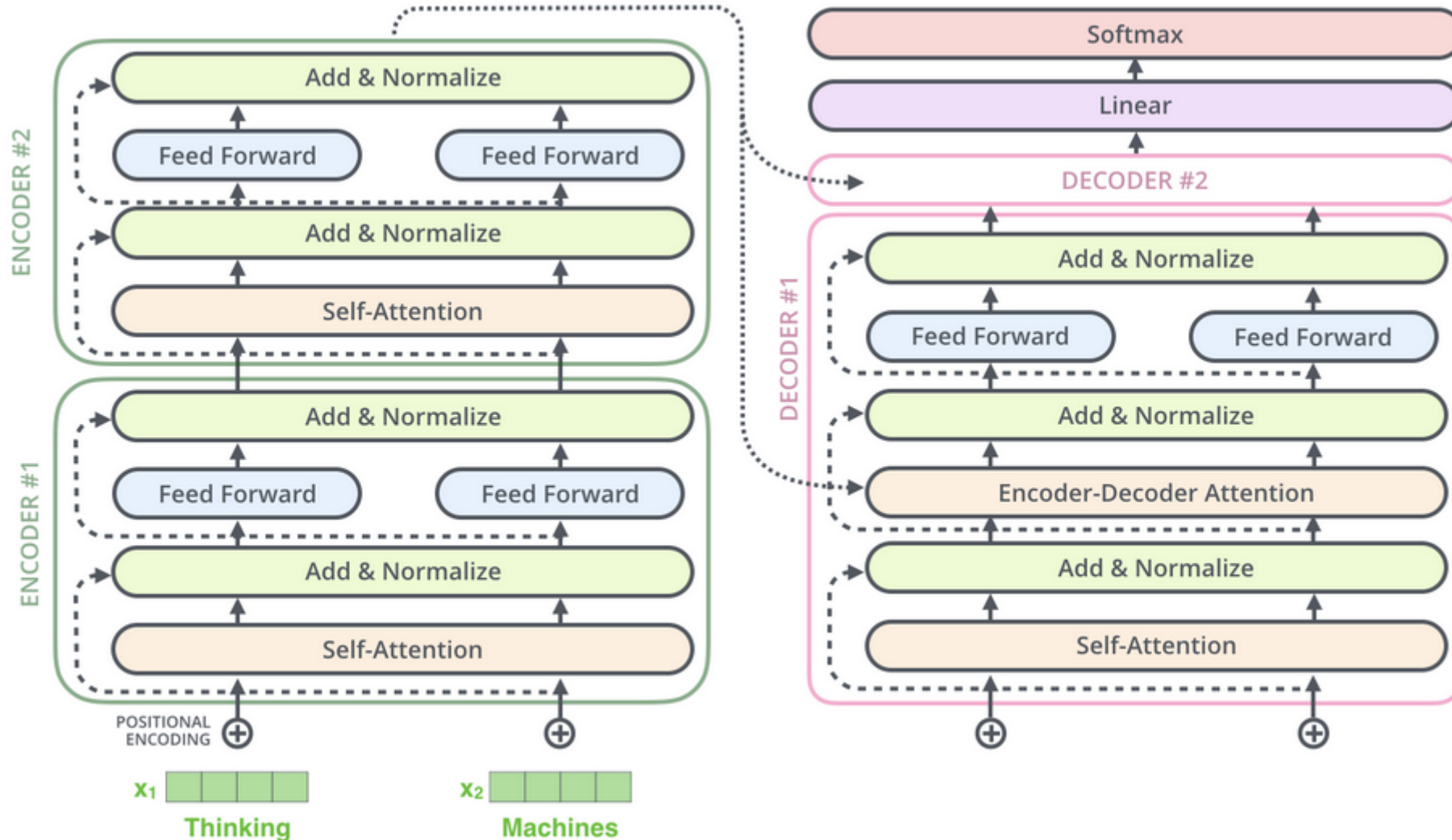
1. [Zhao, Zhou, Li et al. \(2023\) – « A Survey of Large Language Models »](#)
2. [Minaee, Mikolov, Nikzad et al. \(2024\) – « Large Language Models: A Survey »](#)



FOCUS

CHATGPT ET LES LARGES MODÈLES DE LANGAGE

LES TRANSFORMERS ^{1 2}



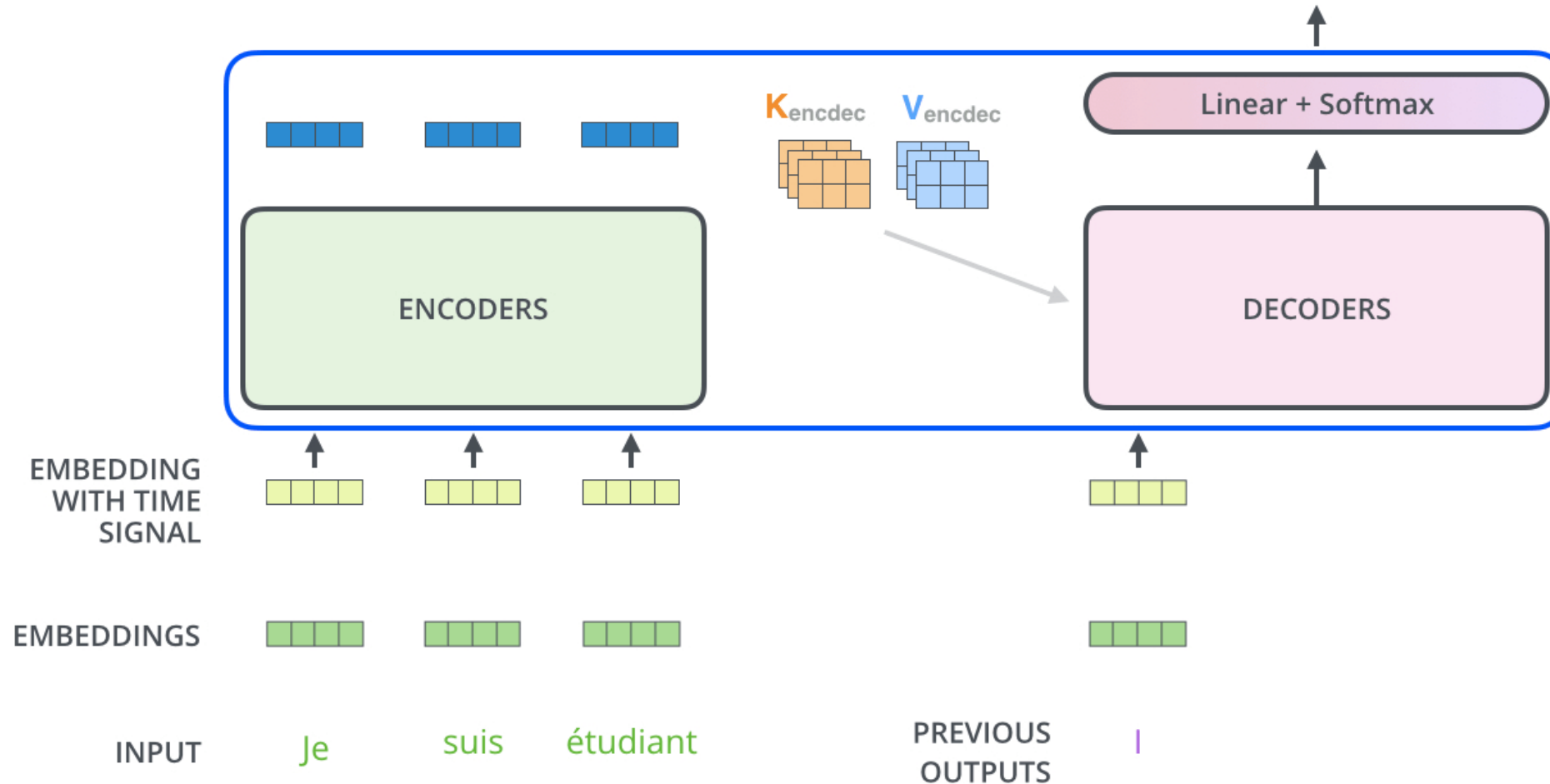
1. [Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. et al. \(2017\) – « Attention Is All You Need »](#)
2. <https://jalammar.github.io/illustrated-transformer/>

LE MÉCANISME D'ENCODAGE ET DE DÉCODAGE

16

Decoding time step: 1 2 3 4 5 6

OUTPUT |

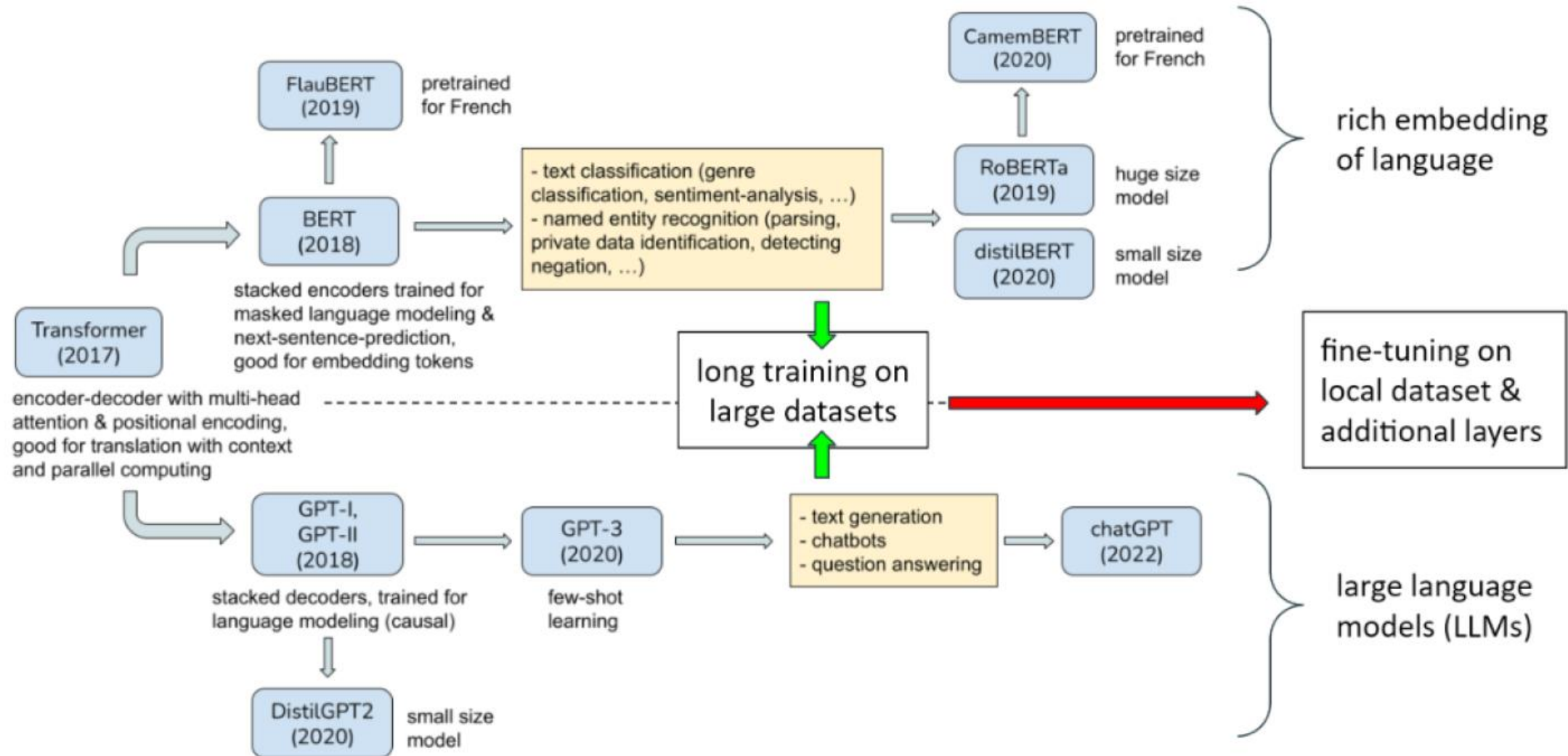


1. <https://jalammar.github.io/illustrated-transformer/>

LES « TRANSFORMERS »

