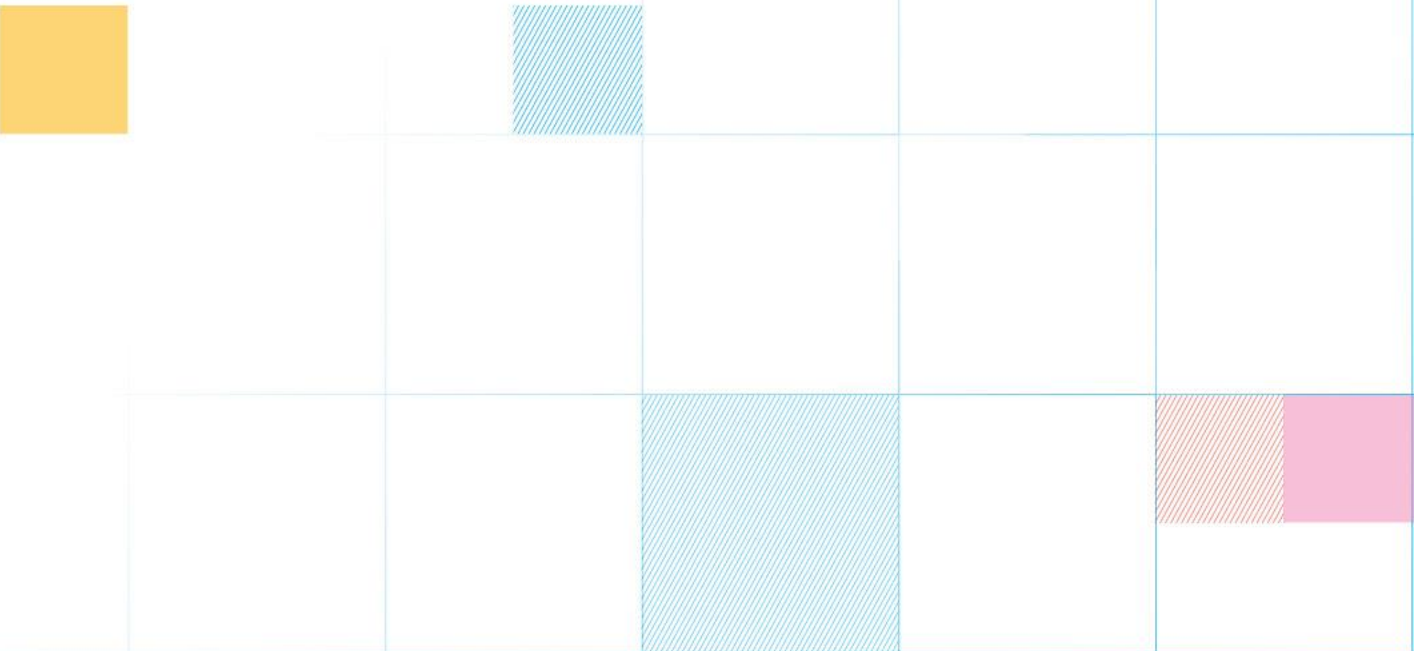




INTRODUCTION À L'IA

RENDRE ACCESSIBLE L'IA EN PRATIQUE MÉDICALE

HCL
HOSPICES CIVILS
DE LYON

10/10/2024

ANTOINE RICHARD, CHARGÉ DES APPLICATIONS IA, HCL, DSN GIÈRES

www.chu-lyon.fr

INTRODUCTION

CONTEXTE 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 « 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.)

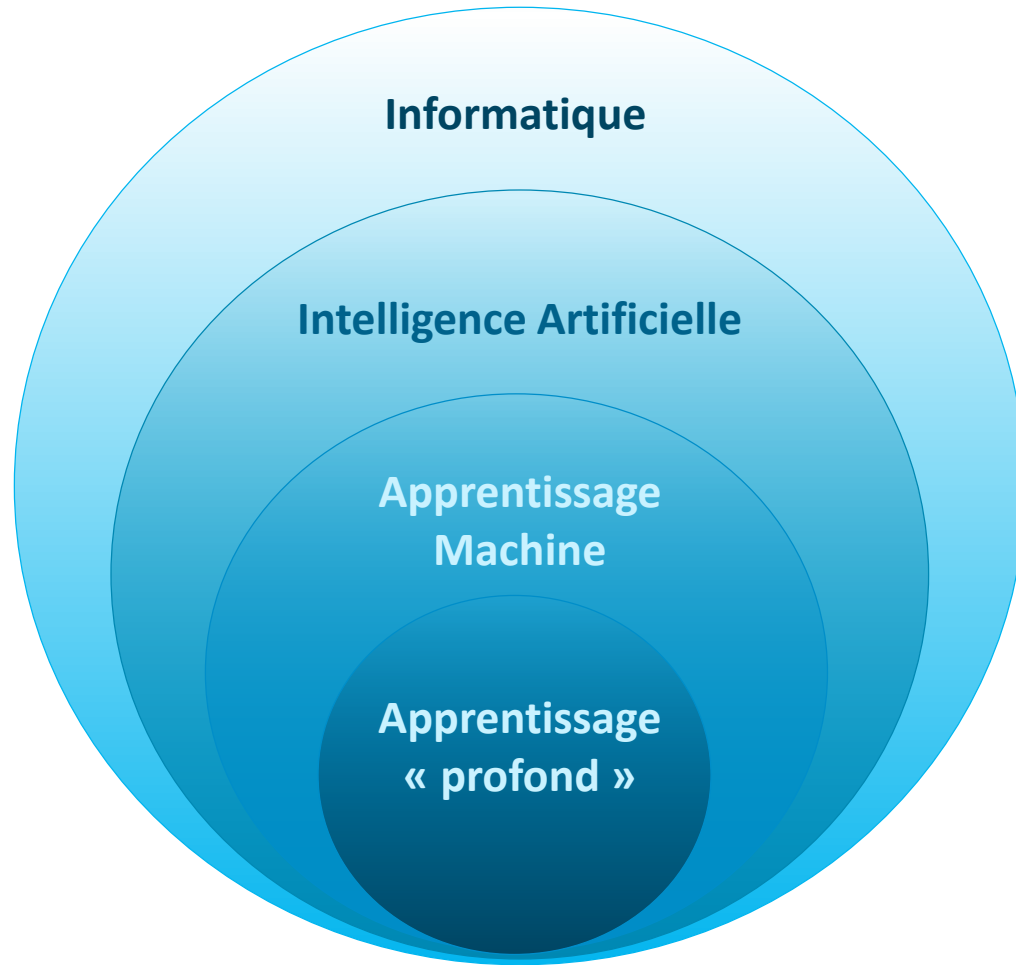
En anglais ²:

- 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>

INFORMATIQUE, IA, MACHINE LEARNING, AND 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

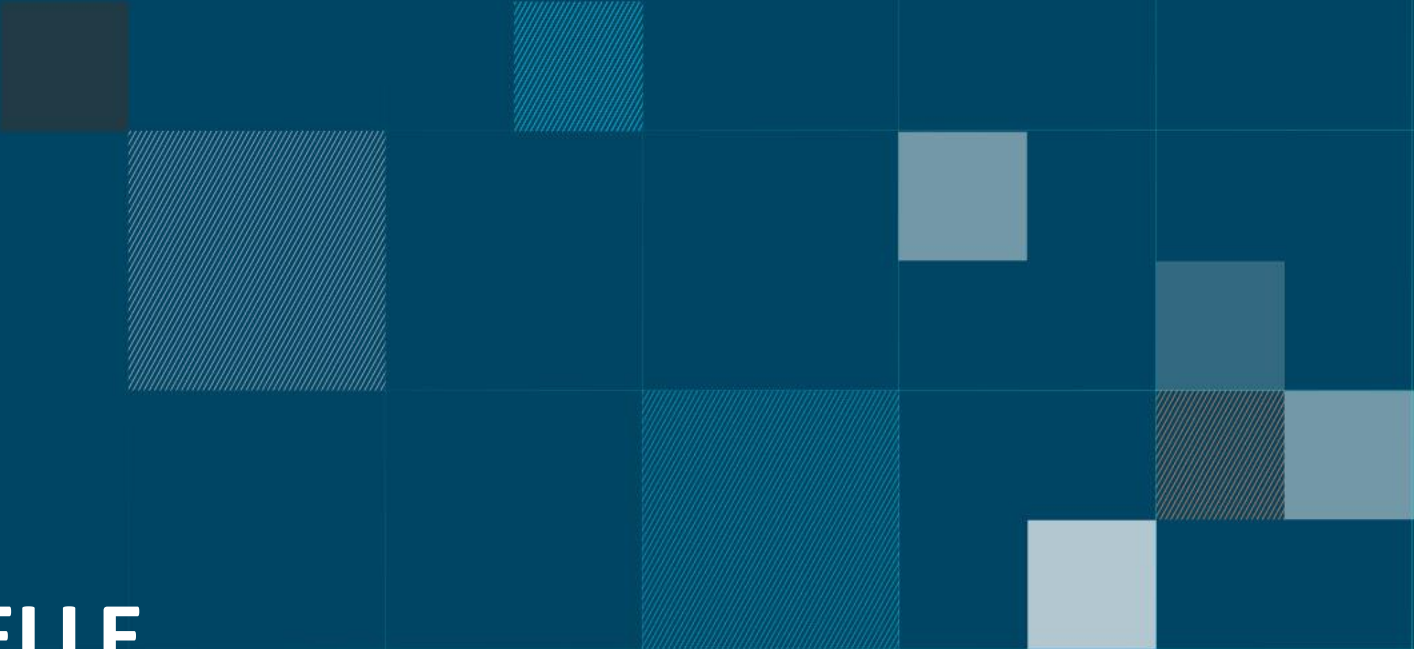
Machine Learning (ML):

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](#)



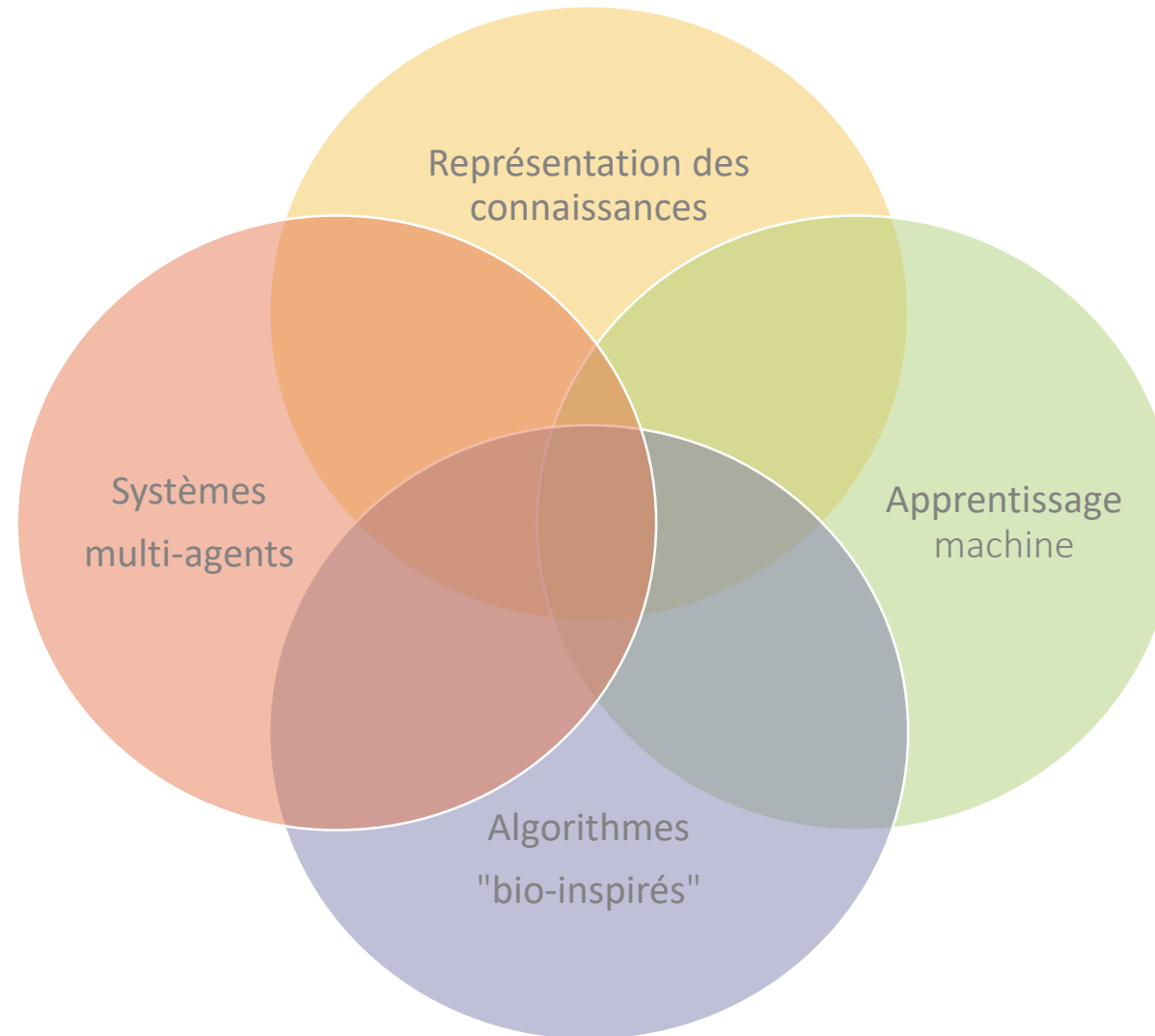
L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

PETIT TOUR D'HORIZON

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

7

UN VASTE DOMAINE DE RECHERCHE ¹

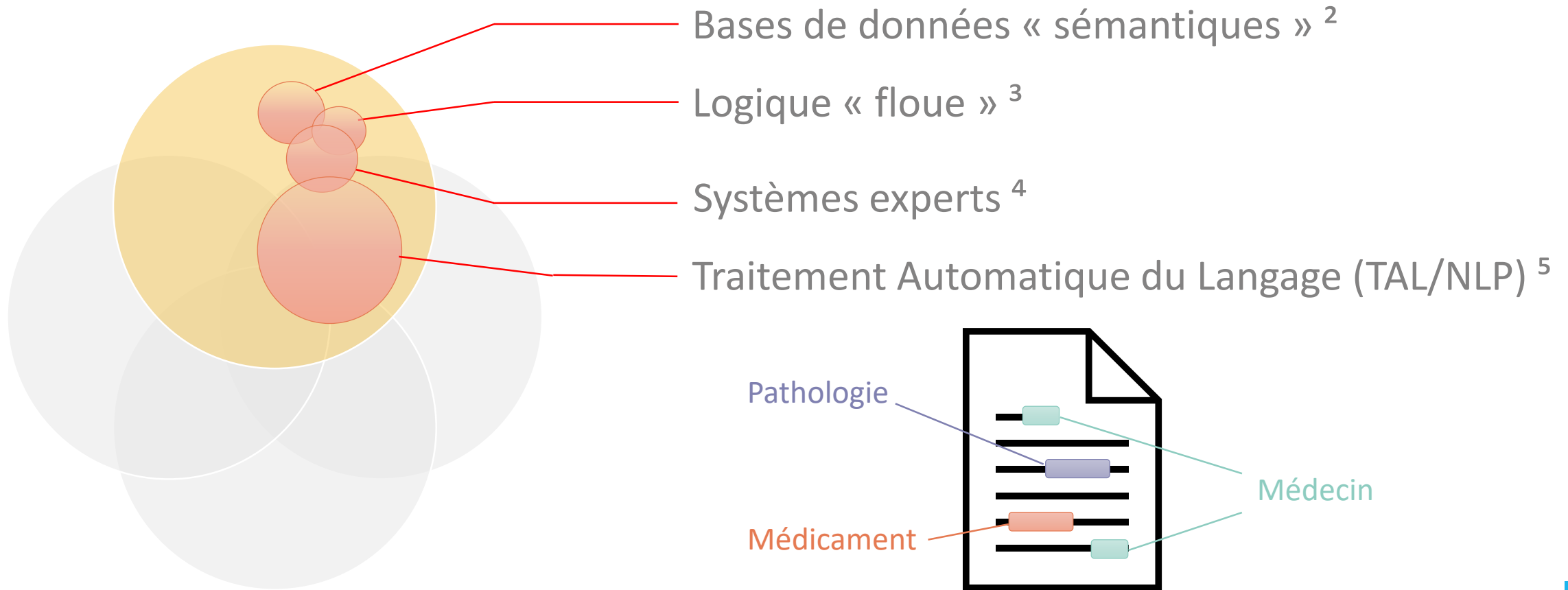


○ Sous-domaine de recherche

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

8

LA REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES ¹

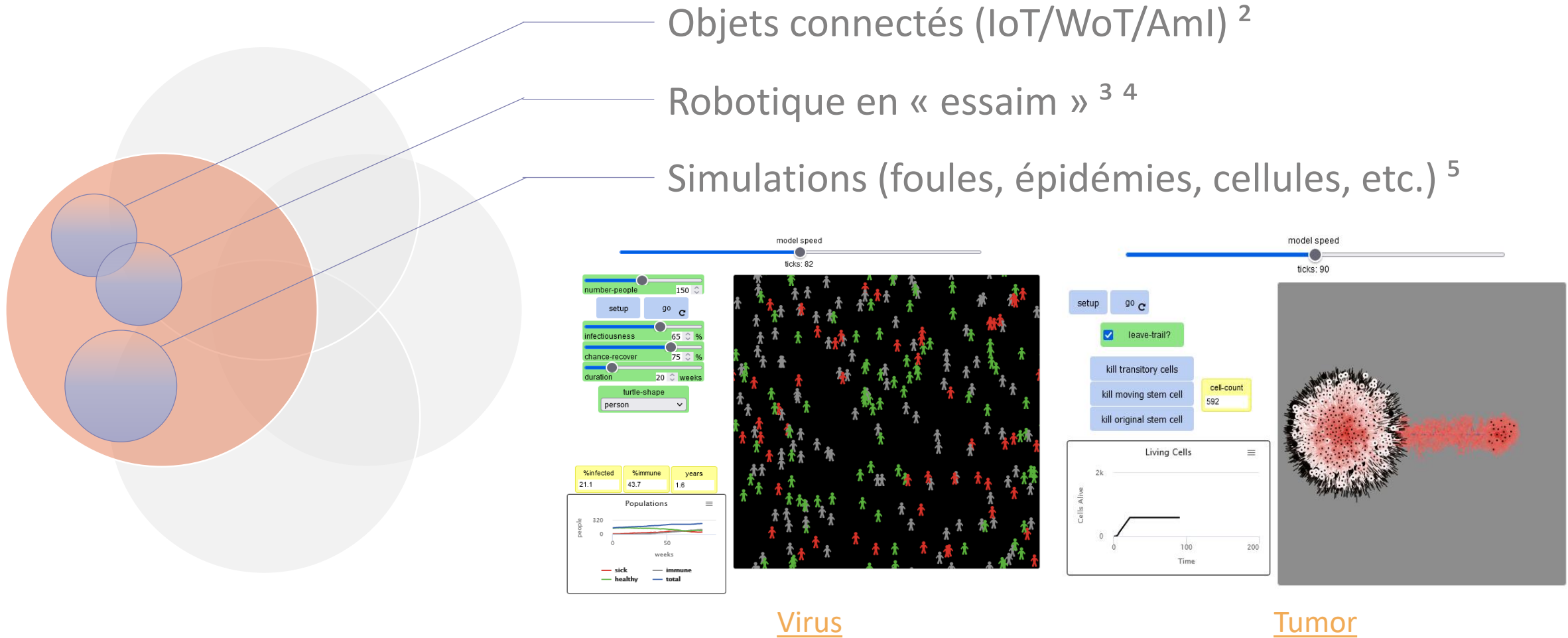


1. [Kendal S. and Creen M. \(2007\) – « An introduction to knowledge engineering »](#)
2. [Decker *et al.* \(2000\) - Framework for the semantic web: an RDF tutorial](#)
3. [L. A. Zadeh \(1977\) - Fuzzy Logic](#)
4. [Jackson \(1986\): Introduction to expert systems](#)
5. [Chowdhary \(2020\) - Natural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

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

9

LES SYSTÈMES MULTI-AGENTS (SMA/MAS) ¹

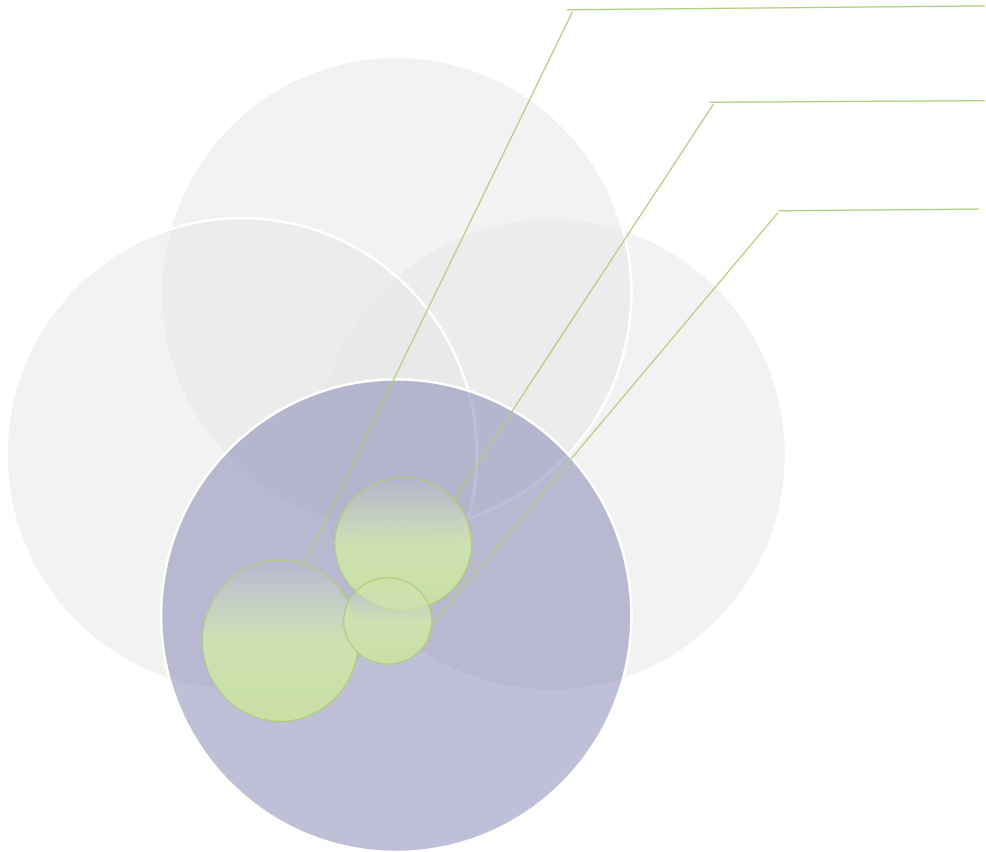


1. [Balaji P. G. and Srinivasan D. \(2010\) – « An Introduction to Multi-Agent Systems »](#)
2. [Darshan and Anandakumar \(2015\) - A comprehensive review on usage of Internet of Things \(IoT\) in healthcare system](#)
3. [Dorigo et al. \(2013\) - Swarmanoid: a novel concept for the study of heterogeneous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