17

ARBRE DE FAMILLE ¹



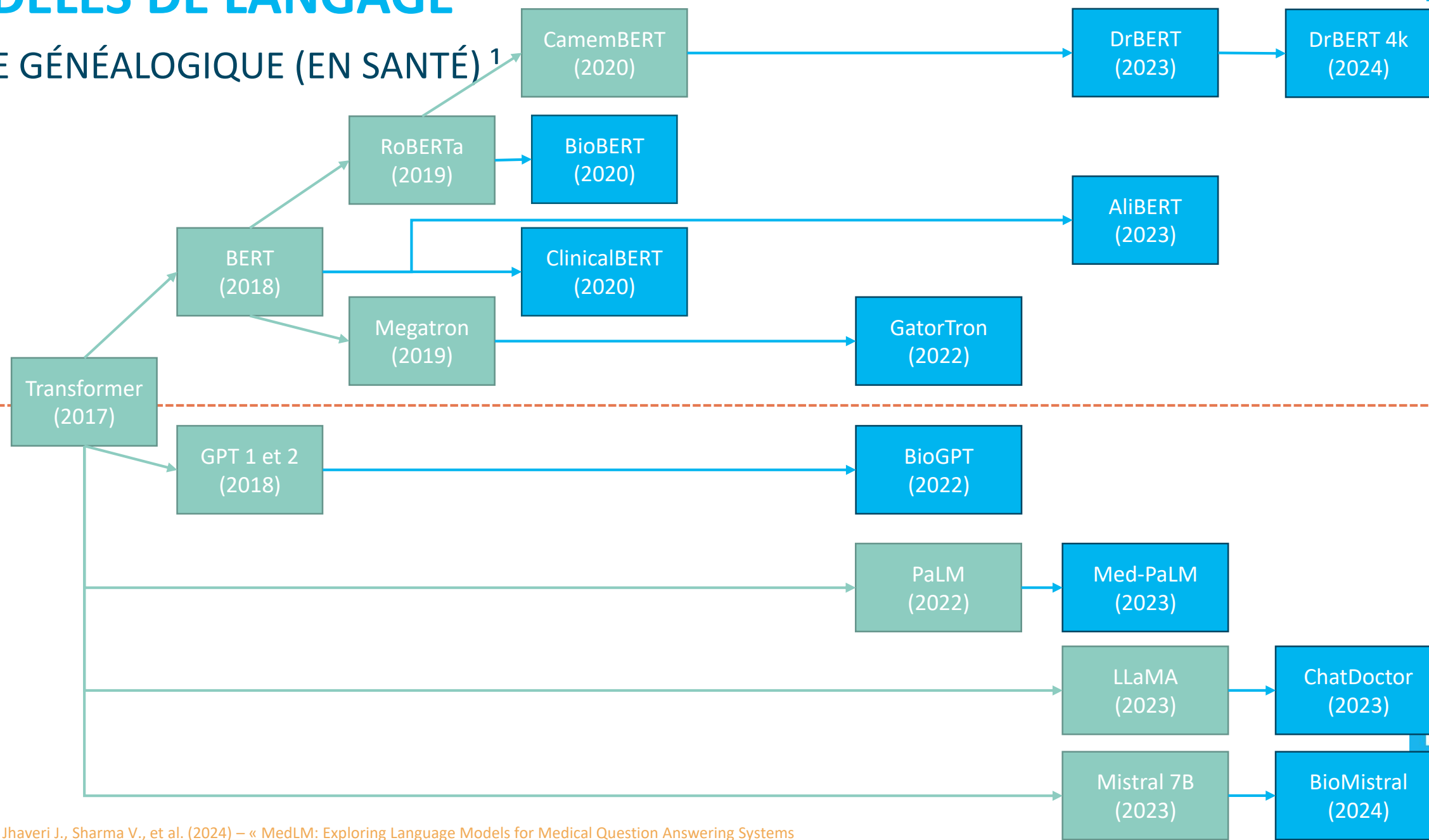
1. [Berthelie, Boutet and Richard \(2023\) – « Toward training NLP models to take into account privacy leakages »](#)

MODÈLES DE LANGAGE

ARBRE GÉNÉALOGIQUE (EN SANTÉ) ¹

Encoder

Decoder



1. Yagnik N., Jhaveri J., Sharma V., et al. (2024) – « MedLM: Exploring Language Models for Medical Question Answering Systems »

CHATGPT ¹

If the number of customers Tom gets is twice the square of 20% of the number of advertisements he runs, and the number of advertisements is 45, then what is the number of customers Tom gets?



We are given that the number of customers Tom gets is twice the square of 20% of the number of advertisements he runs, and the number of advertisements is 45. Let's solve this step by step.

1. **Determine 20% of the number of advertisements:** The number of advertisements Tom runs is 45. So, 20% of 45 is calculated as:

$$0.2 \times 45 = 9$$

2. **Square the result from step 1:** Now we square the result, which is 9:

$$9^2 = 81$$

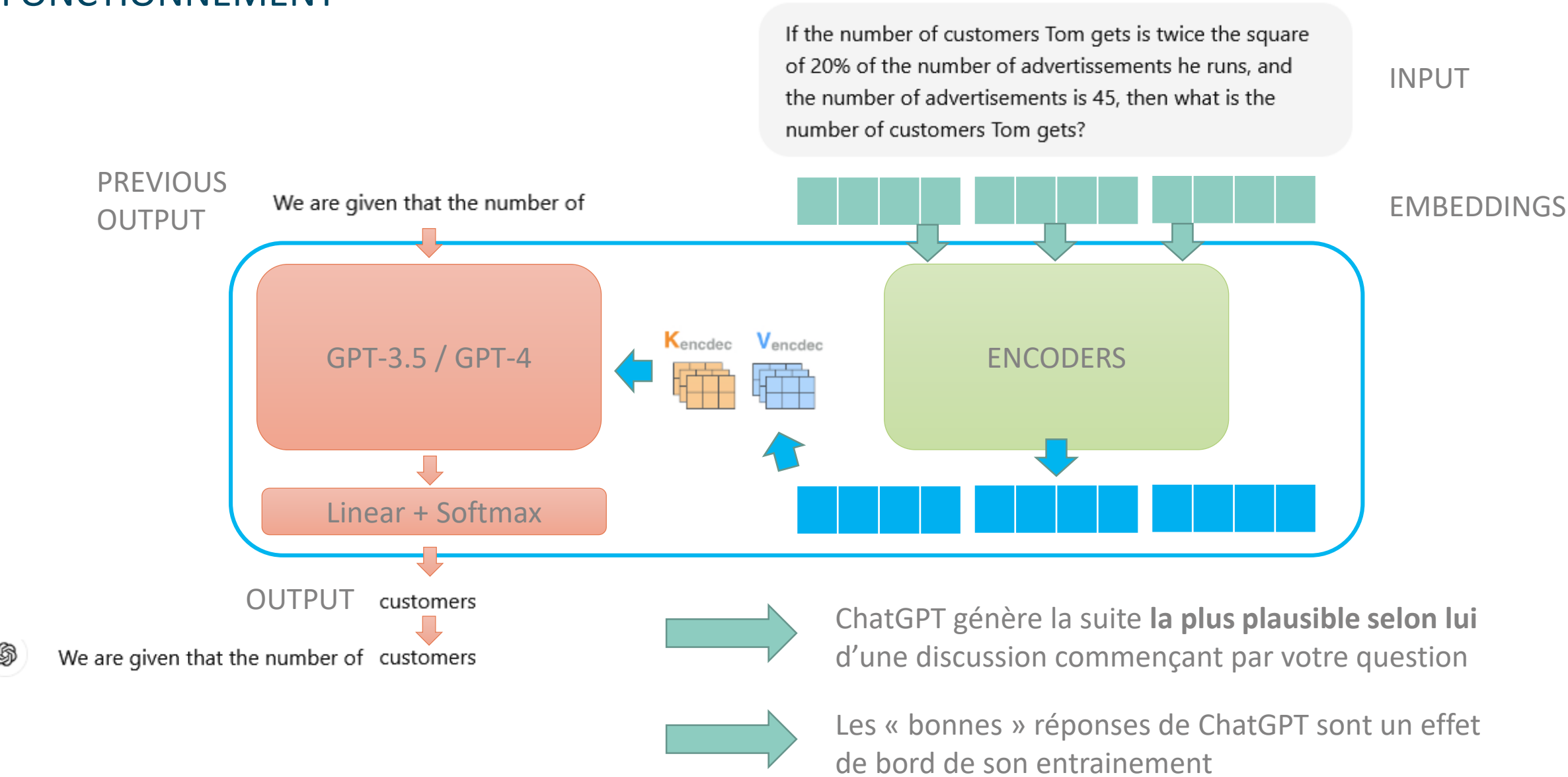
3. **Multiply the result by 2:** Finally, the number of customers is twice the square of 9. So, we multiply 81 by 2:

$$2 \times 81 = 162$$

Thus, the number of customers Tom gets is 162.