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

10

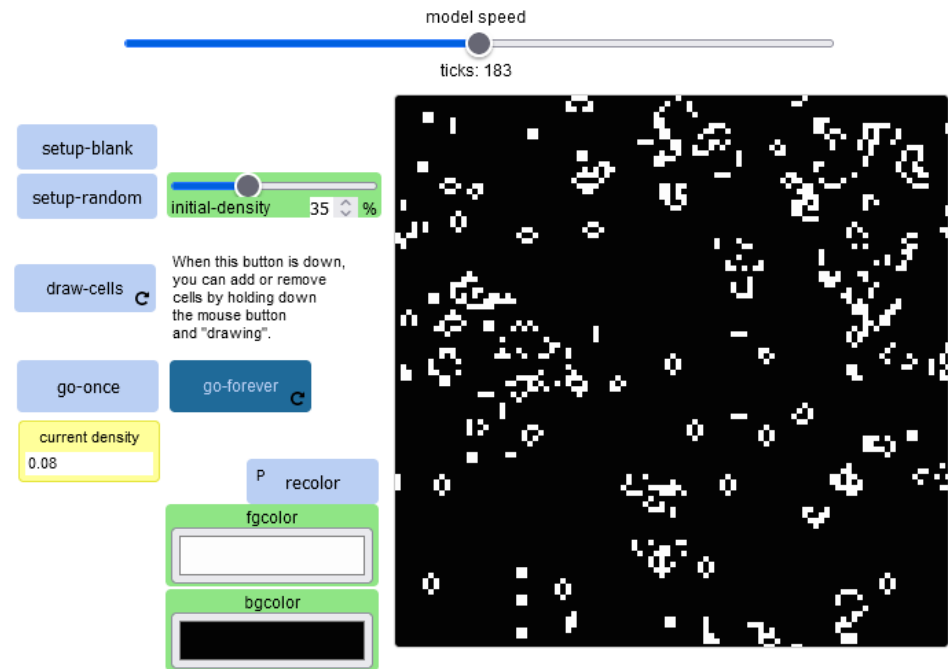
ALGORITHMES « BIO-INSPIRÉS » ¹



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 »](#)

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

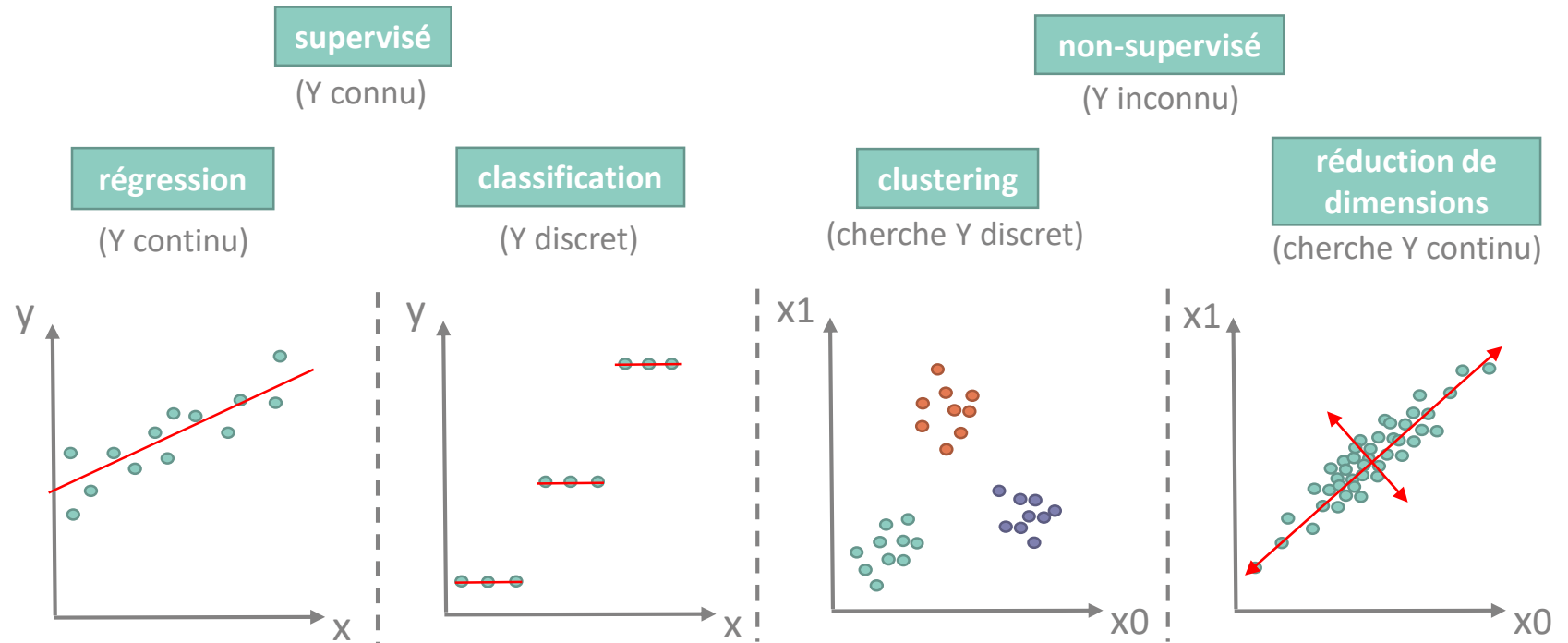
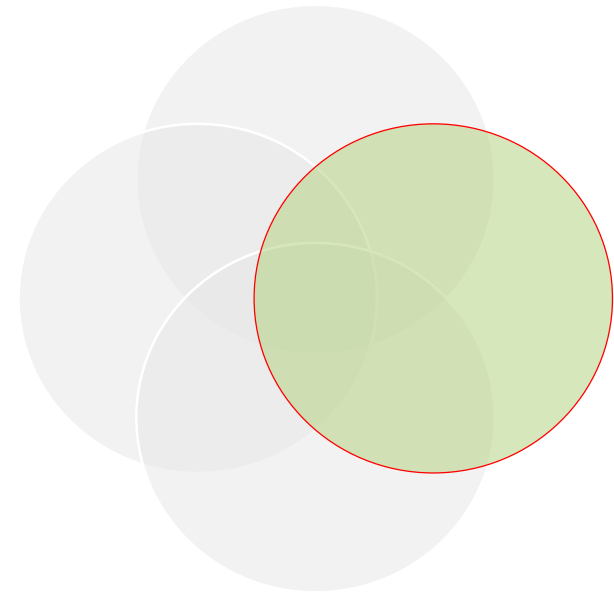
11

APPRENTISSAGE MACHINE (ML) ^{1 2 3}

On a des données
X et (parfois) Y

Apprentissage

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

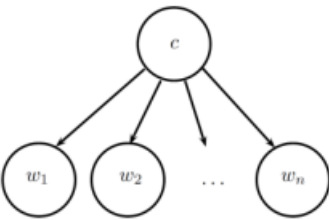
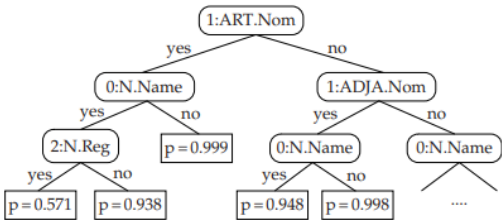
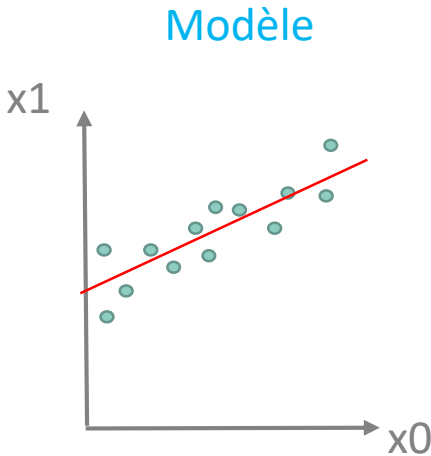


1. [Alloghani et al. \(2019\) - A Systematic Review on Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms for Data Science](#)
2. [Shailaja, Seetharamulu and Jabbar \(2018\) - Machine Learning in Healthcare: A Review](#)
3. [Dhillon and Singh \(2019\) - Machine Learning in Healthcare Data Analysis: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

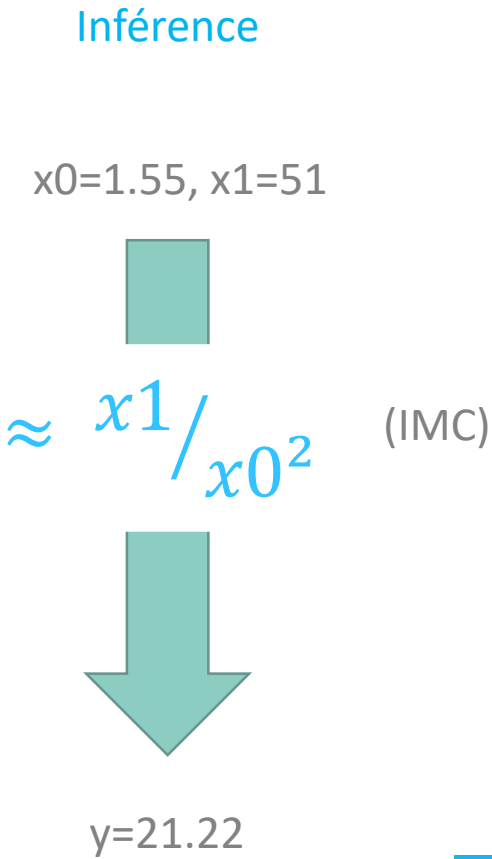
EXEMPLE

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



...

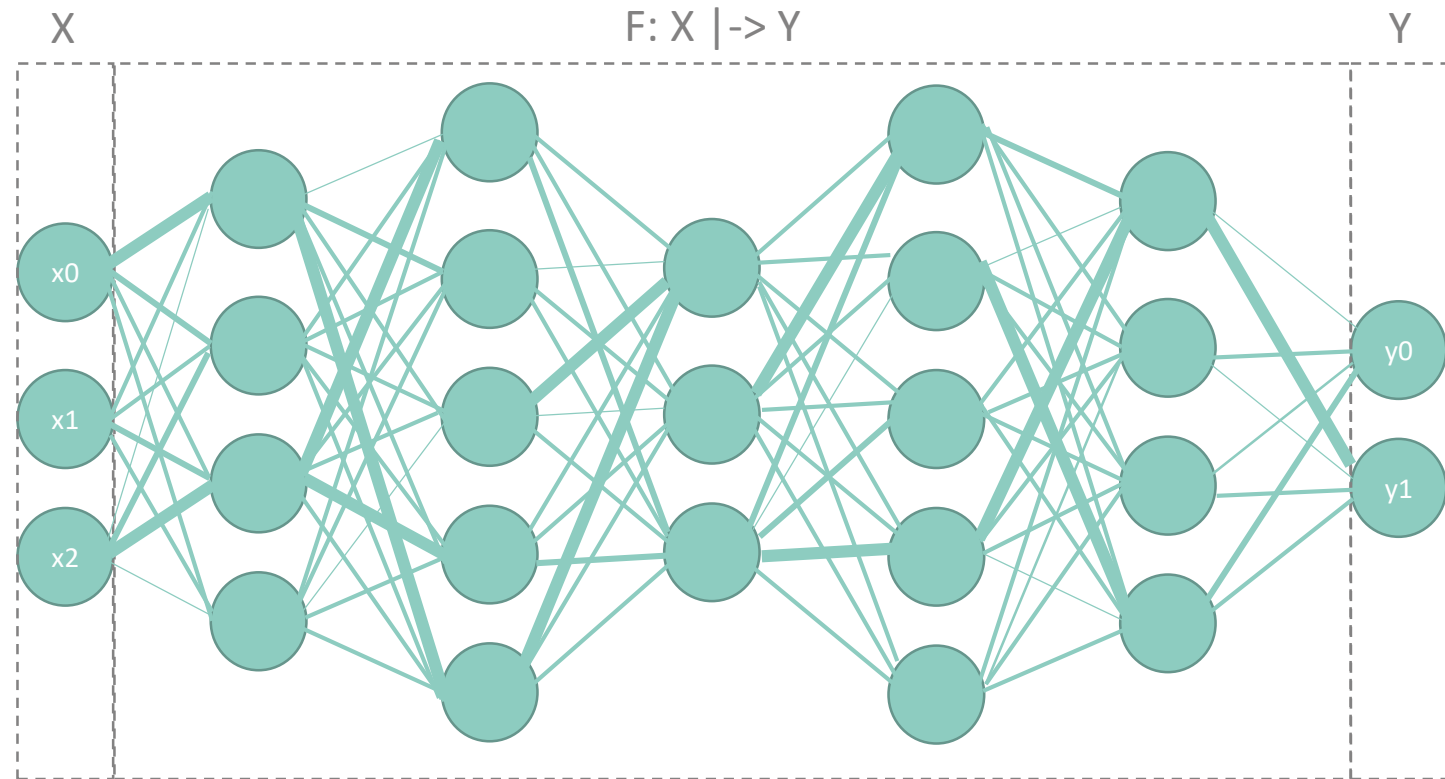


QU'EST-CE QUE « L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE » ?