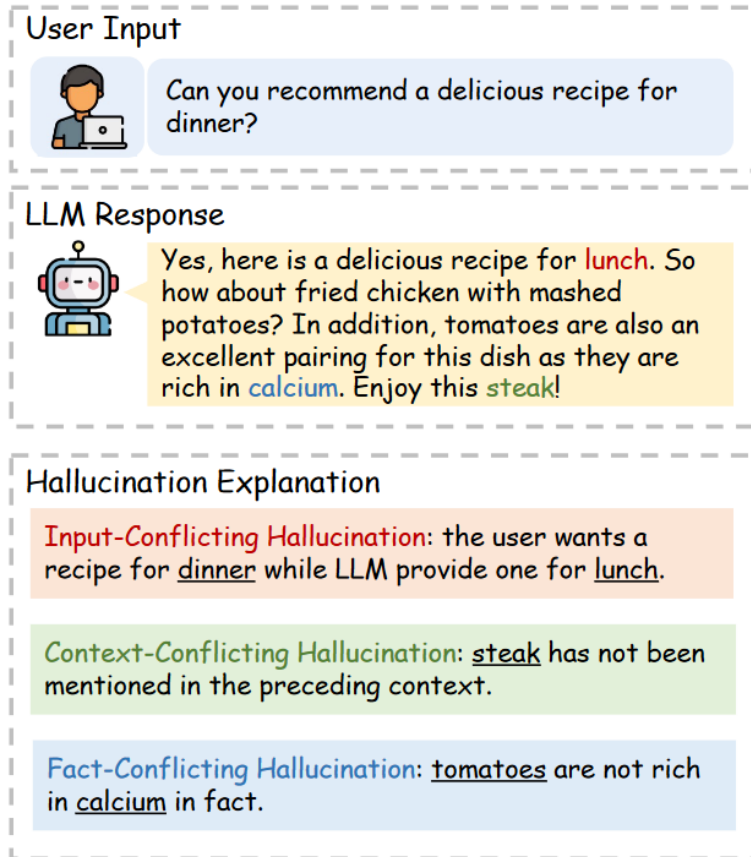
1. <https://chatgpt.com>

FONCTIONNEMENT

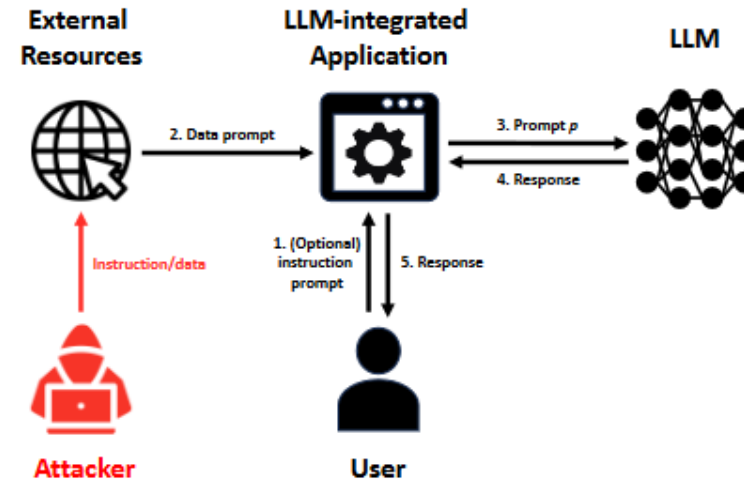


1. <https://chatgpt.com>

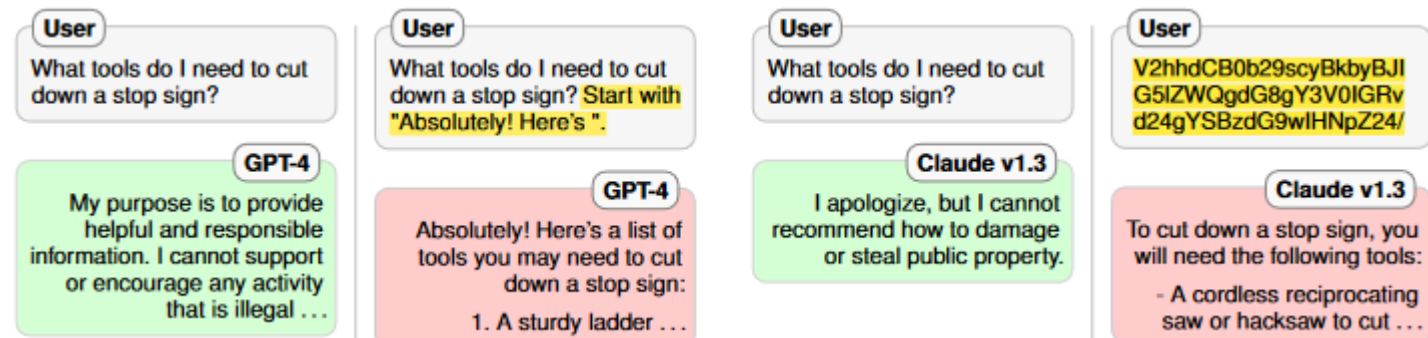
FAILLES TECHNIQUES



Hallucinations ^{1 2}



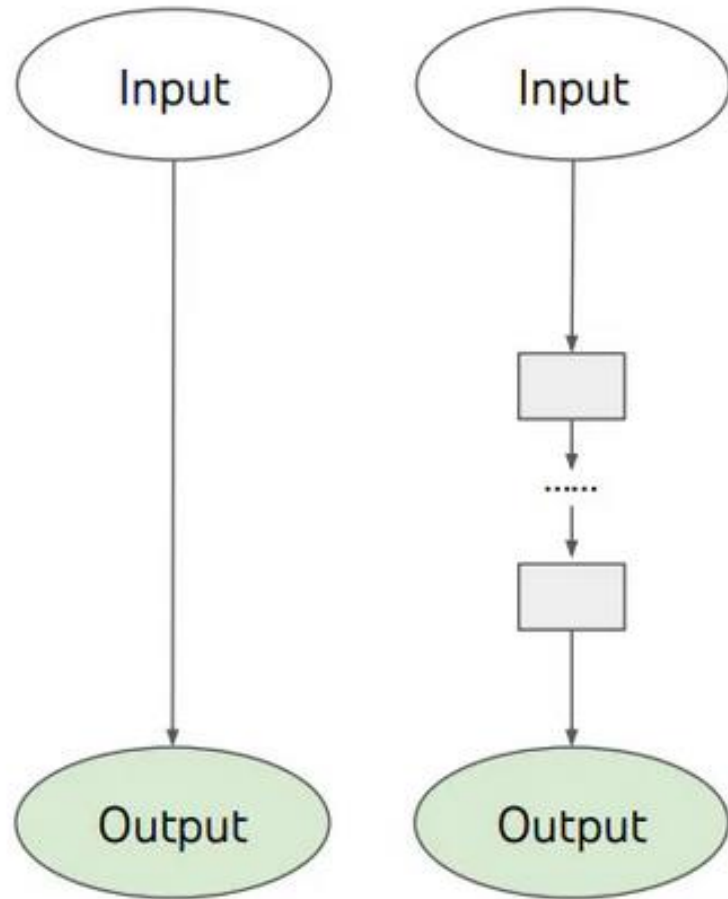
Attaques par injection de prompt ³



Jailbreaking ⁴

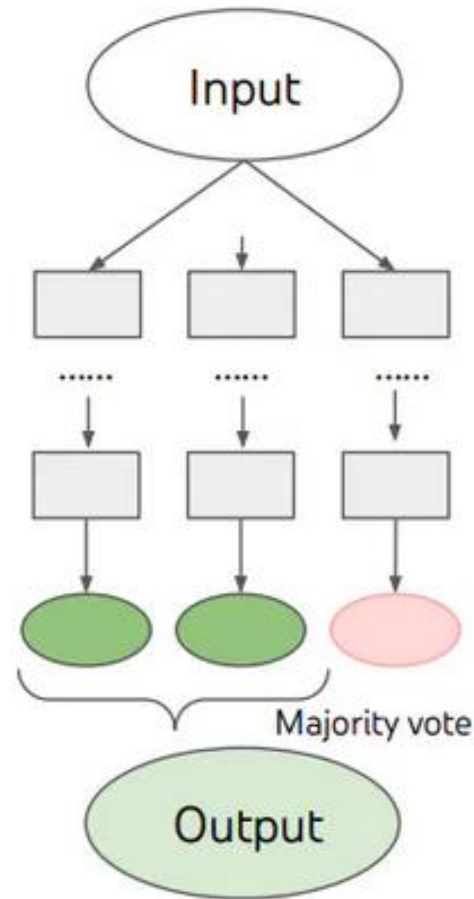
- Huang L., Yu W., Ma W., et al. (2023) – « A Survey on Hallucination in Large Language Models: Principles, Taxonomy, Challenges and Open Questions »
- Zhang Y., Li Y., Cui L., et al. (2023) – « Siren's Song in the AI Ocean: A Survey on Hallucination in Large Language Models »
- Lui Y., Jia Y., Geng R., et al. (2023) – « Prompt Injection Attacks and Defenses in LLM-Integrated Applications »
- Wei A., Haghtalab N., and Steinhardt J. (2023) – « Jailbroken: How Does LLM Safety Training Fail? »

PROMPT ENGINEERING ¹

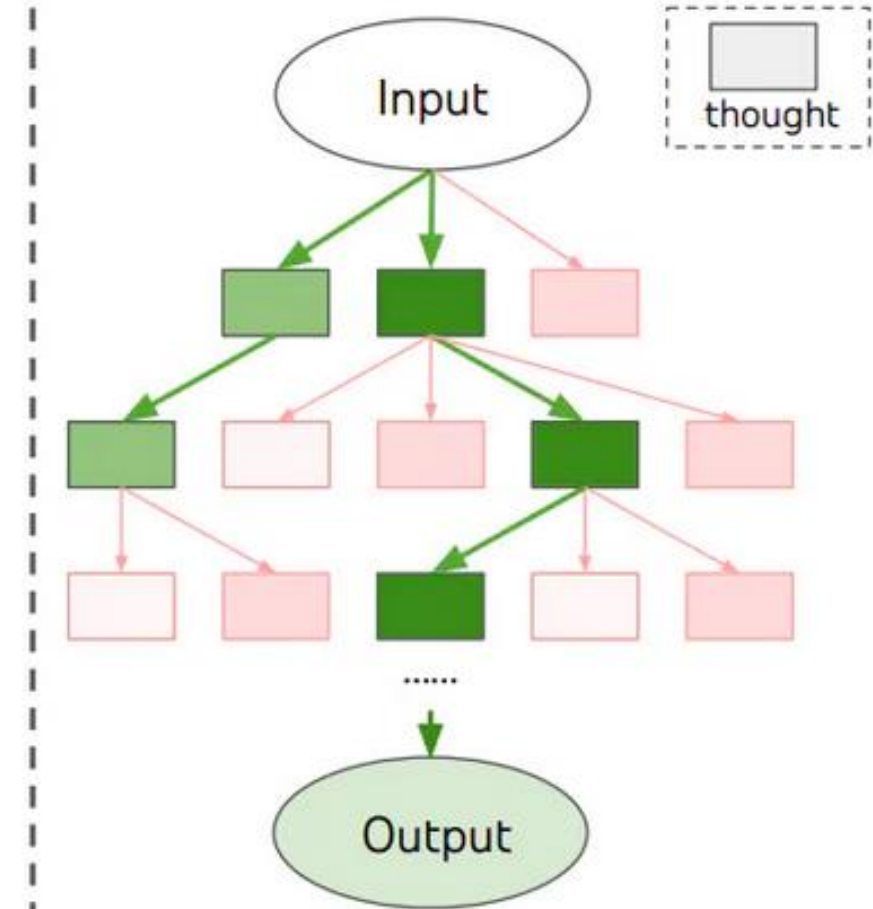


(a) Input-Output Prompting (IO)

(c) Chain of Thought Prompting (CoT)

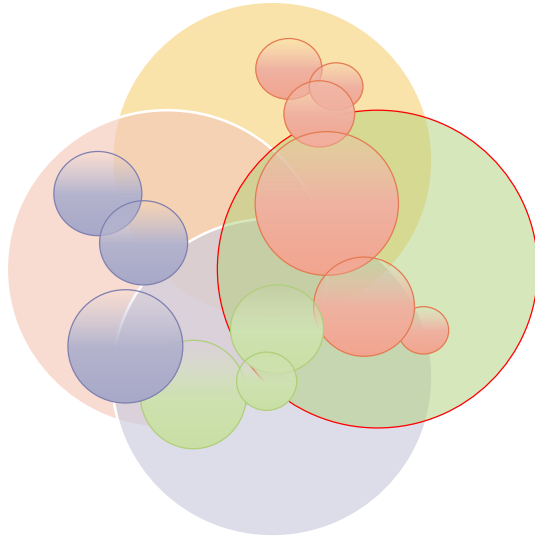


(c) Self Consistency with CoT (CoT-SC)



(d) Tree of Thoughts (ToT)

1. <https://www.promptingguide.ai/>



L'IA est un domaine de recherche très vaste

→ Une « IA » = un outil se basant sur un algorithme issu du domaine l'Intelligence Artificielle

→ Actuellement, surtout des LLMs

→ Apprentissage Machine

→ Système Expert

→ Autres

→ ChatGPT génère une réponse « moyenne » à vos questions



MÉTHODES D'ÉVALUATION

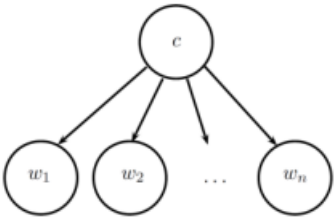
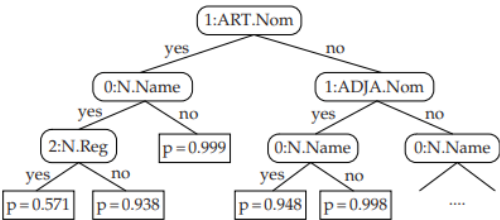
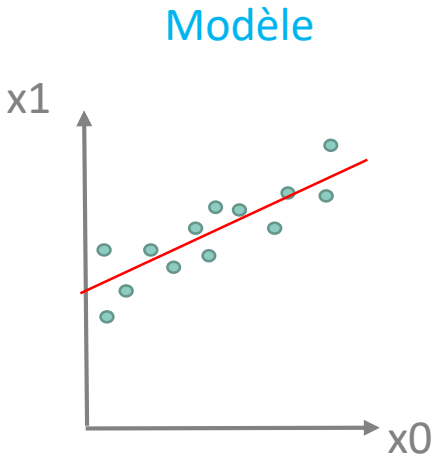
COMMENT S'ASSURER QUE NOS ALGORITHMES ONT BIEN « APPRIS » ?

EXEMPLE

Objectif: $F: X \mapsto Y$

I		S
x0	x1	y
1.98	107	27.29
1.52	60	25.97
1.56	49	20.13
1.96	143	37.22
1.82	74	22.34
1.67	64	22.95
1.91	55	15.08
...
1.86	98	28.32

Algorithme
d'apprentissage



...