13

APPRENTISSAGE MACHINE

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](#)

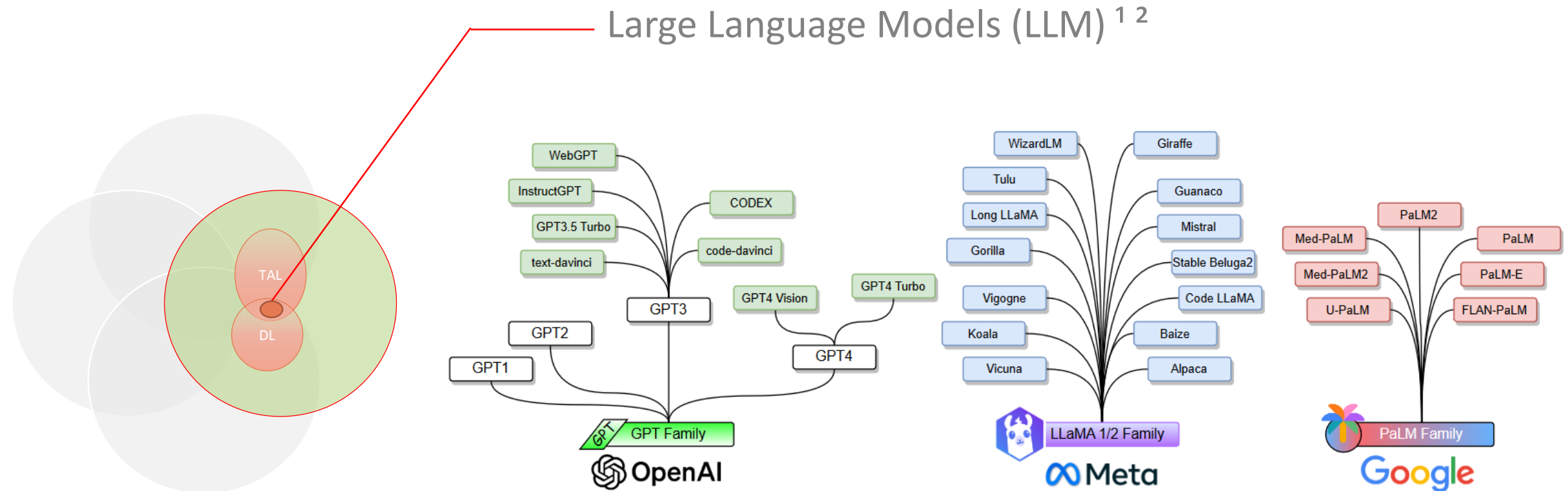
FOCUS

LES LARGES MODÈLES DE LANGAGE

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

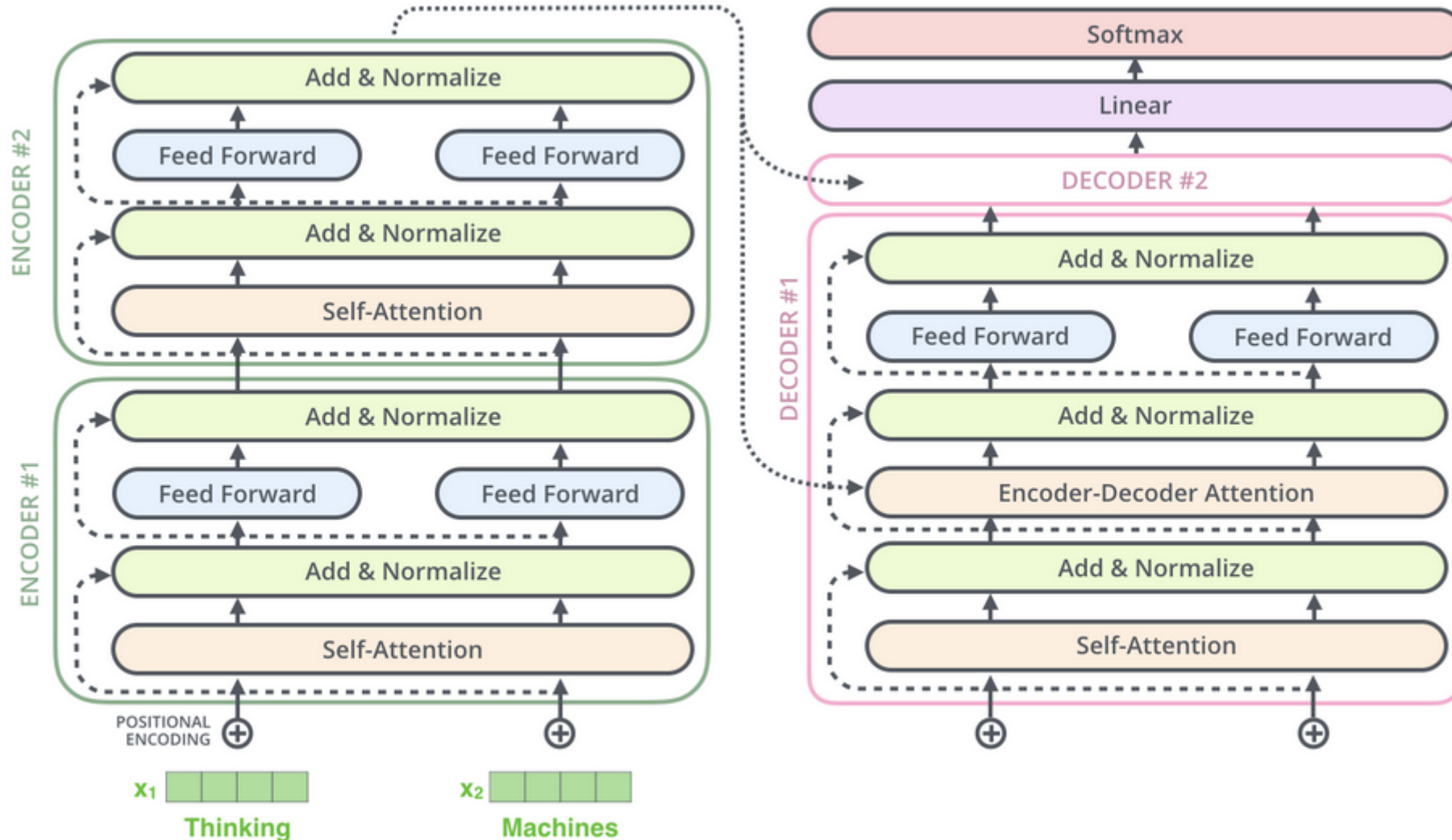
15

APPRENTISSAGE MACHINE



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 »](#)

LES TRANSFORMERS ^{1 2}

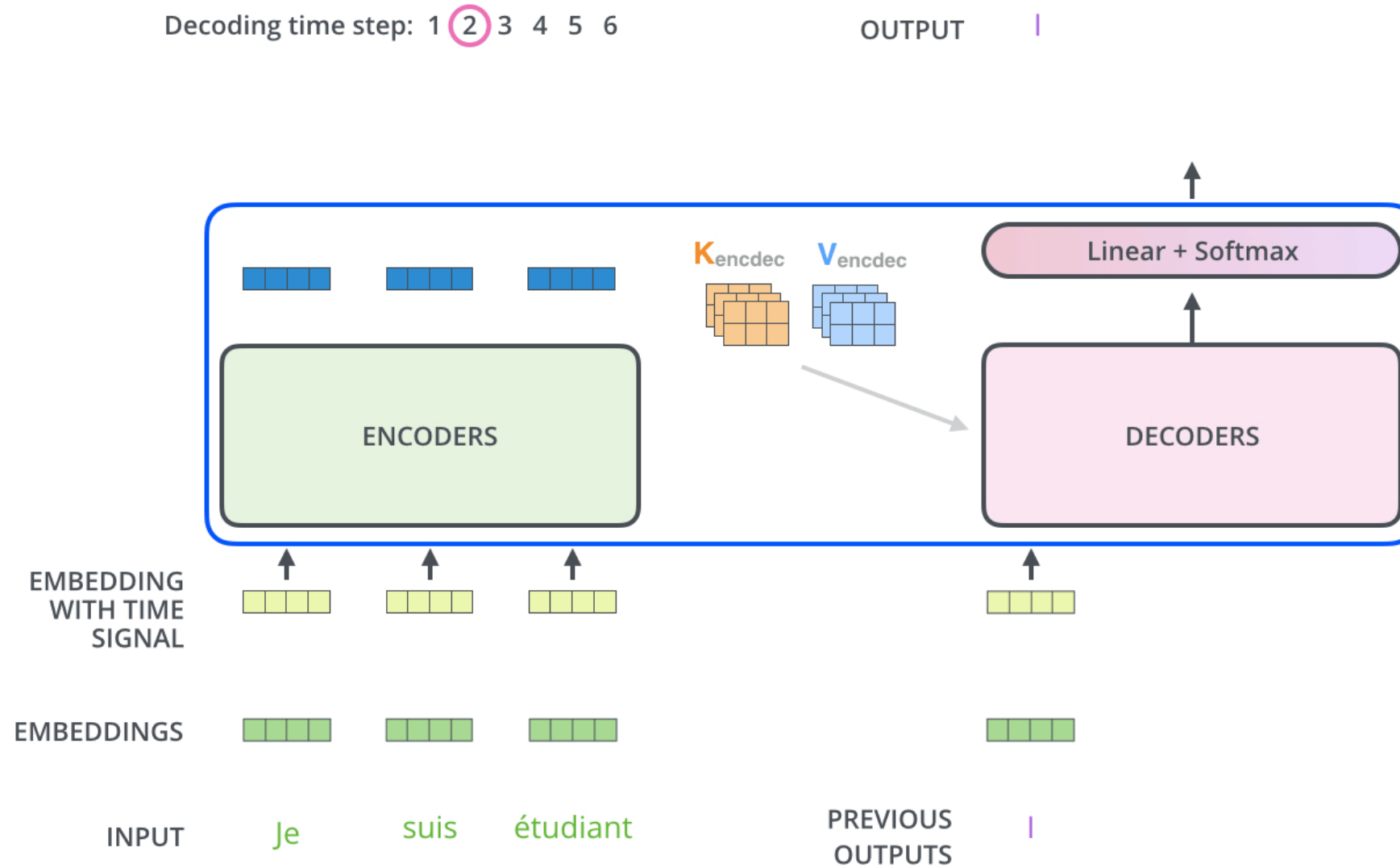


1. [Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. et al. \(2017\) – « Attention Is All You Need »](#)
2. <https://jalammar.github.io/illustrated-transformer/>