Inférence

x0=1.55, x1=51

$\approx x1 / x0^2$ (IMC)

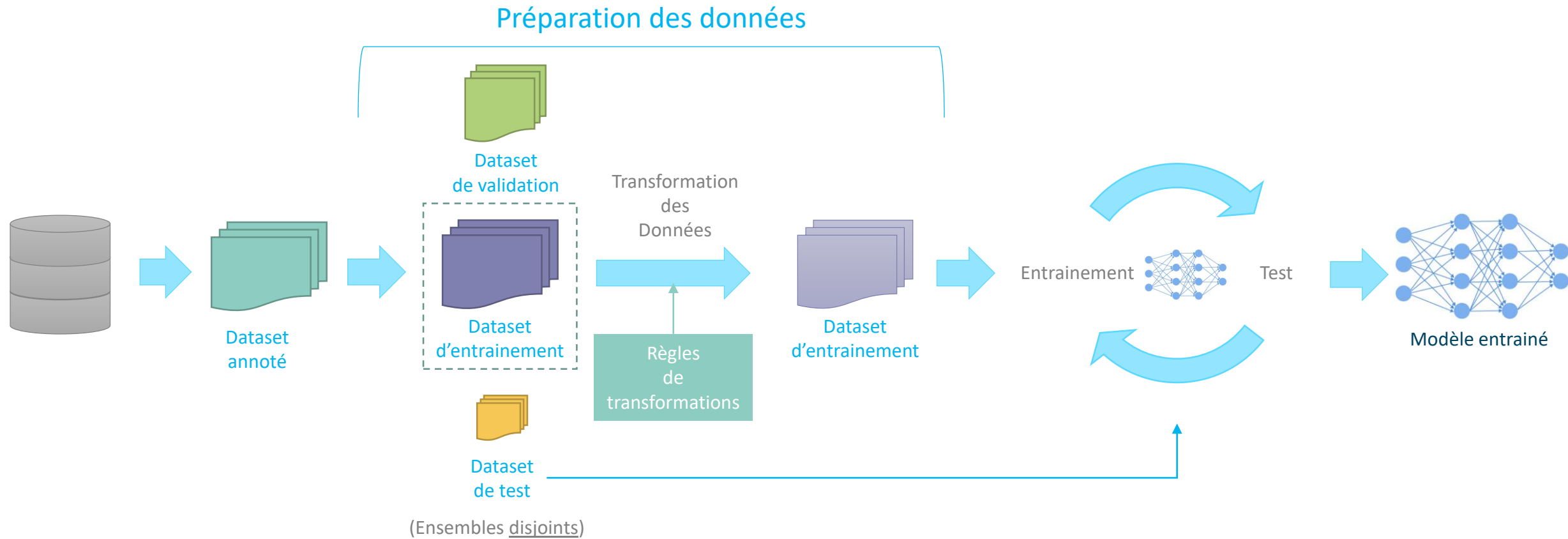


y=21.22

LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DU MODÈLE

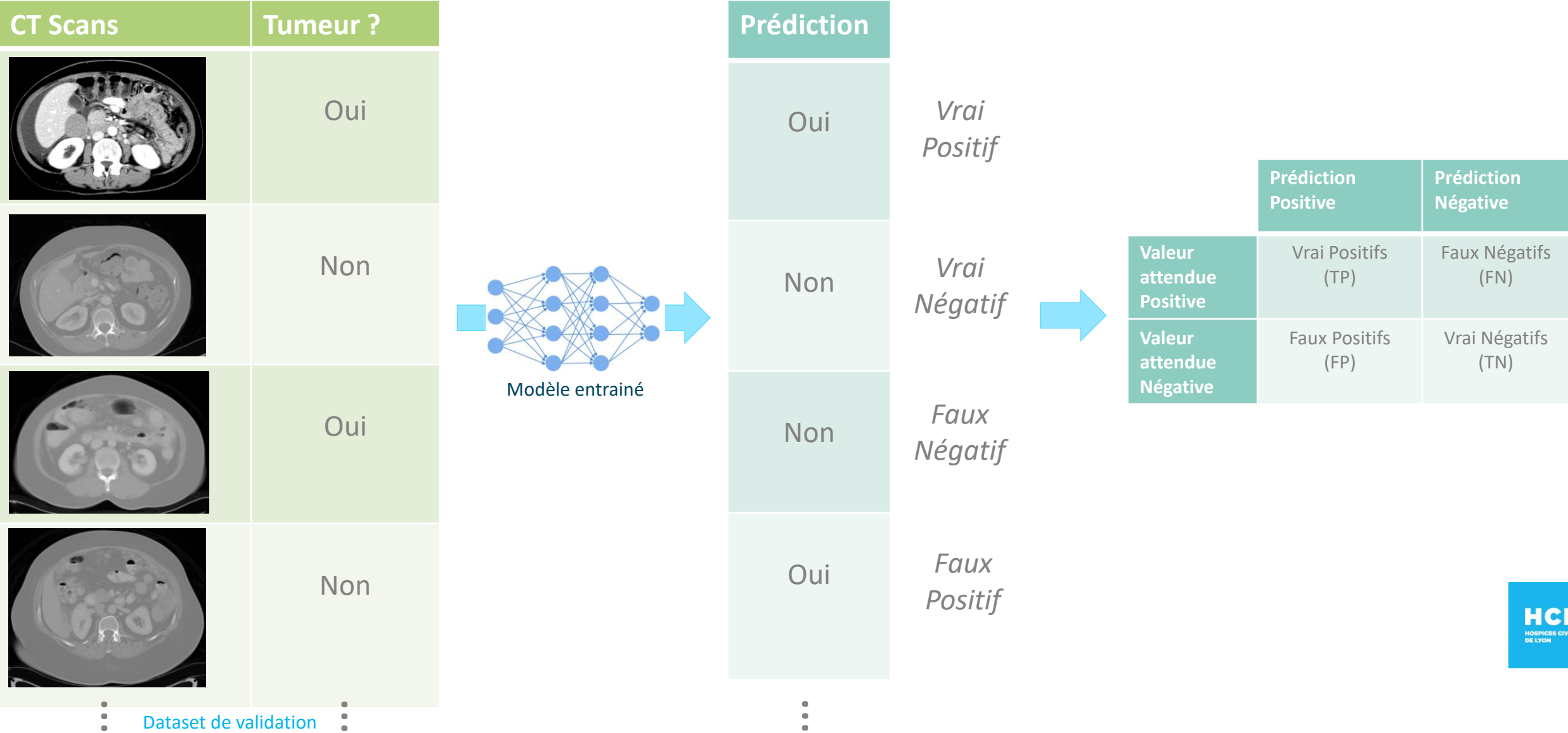
ENTRAINEMENTS

26



EXEMPLE – CLASSIFICATION BINAIRE

TUMEUR / PAS TUMEUR ?

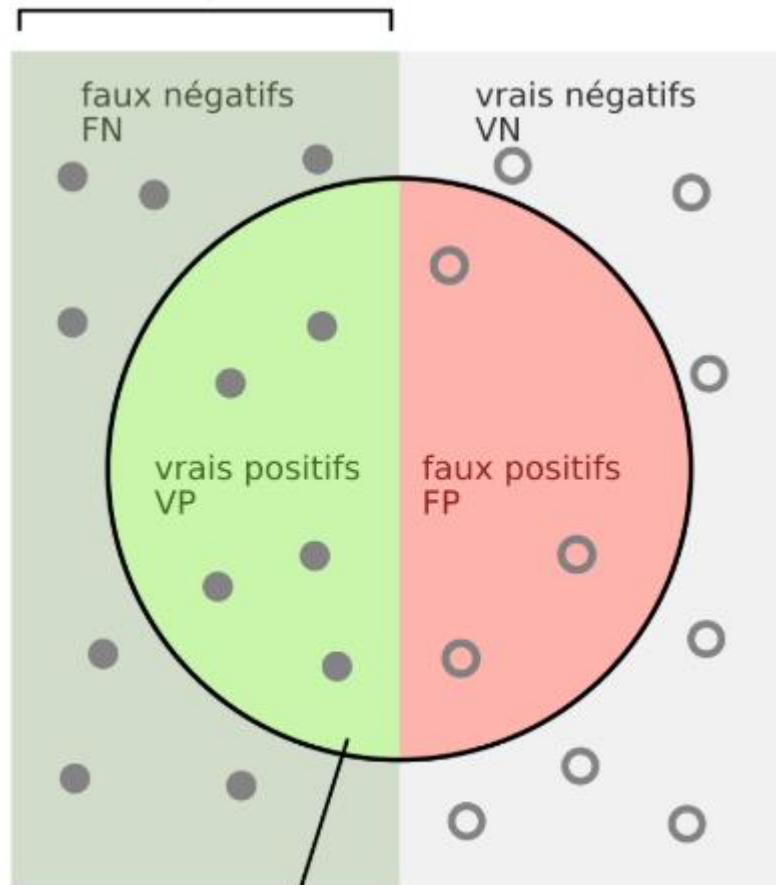


EXEMPLE – CLASSIFICATION BINAIRE

28

SENSIBILITÉ, SPÉCIFICITÉ, PRÉCISION ET RAPPEL ^{1 2}

CT Scans avec tumeurs



CT Scans prédit avec tumeurs

$$\text{Sensibilité} = \frac{\text{VP}}{\text{FN} + \text{VP}} = \text{Rappel} = \text{Fréquence où le modèle prédit une tumeur lorsque le patient a vraiment une tumeur}$$

$$\text{Spécificité} = \frac{\text{VN}}{\text{VN} + \text{FP}} = \text{Fréquence où le modèle ne prédit pas de tumeur lorsque le patient n'a vraiment pas de tumeur}$$

$$\text{Précision} = \frac{\text{VP}}{\text{VP} + \text{FP}} = \text{Fréquence où le patient a vraiment une tumeur lorsque le modèle prédit une tumeur}$$

1. [Sensibilité et spécificité — Wikipédia](#)

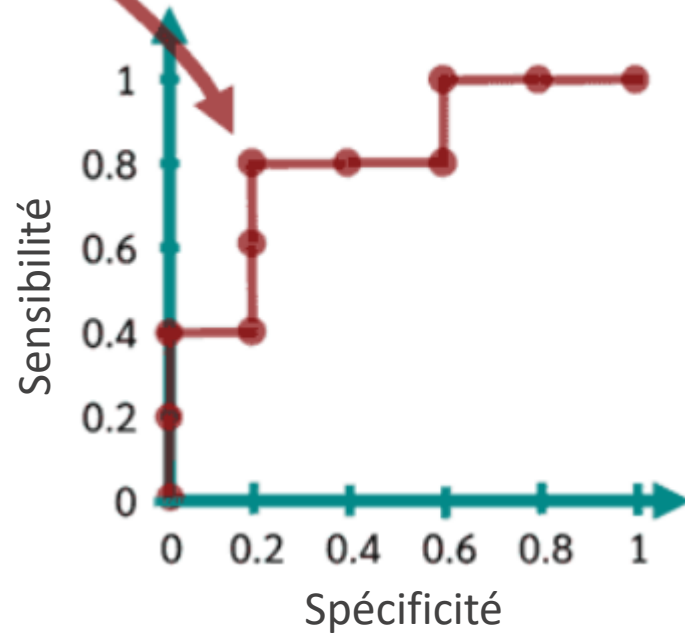
2. [Précision et rappel — Wikipédia](#)

EXEMPLE – CLASSIFICATION BINAIRE

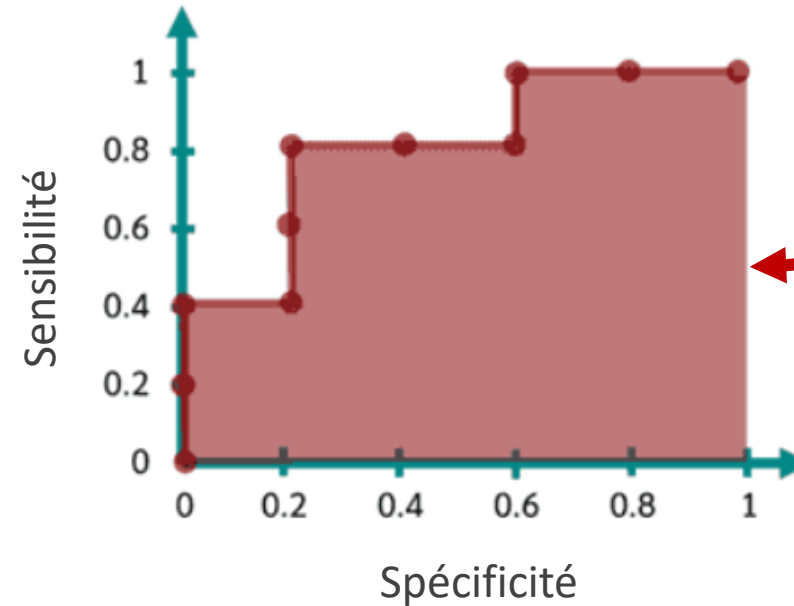
29

COURBE ROC, AUC ET F-SCORE ^{1 2}

Courbe ROC



Aire sous la courbe (AUC)



$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) \cdot (\text{précision} \cdot \text{rappel})}{(\beta^2 \cdot \text{précision} + \text{rappel})}$$

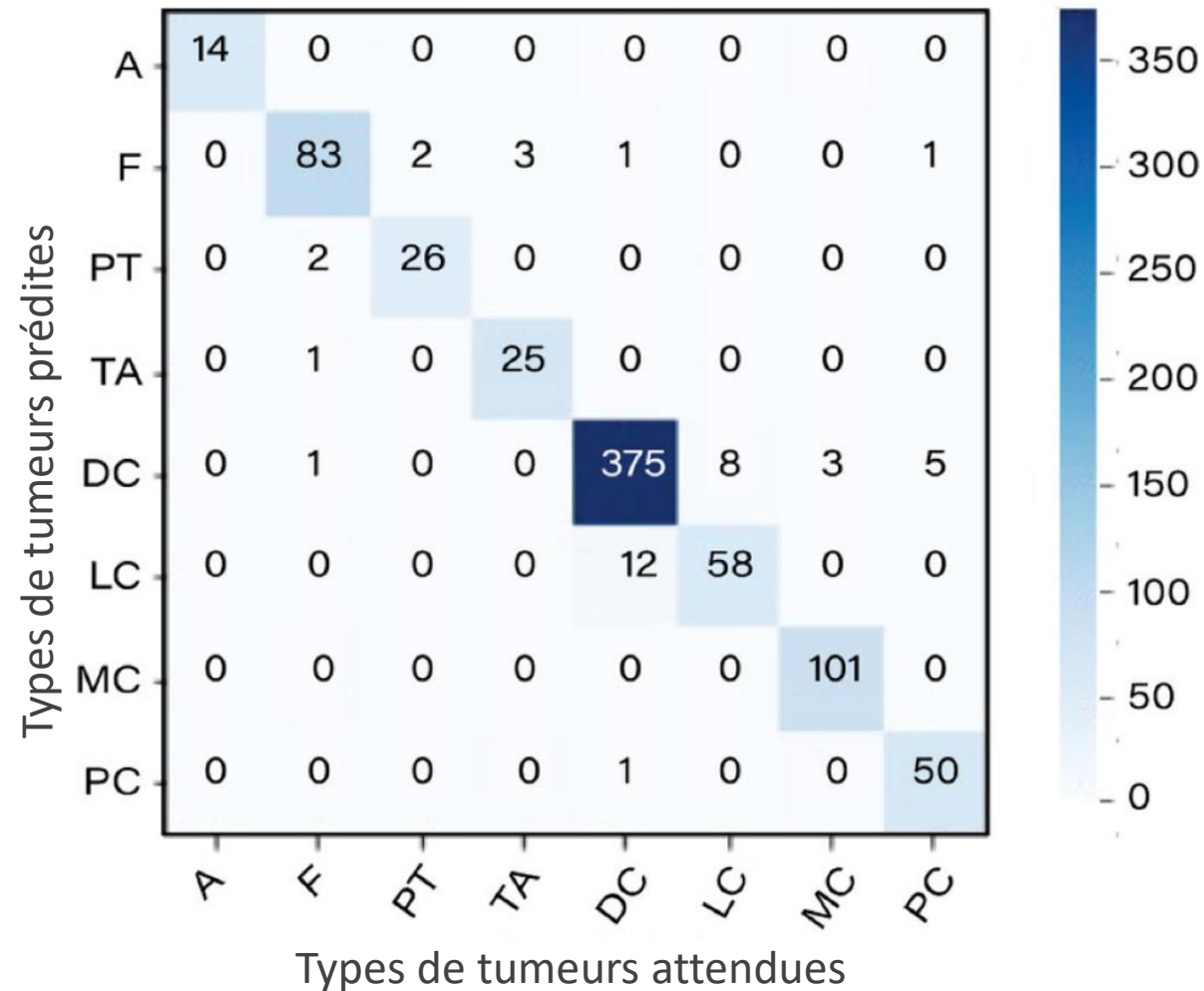
1. [Courbe ROC - expliqué simplement - DATAtab](#)

2. [F-mesure — Wikipédia](#)

EXAMPLE – CLASSIFICATION MULTI-CLASSES

30

MATRICES DE CONFUSION ^{1 2}



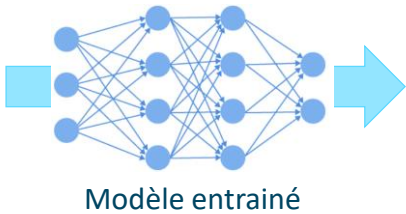
1. [Transfer learning-assisted multi-resolution breast cancer histopathological images classification | Request PDF](#)

2. [Confusion matrix - Wikipedia](#)

EXEMPLE – RÉGRESSION

ANNÉES DE SURVIE POST-OP ?

Age	Sexe	IMC	Score PCI	Survie post-op (années)
42	1	33	22	6
33	0	25	12	15
87	1	31	19	4
92	1	27	31	1
25	0	23	17	12
35	0	24	25	3
32	1	29	14	8
84	0	24	32	1
24	1	25	28	3
26	1	26	7	22
94	0	32	12	5
41	1	27	18	4



Survie post-op (prédiction)	Erreur
7	$Y_i - \hat{Y}_i = -1$
12	$Y_i - \hat{Y}_i = 3$
5	$Y_i - \hat{Y}_i = -1$
2	$Y_i - \hat{Y}_i = -1$
10	$Y_i - \hat{Y}_i = 2$
2	$Y_i - \hat{Y}_i = 1$
7	$Y_i - \hat{Y}_i = 1$
3	$Y_i - \hat{Y}_i = -2$
4	$Y_i - \hat{Y}_i = -1$
15	$Y_i - \hat{Y}_i = 7$
8	$Y_i - \hat{Y}_i = -3$
10	$Y_i - \hat{Y}_i = -6$