LE MÉCANISME D'ENCODAGE ET DE DÉCODAGE

17

EXEMPLE ¹

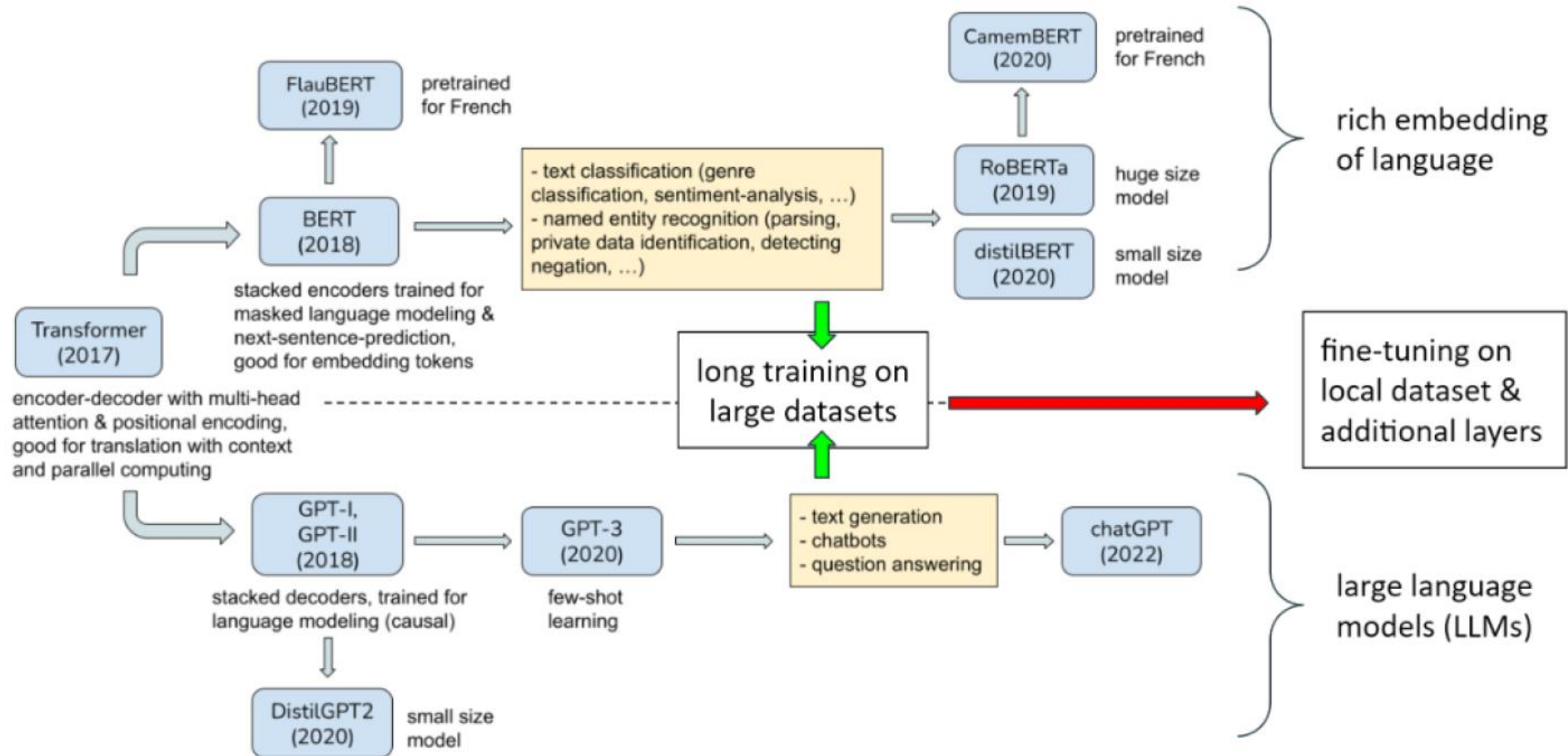


1. <https://jalammar.github.io/illustrated-transformer/>

LES « TRANSFORMERS »

18

ARBRE DE FAMILLE ¹



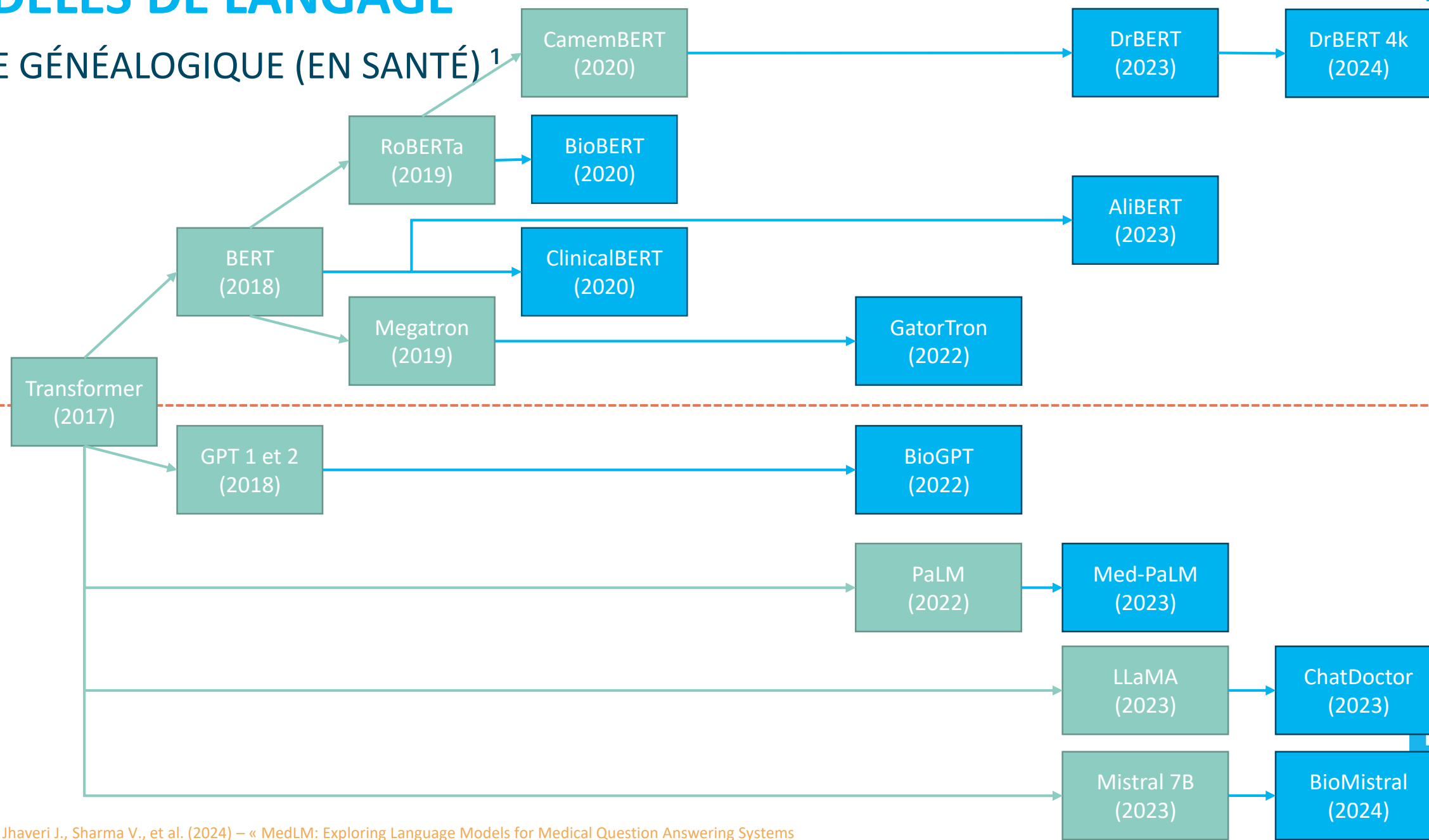
1. [Berthelie, Boutet and Richard \(2023\) – « Toward training NLP models to take into account privacy leakages »](#)

MODÈLES DE LANGAGE

ARBRE GÉNÉALOGIQUE (EN SANTÉ) ¹

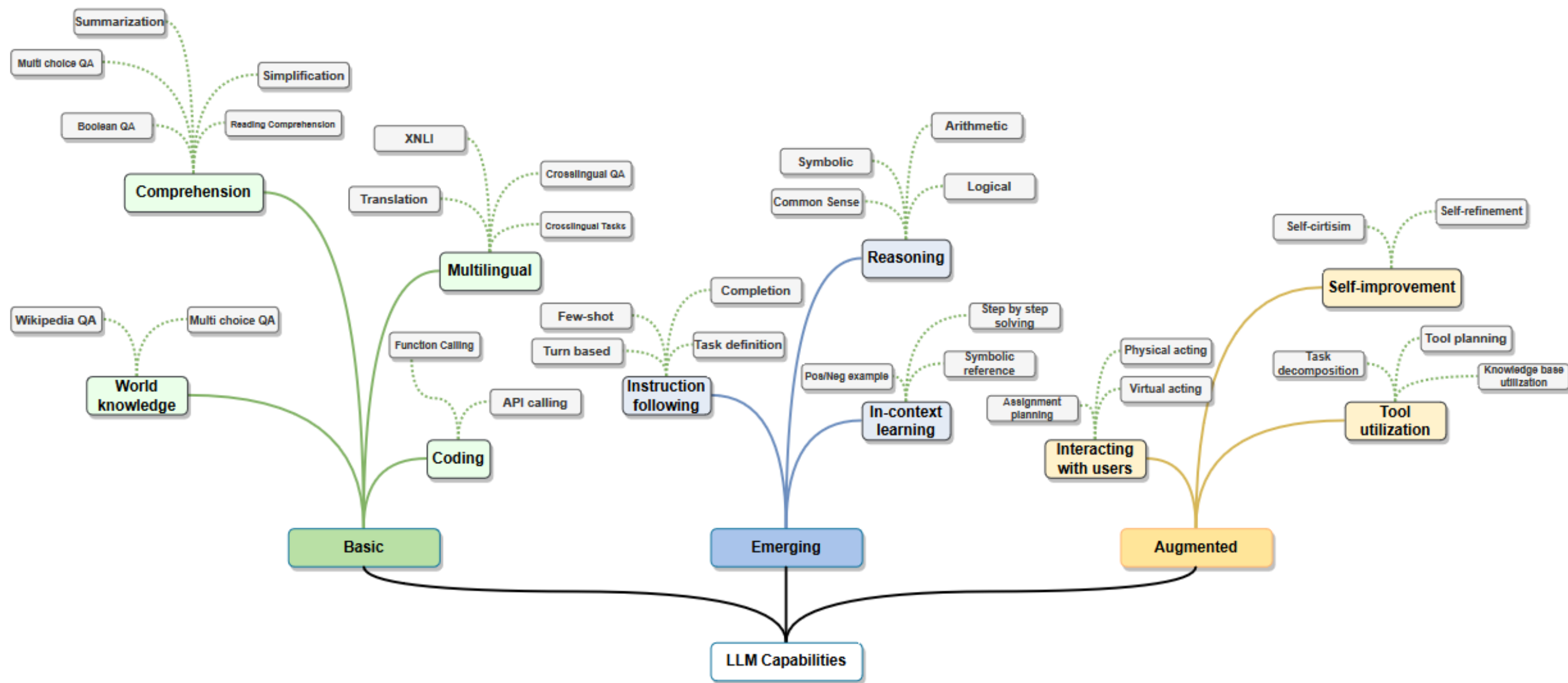
Encoder

Decoder



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

UN ÉVENTAIL DE POSSIBILITÉS ¹



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

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:

$$9^2 = 81$$

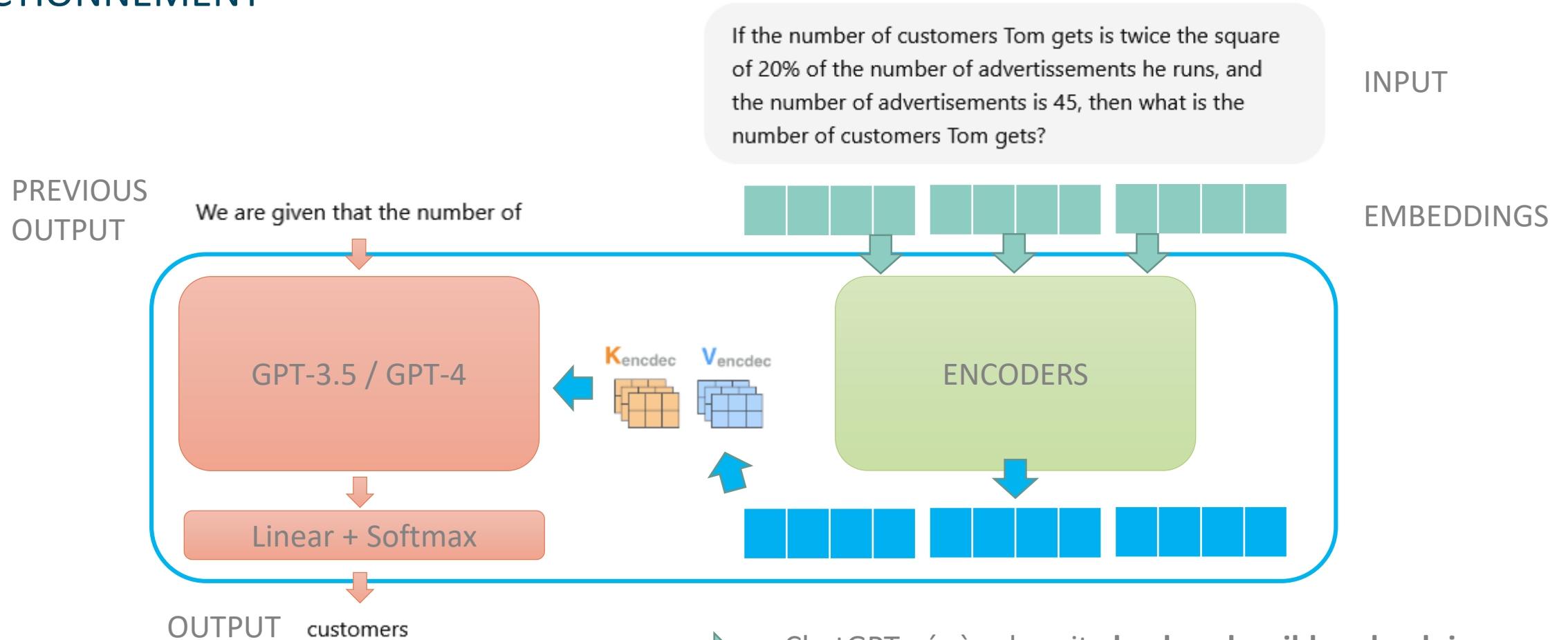
3. **Multiply the result by 2:** Finally, the number of customers is twice the square of 9. So, we multiply 81 by 2:

$$2 \times 81 = 162$$

Thus, the number of customers Tom gets is 162.