EXEMPLE – RÉGRESSION

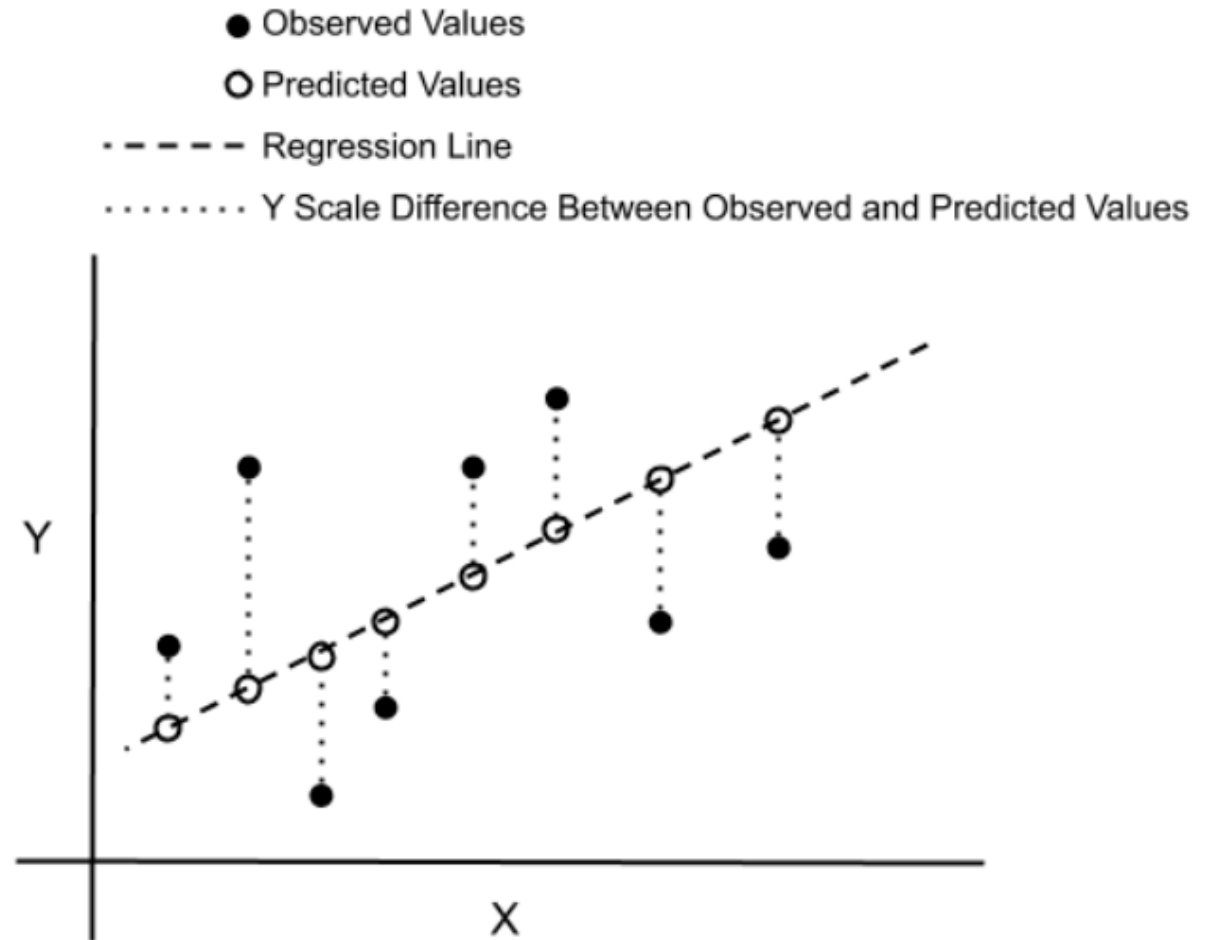
ERREUR QUADRATIQUE MOYENNE ^{1 2}

32

La différence moyenne entre la valeur attendue et la valeur prédite

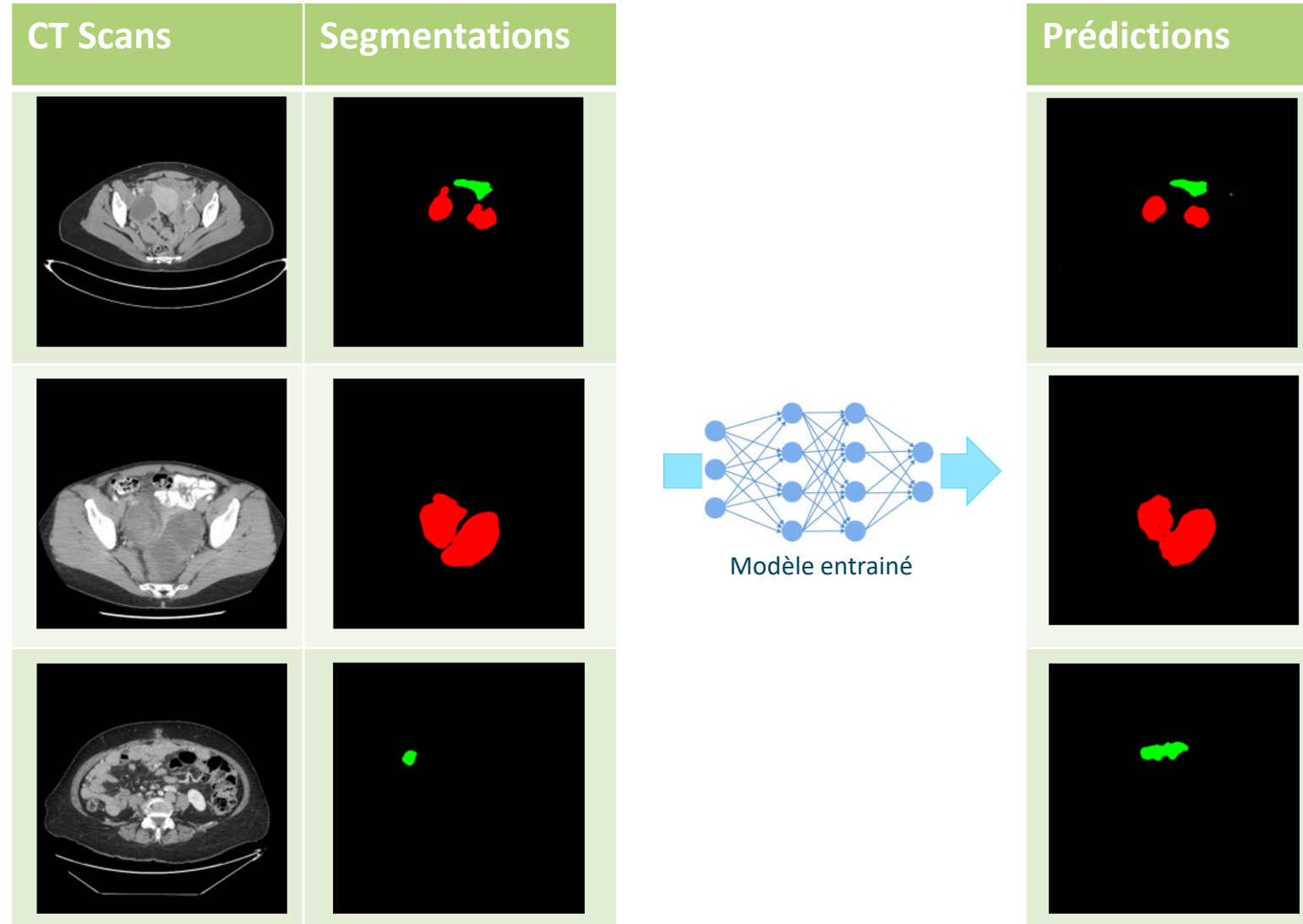
$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Pour notre exemple:
MSE = 9,75



EXEMPLE – SEGMENTATION

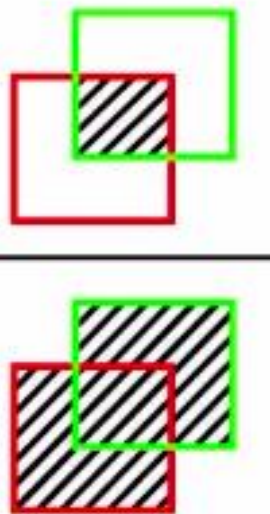
REPÉRER DES TUMEURS ET DES MÉTASTASES

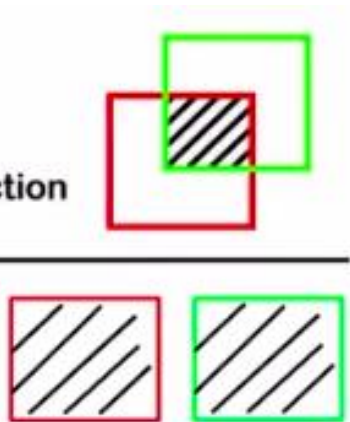


EXAMPLE – SEGMENTATION

34

IOU ET DICE SCORE ^{1 2}

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of Intersection}}{\text{Area of Union}}$$


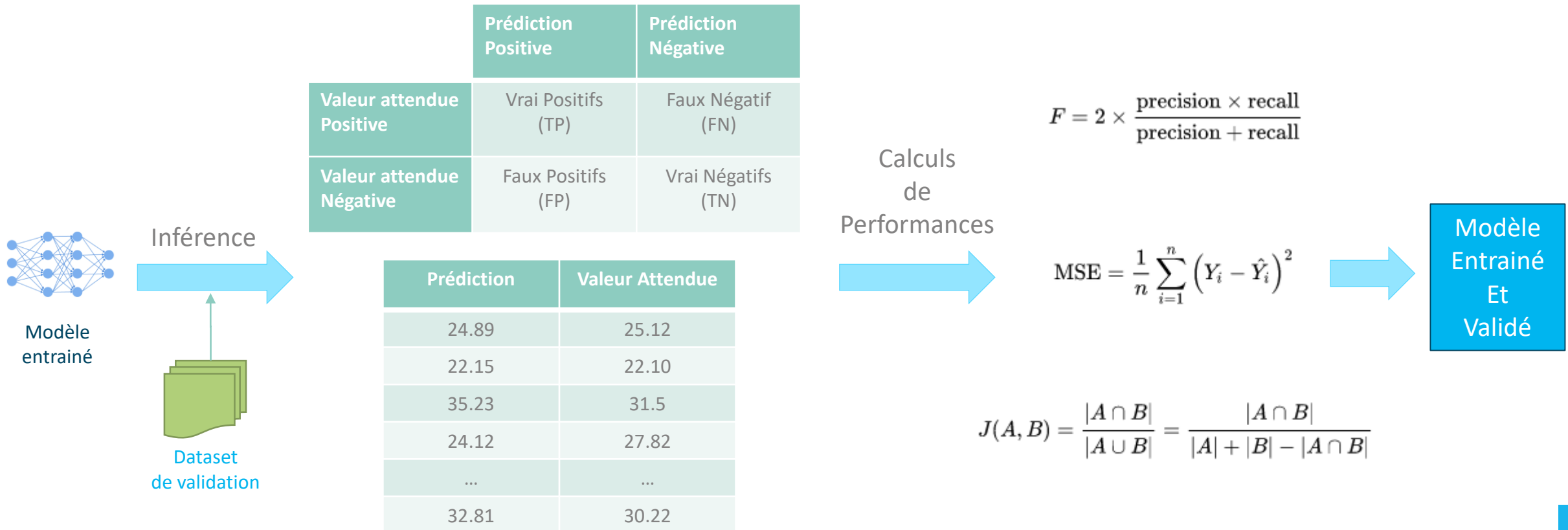
$$\text{Dice Score} = \frac{2 \times \text{Area of Intersection}}{\text{Total Area}}$$


1. [Introduction to Image Segmentation - Analytics Vidhya](#)
2. [Jaccard index – Wikipedia](#)
3. [Indice de Sørensen-Dice — Wikipédia](#)

LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DU MODÈLE

35

TESTS ET VALIDATION

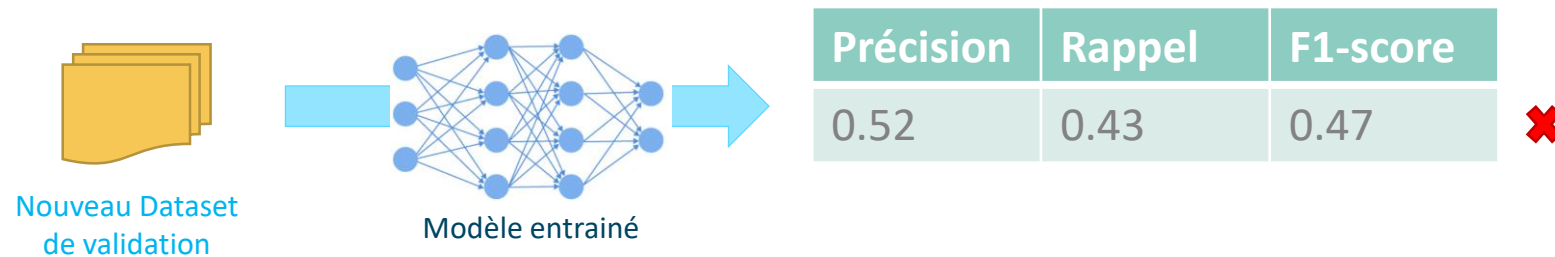
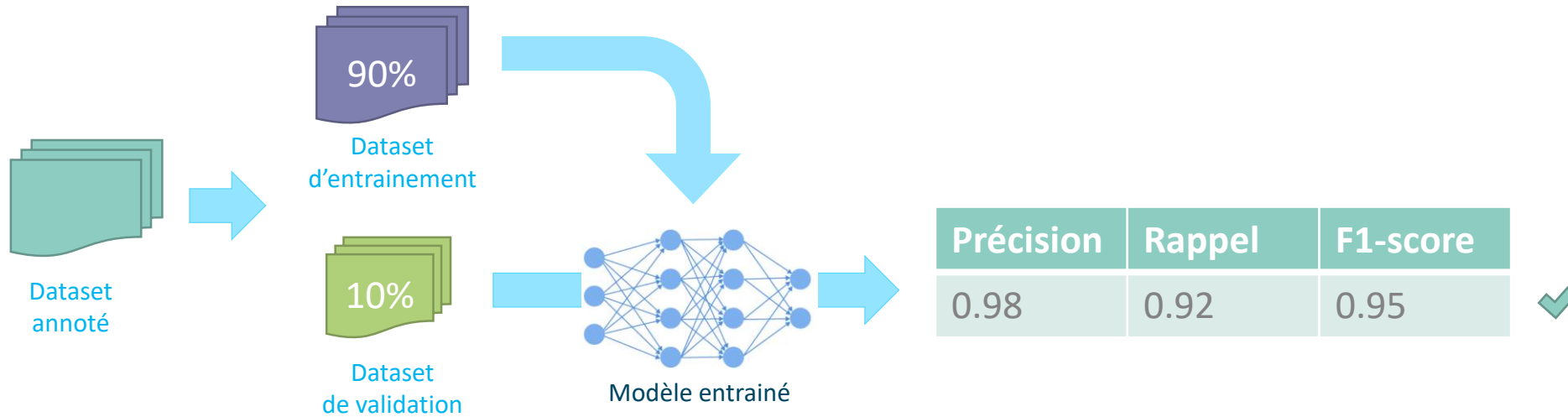


LIMITES ET BIAIS

LIMITES

37

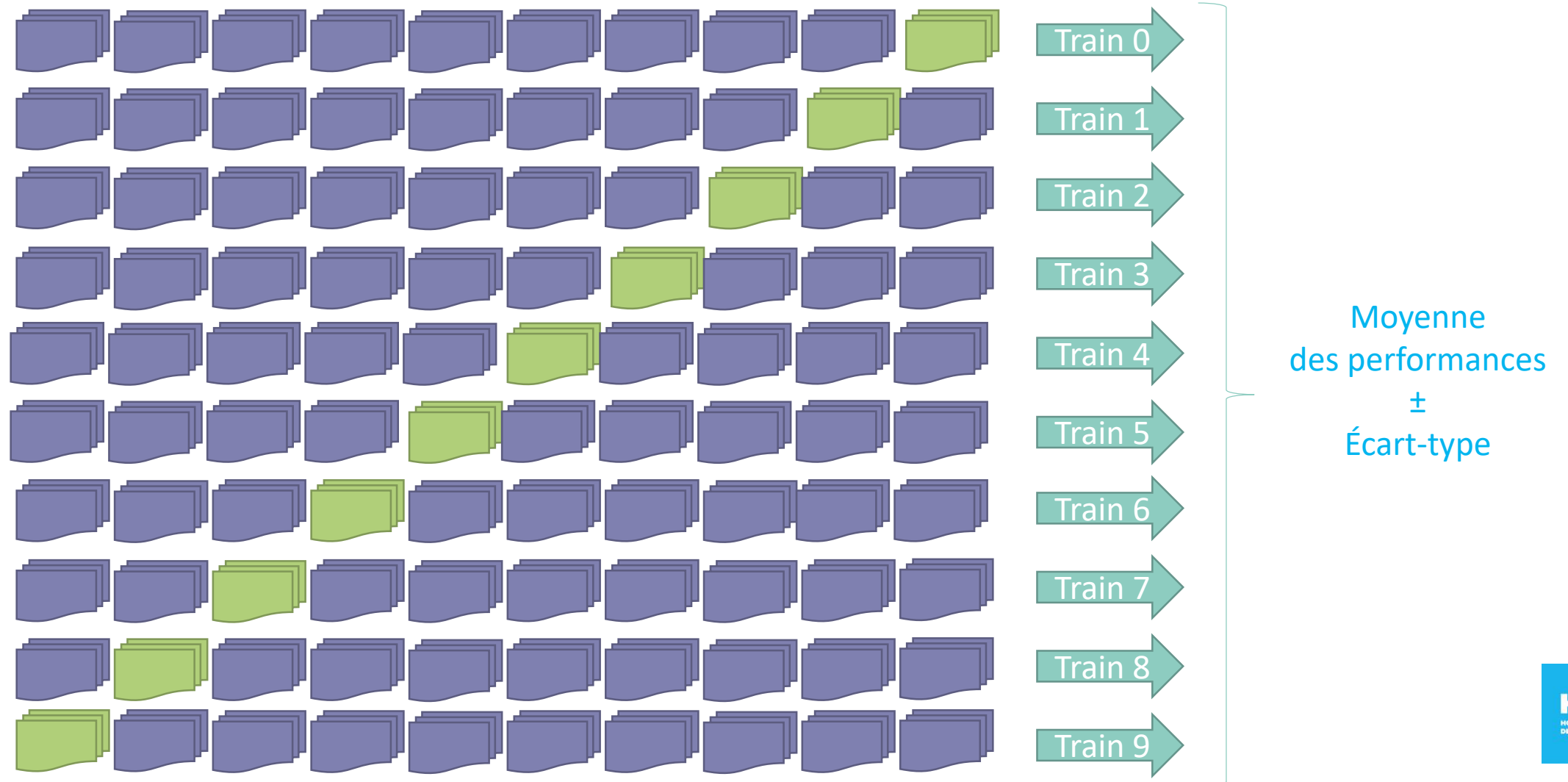
UN JEU DE VALIDATION QUI TOMBE BIEN



STRATÉGIE DE VALIDATION

38

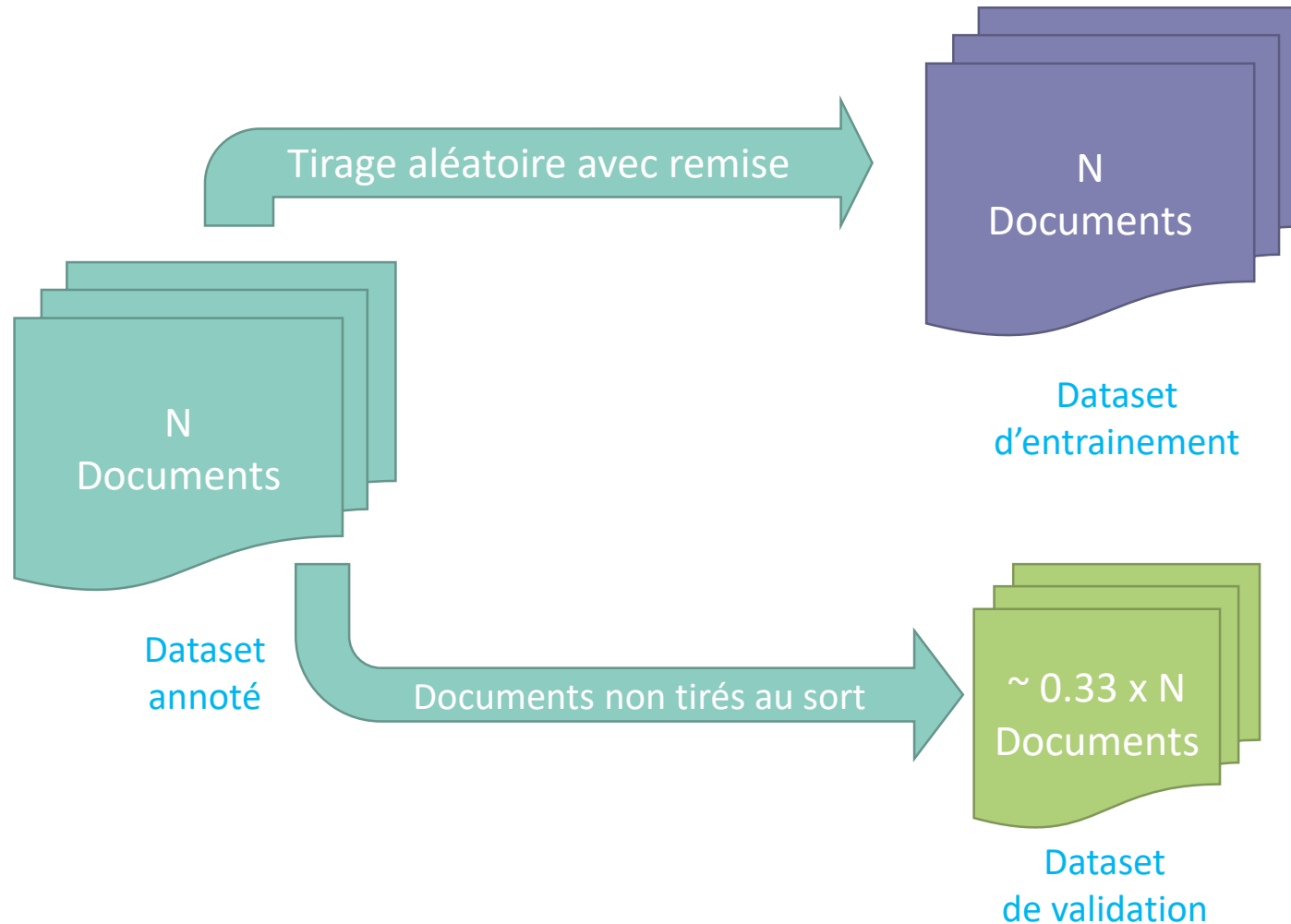
CROSS-VALIDATION



STRATÉGIE DE VALIDATION

BOOTSTRAPPING

39

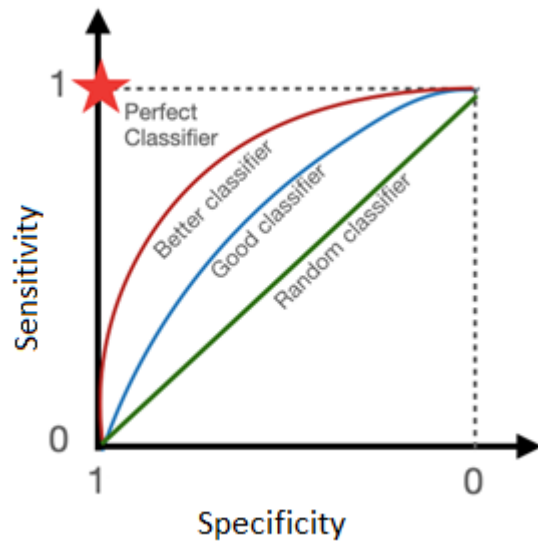
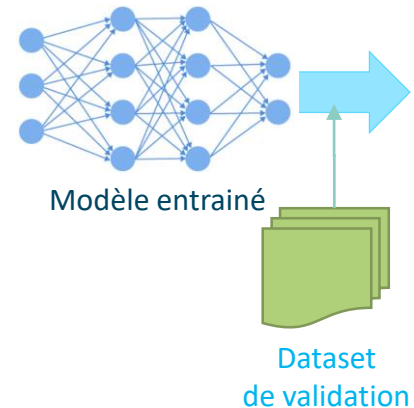


SEUILS DE VALIDATION

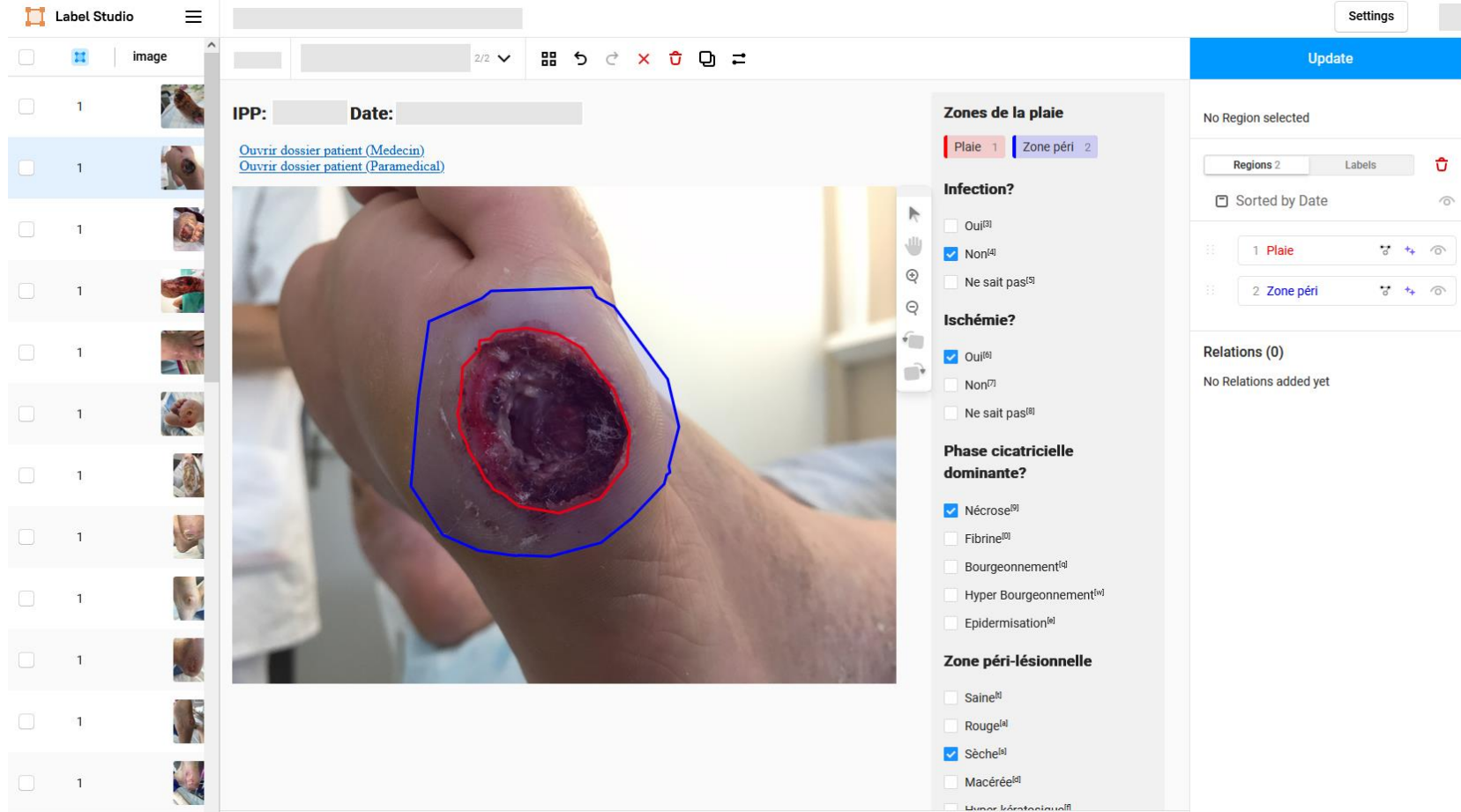
Sensibilité	Spécificité	
0.55	0.55	✗
0.98	0.55	✗
0.72	0.98	✗
0.97	0.98	✓?
1.0	1.0	Modèle « parfait »

Comment déterminer si un modèle est valide pour la pratique clinique ?