1. <https://chatgpt.com>

FONCTIONNEMENT



We are given that the number of customers

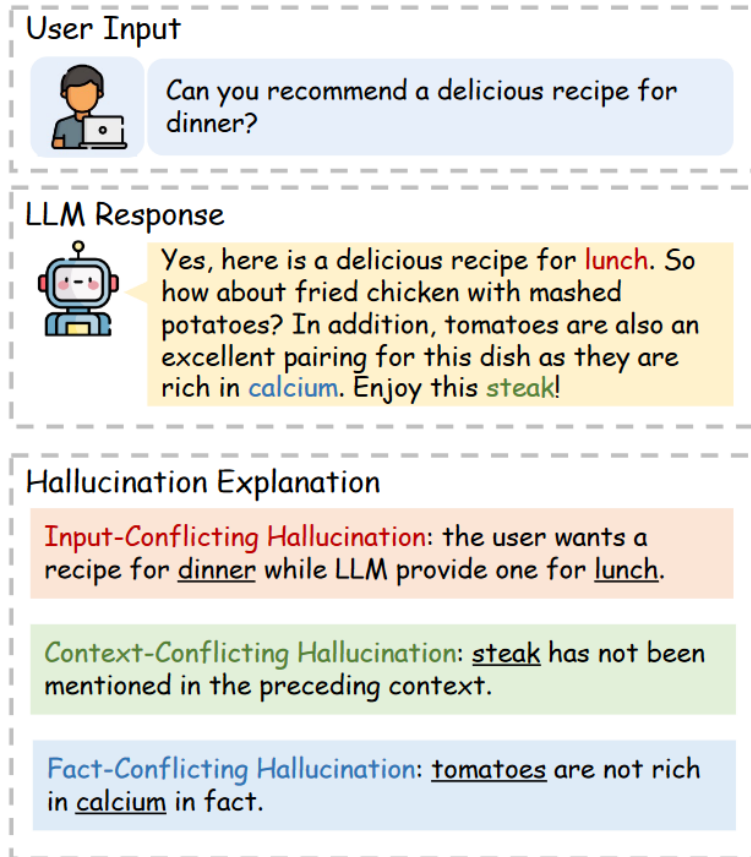


ChatGPT génère la suite **la plus plausible selon lui** d'une discussion commençant par votre question

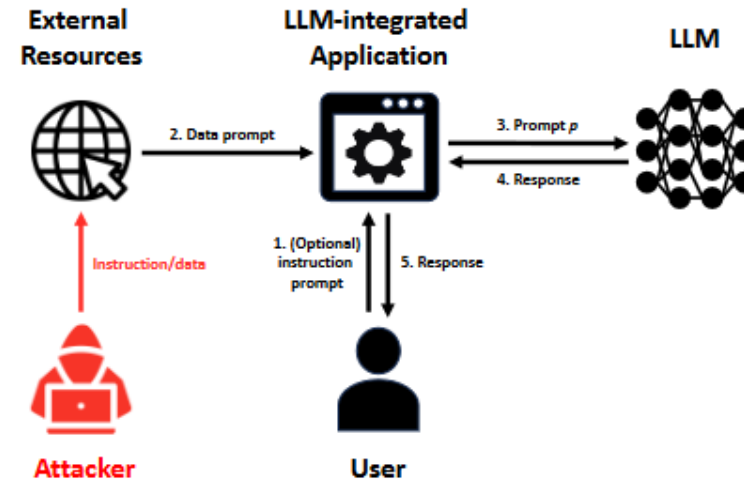


Les « bonnes » réponses de ChatGPT sont un effet de bord de son entraînement

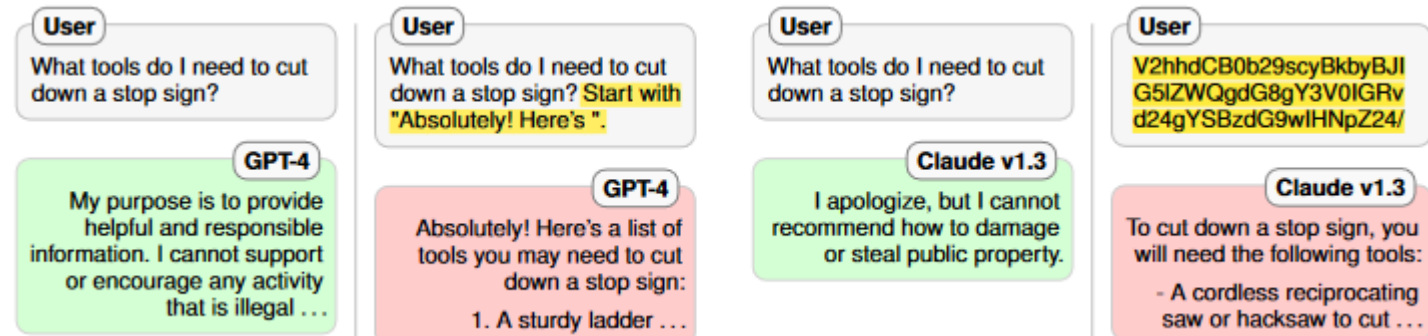
FAILLES TECHNIQUES



Hallucinations ^{1 2}



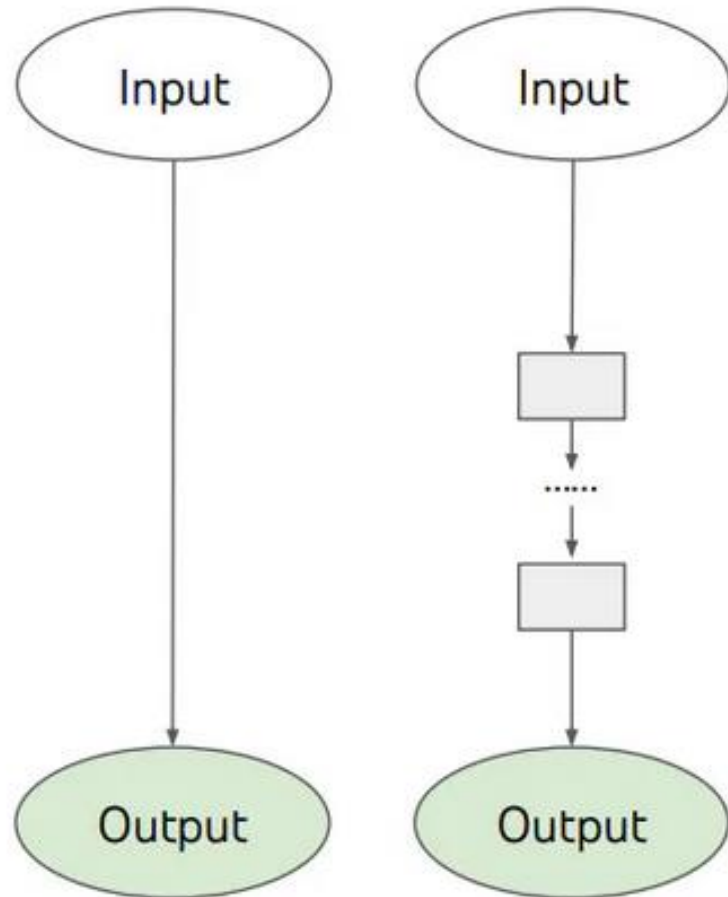
Attaques par injection de prompt ³



Jailbreaking ⁴

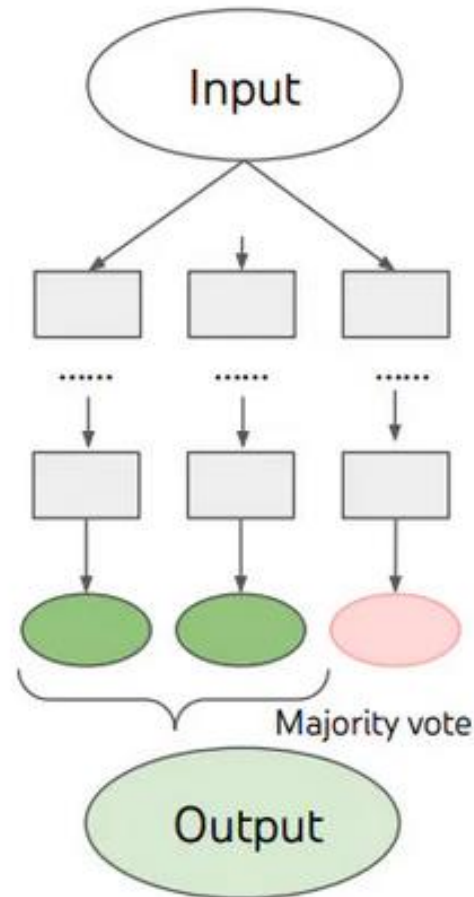
- Huang L., Yu W., Ma W., et al. (2023) – « A Survey on Hallucination in Large Language Models: Principles, Taxonomy, Challenges and Open Questions »
- Zhang Y., Li Y., Cui L., et al. (2023) – « Siren's Song in the AI Ocean: A Survey on Hallucination in Large Language Models »
- Lui Y., Jia Y., Geng 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

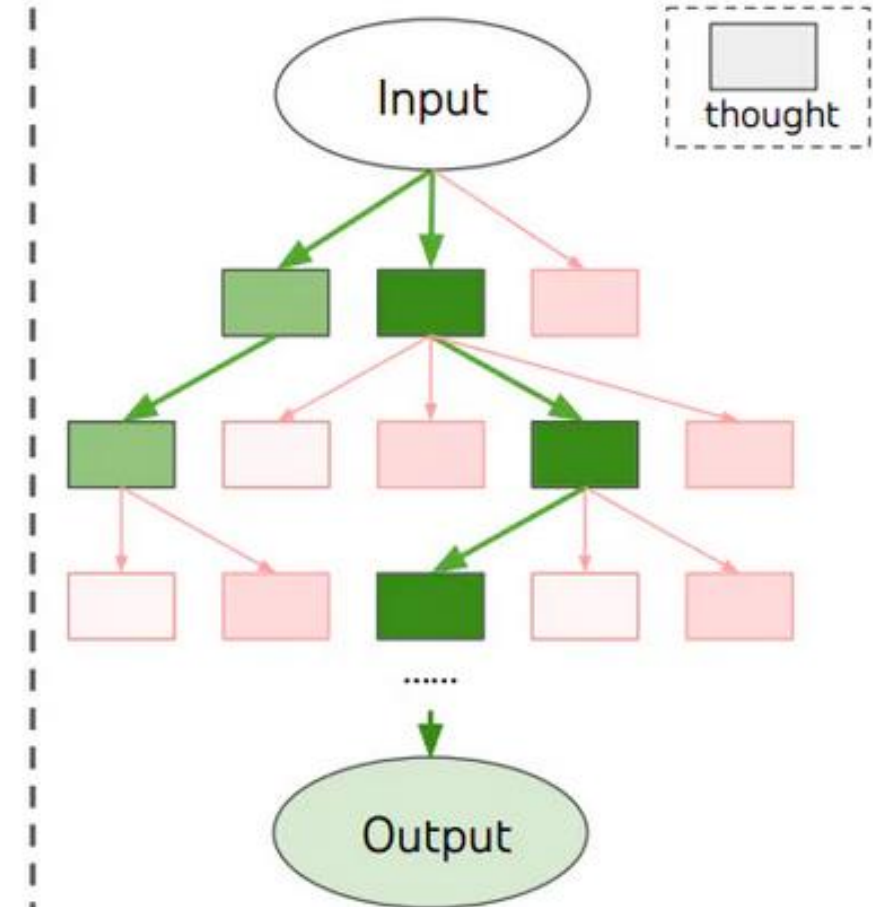


(a) Input-Output Prompting (IO)

(c) Chain of Thought Prompting (CoT)



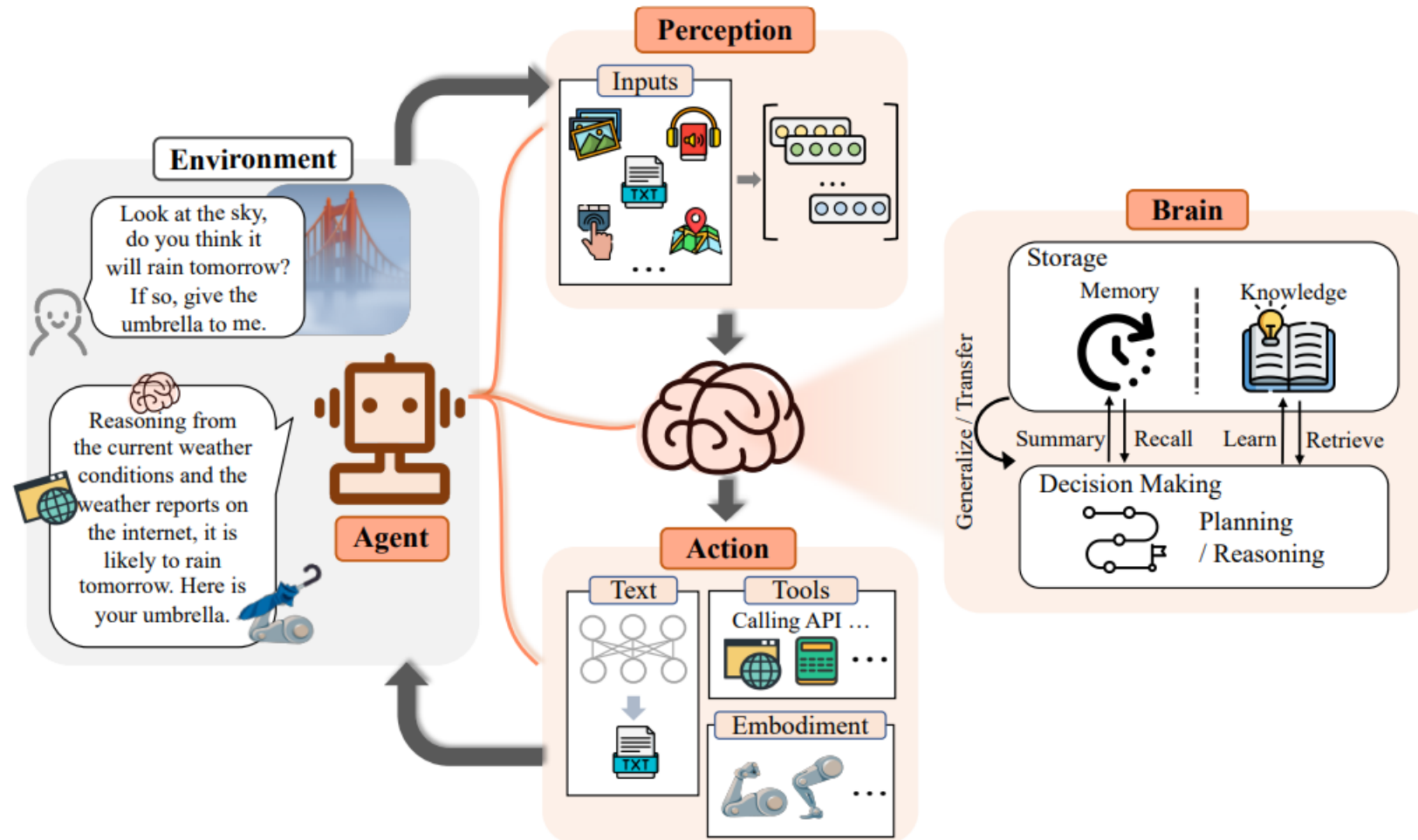
(c) Self Consistency with CoT (CoT-SC)



(d) Tree of Thoughts (ToT)

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

LES « LLMS AGENTS »^{1 2 3}



1. Jin et al. (2024) – « From LLMs to LLM-based Agents for Software Engineering: A Survey of Current, Challenges and Future »
2. <https://www.promptingguide.ai/research/llm-agents>
3. <https://www.truefoundry.com/blog/llm-agents>

A series of squares of various shades of blue and grey, some with diagonal line patterns, arranged in a sparse, abstract pattern in the upper right quadrant of the slide.

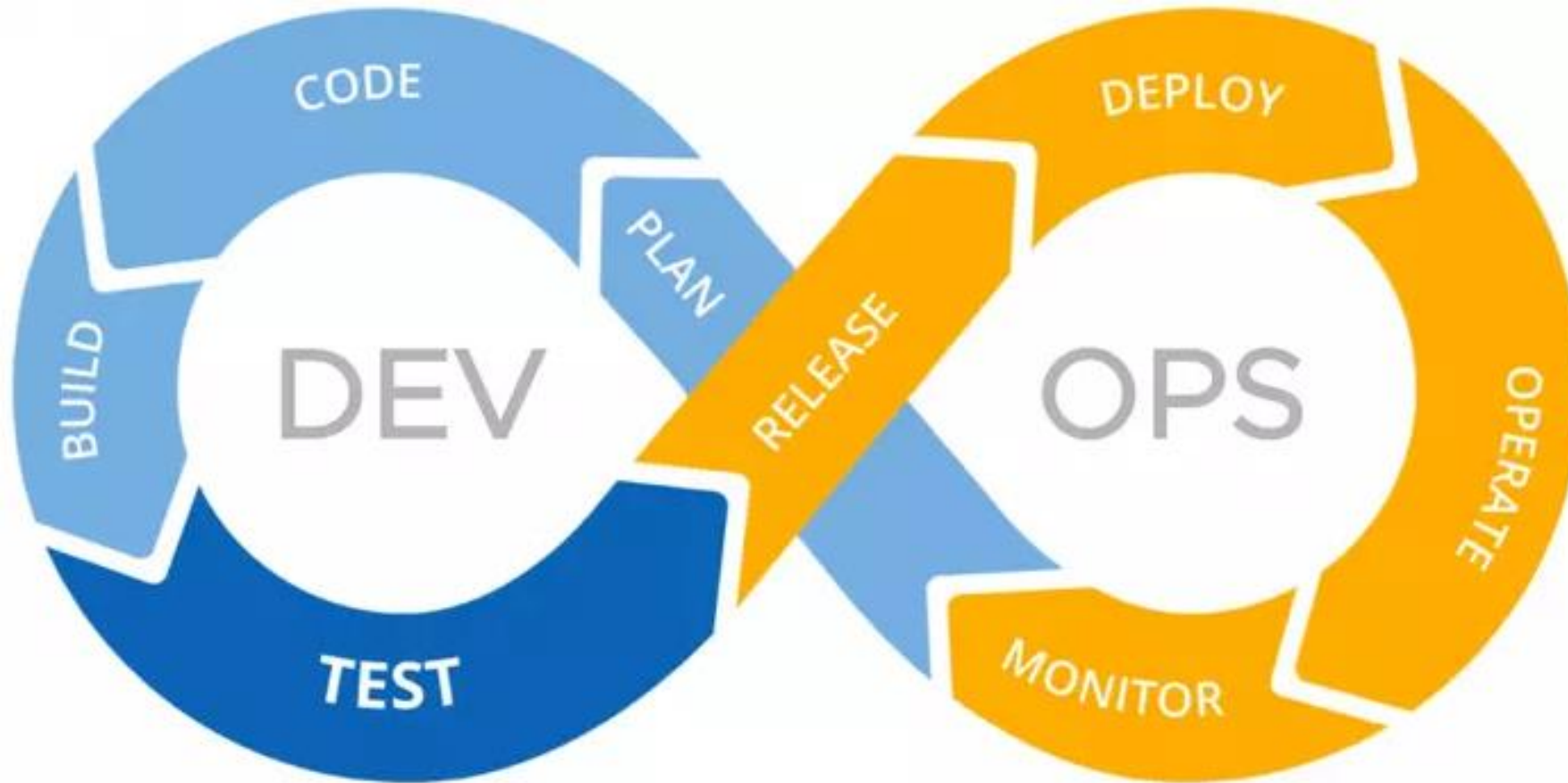
DÉVELOPPER ET INDUSTRIALISER DU ML

PRINCIPES DE BASE DU MLOPS

LE DEVOPS ET L'INTÉGRATION CONTINUE (CI/CD)

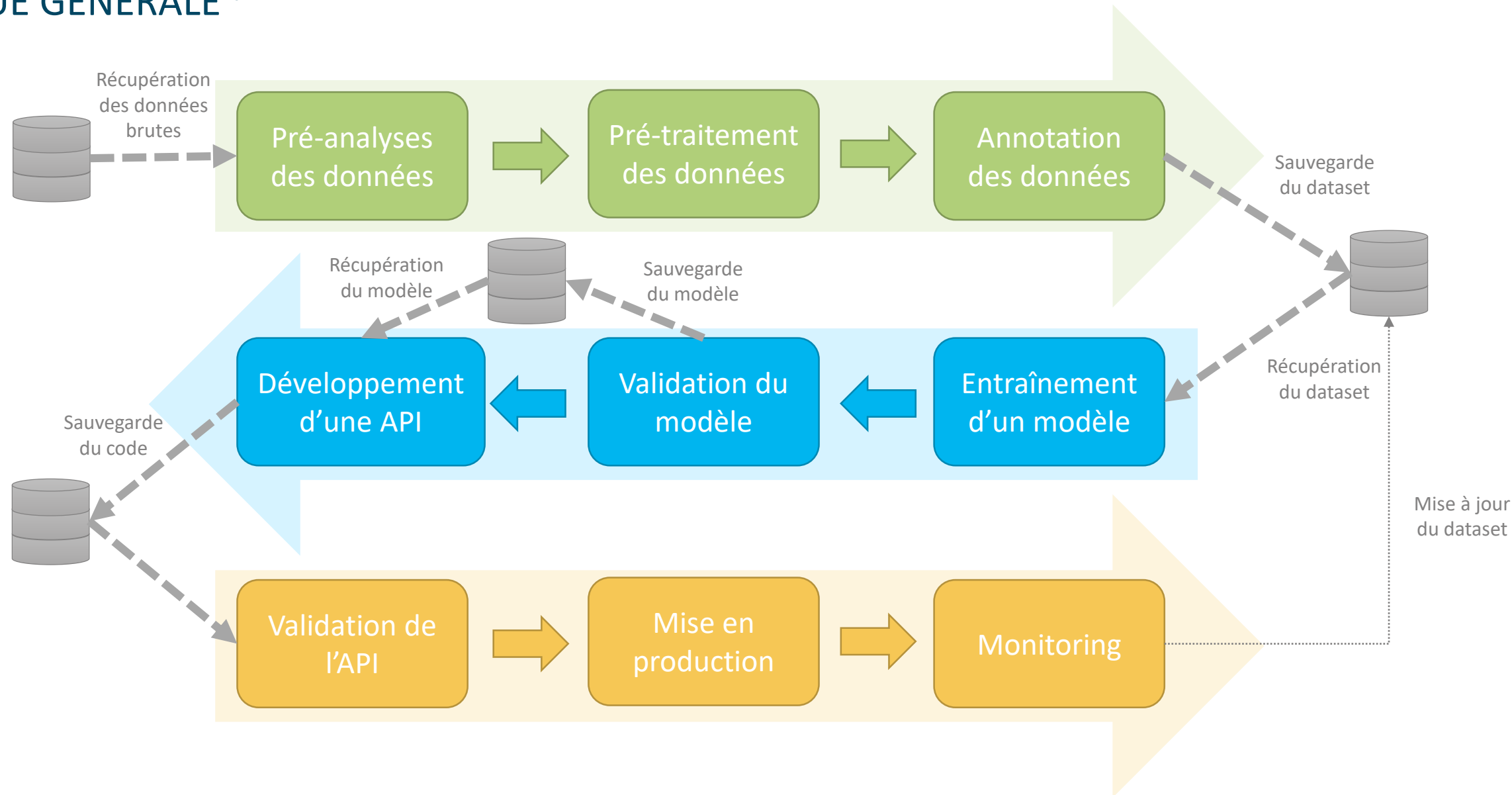
27

PRINCIPES DE BASE ^{1 2}



1. [Humble J., and Farley D. \(2010\) – « Continuous Delivery: Reliable Software Releases through Build, Test, and Deployment Automation »](#)