- Définir un seuil minimum pour chaque métrique
- Dépend de la pré-valence, comme tout test médical
- À définir au cas par cas lors de la mise en place du projet



ANNOTATION DES DONNÉES DE SANTÉ



La qualité du modèle dépend de la qualité des annotations

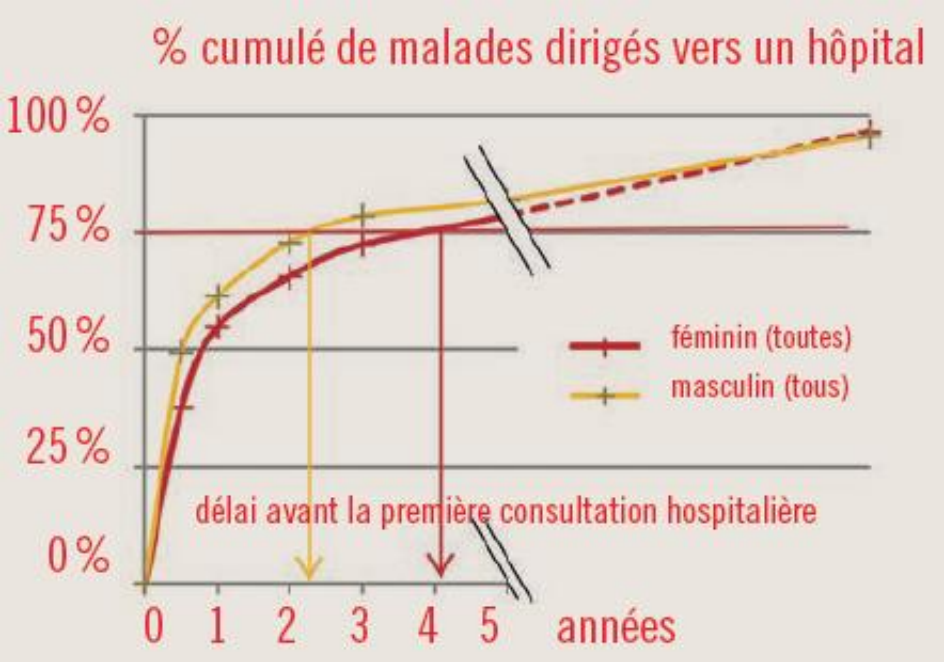
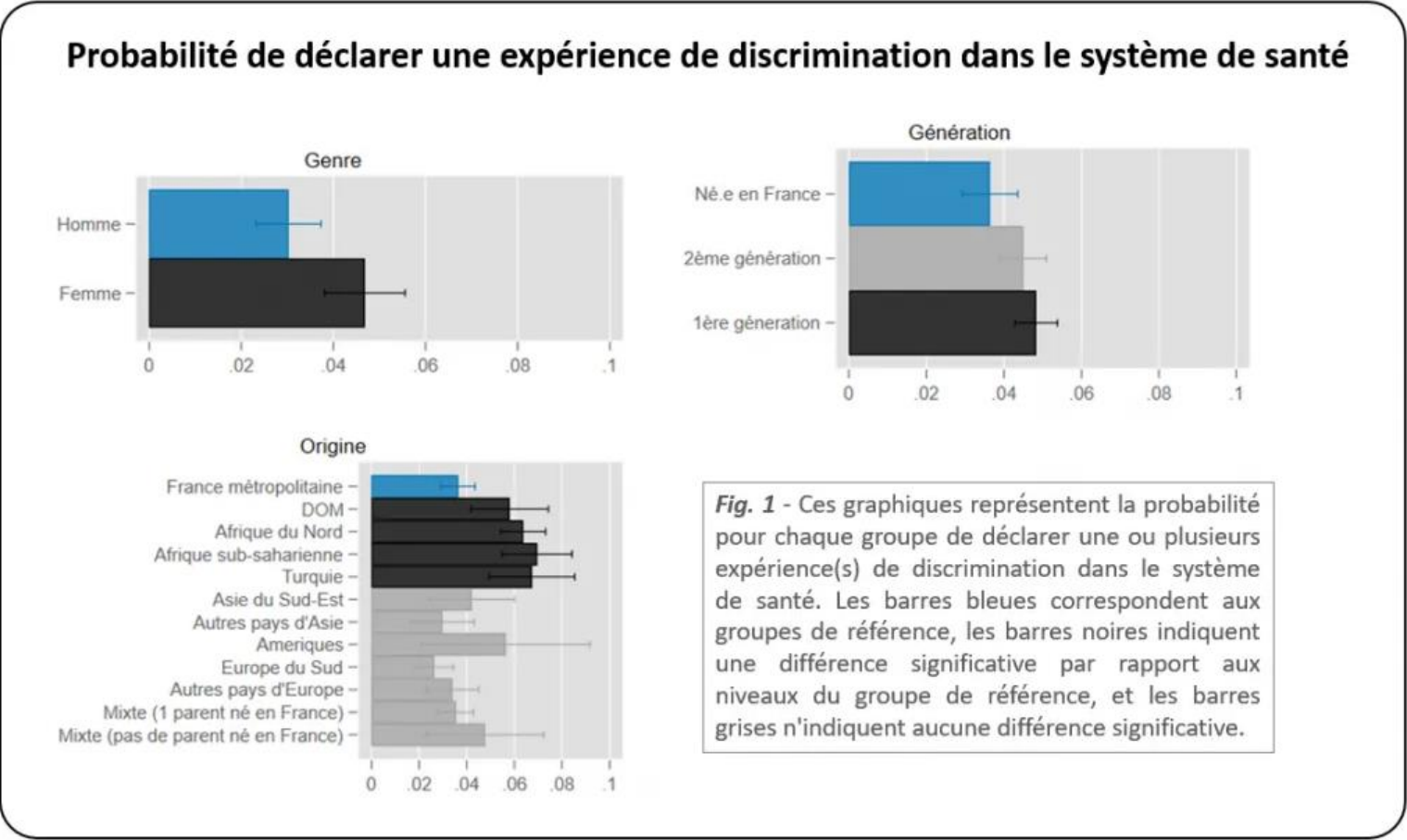
Besoins:

- De personnes qualifiées (au moins 2 ou 3)
- D'un protocole d'annotation bien établi avec relecture



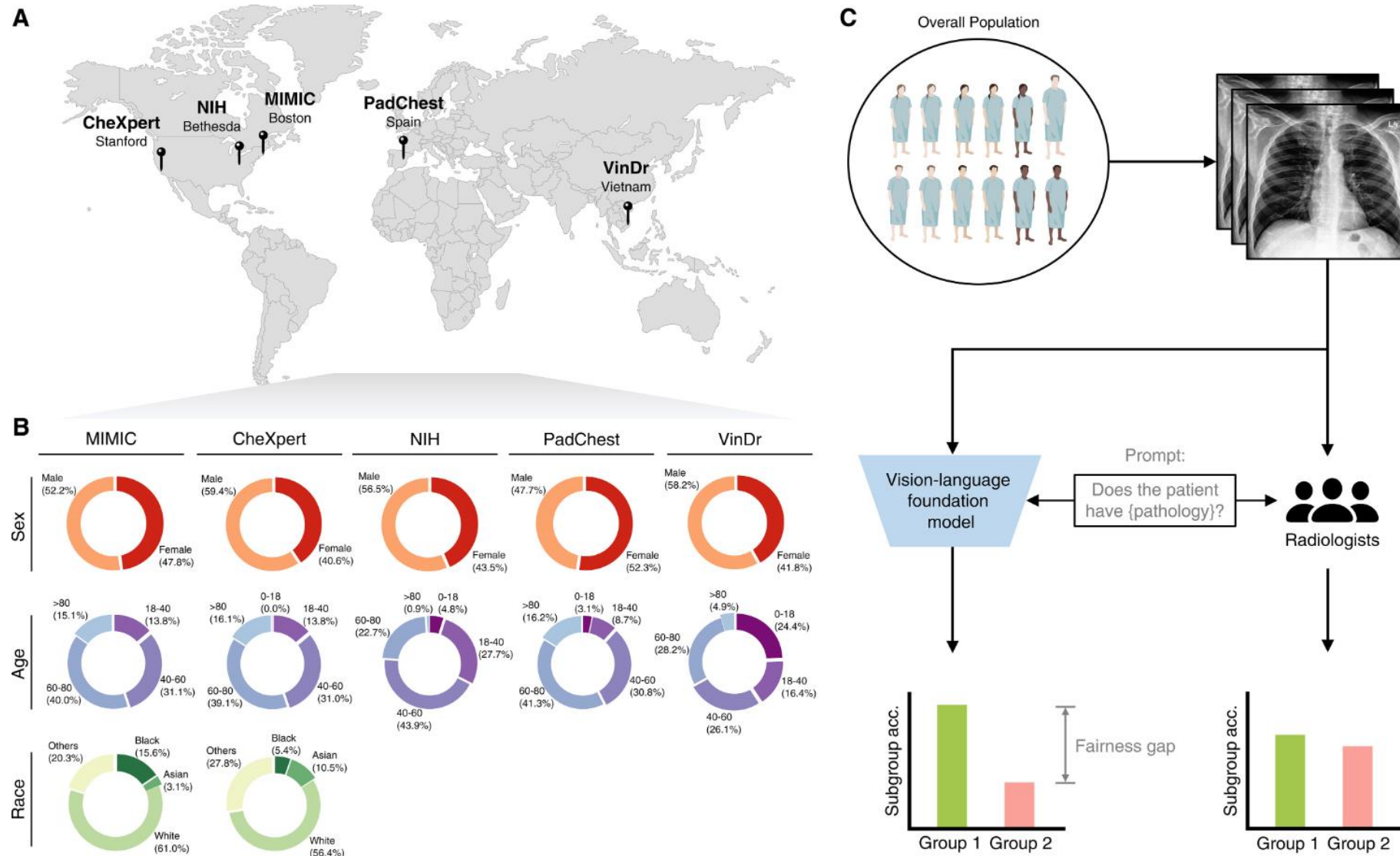
Un modèle est « au mieux » aussi bon que les personnes ayant annotées les données

REPRODUCTION DE COMPORTEMENTS DISCRIMINANTS^{1 2 3 4 5}



1. [Ined \(2020\) – « Les discriminations dans le système de santé français: un obstacle à l'accès aux soins »](#)
2. [Rivenbark J. G. and Ichou M. \(2020\) – « Discrimination in healthcare as a barrier to care: experiences of socially disadvantaged populations in France from a nationally representative survey »](#)
3. [Borgesius F. Z. \(2018\) – « Discrimination, artificial intelligence, and algorithmic decision-making »](#)
4. [Wang Q., Xu Z., Chen Z., et al. \(2021\) – « Visual Analysis of Discriminating in Machine Learning »](#)
5. [Alliance Maladies Rares - erradiag \(alliance-maladies-rares.org\)](#)

BIAIS SEXISTES ET RACISTES DANS L'ANALYSE D'IMAGES MÉDICALES ^{1 2}

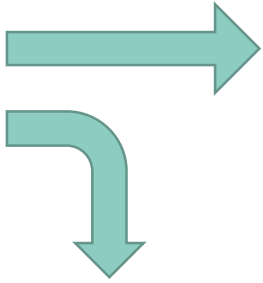
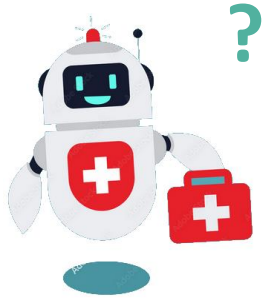


1. [Demographic bias of expert-level vision-language foundation models in medical imaging | Science Advances](#)

2. [Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations | Science](#)

CONCLUSION

QUELLES TÂCHES AUTOMATISER ? QUELLES DONNÉES UTILISER ? ^{1 2}



La vraie question n'est pas:
« *Qu'est-ce qu'on peut faire avec l'IA ?* »

Mais:
« *Qu'est-ce qui est **pertinent** de faire avec l'IA ?* »

1. [Henry K.E., Kornfield R., Sridharan A., et al. \(2022\) - « Human-machine teaming is key to {AI} adoption: clinicians' experiences with a deployed machine learning system »](#)
2. [Kim J.Y., Boag W., Gulamali F., et al. \(2023\) – « Organizational Governance of Emerging Technologies: AI Adoption in Healthcare »](#)

MERCI

www.chu-lyon.fr



HCL
**HOSPICES CIVILS
DE LYON**