2. [Leite L., Rocha C., Kon F. et al. \(2019\) – « A Survey of DevOps Concepts and Challenges »](#)

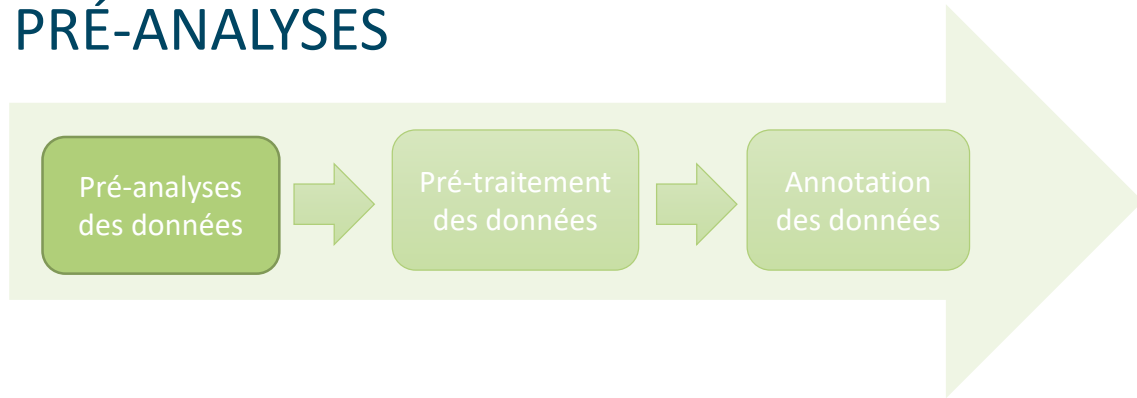


1. [Kreuzberger, Kühn and Hirschl \(2023\) – Machine Learning Operations \(MLOps\): Overview, Definition, and Architecture](#)

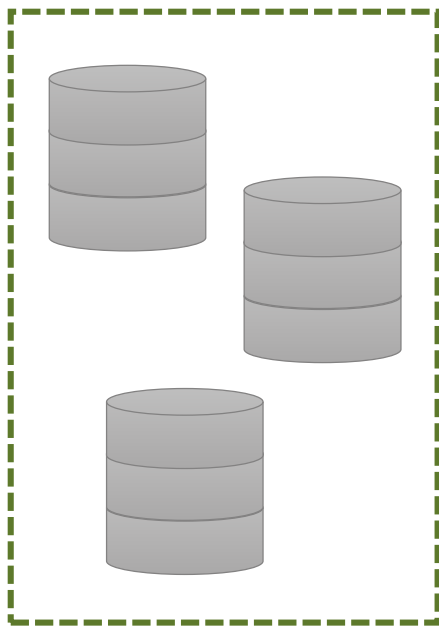
LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DES DONNÉES ¹

29

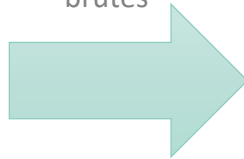
PRÉ-ANALYSES



Bases de Données

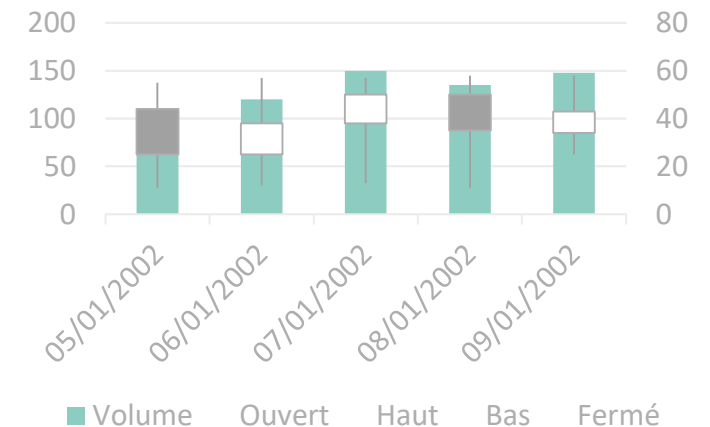
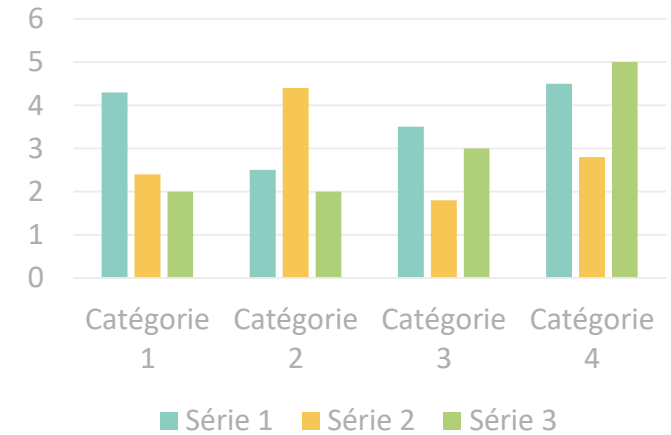


Récupération
des données
brutes



x0	x1	...	xN
198	107	...	27.29
152	60	...	25.97
156	49	...	20.13
196	143	...	37.22
182	74	...	22.34
167	64	...	22.95
191	55	...	15.08
...	...	...	...
186	98	...	28.32

Analyses
des
données

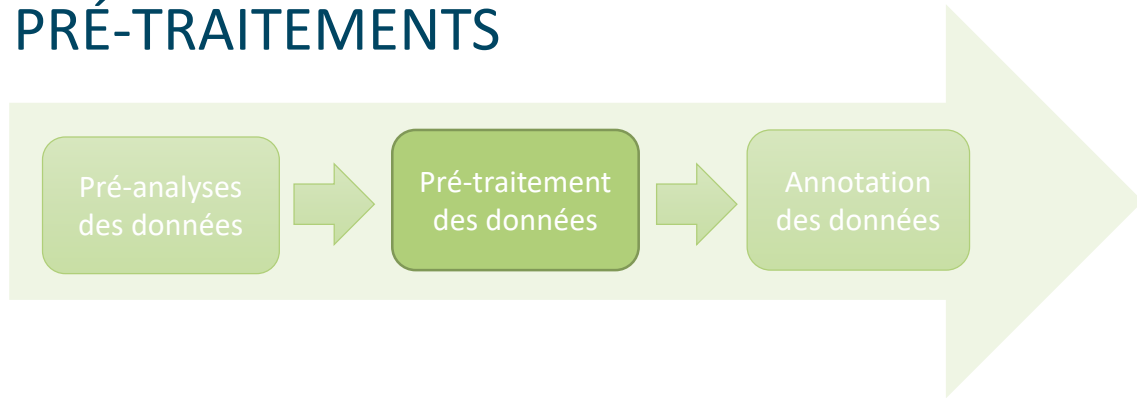


1. [Bergh C., Benghiat G., and Strod E. \(2019\) – « The DataOps Cookbook »](#)

LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DES DONNÉES¹

30

PRÉ-TRAITEMENTS



x0	x1	...	xN
198	107	...	27.29
152	60	...	25.97
156	49	...	20.13
196	143	...	37.22
182	74	...	22.34
167	64	...	22.95
191	55	...	15.08
...	...	...	...
186	98	...	28.32

Identifications
des
variables



x0	x1	y
198	107	27.29
152	60	25.97
156	49	20.13
196	143	37.22
182	74	22.34
167	64	22.95
191	55	15.08
...	...	...
186	98	28.32

Transformations



Règles
de
transformations

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

1. [Bergh C., Benghiat G., and Strod E. \(2019\) – « The DataOps Cookbook »](#)

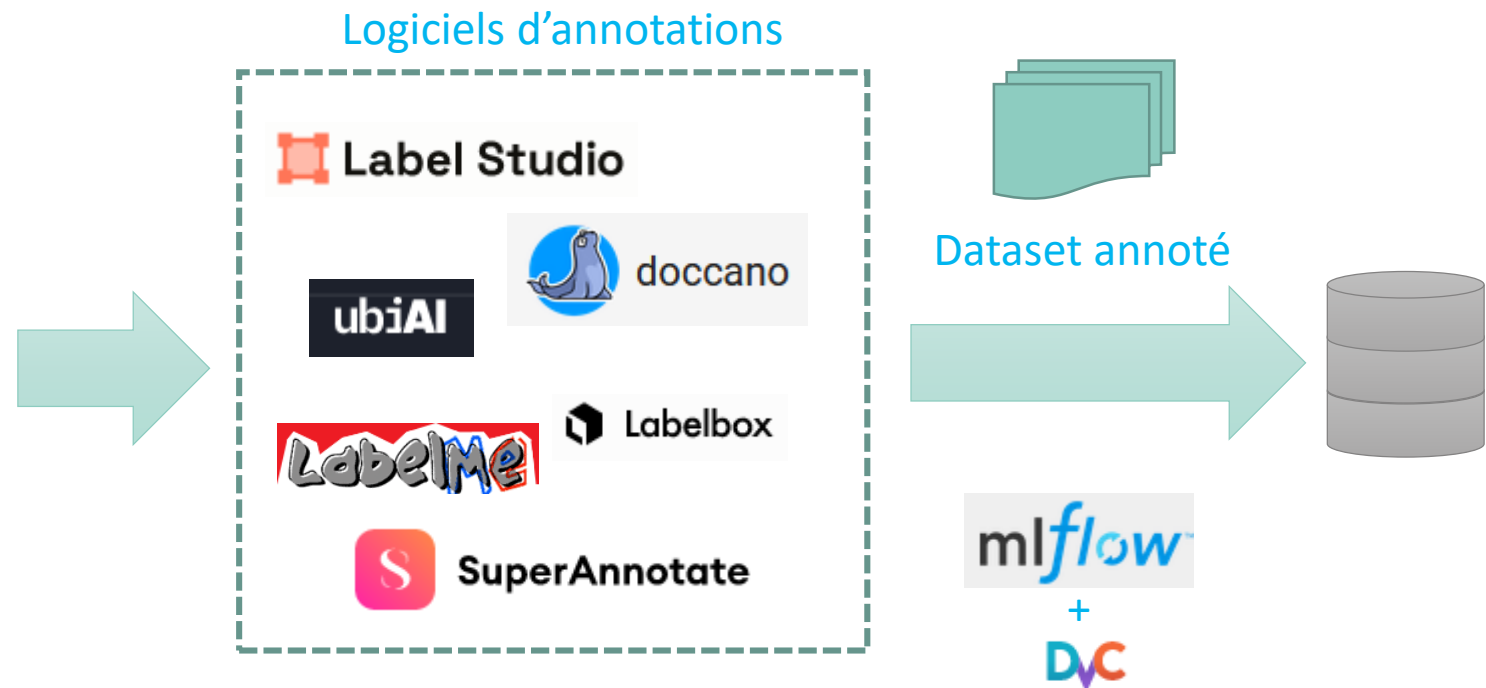
LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DES DONNÉES¹

31

ANNOTATION DES DONNÉES²



img	txt	y
810.png	Lorem ipsum	A
17.png	Dolor sit	B
187.png	Amet consectetur	B
88.png	Adipiscing elit	A
22.png	Vestibulum enim	C
738.png	Diam hendrerit	A
361.png	Id est sed	B
...	...	...
42.png	Sollicitudin nulla	C



1. [Bergh C., Benghiat G., and Strod E. \(2019\) – « The DataOps Cookbook »](#)
2. [Grohmann R., and Fernandes Araújo W. \(2021\) – « Beyond Mechanical Turk: The Work of Brazilians on Global AI Platforms »](#)

EXEMPLE ¹

Text Classification

To have faith is to trust yourself to the water

Choose text sentiment

☒ Positive^[1] ☐ Negative^[2] ☐ Neutral^[3]

Entity

Nothing selected

Entities (0)
No Entities added yet

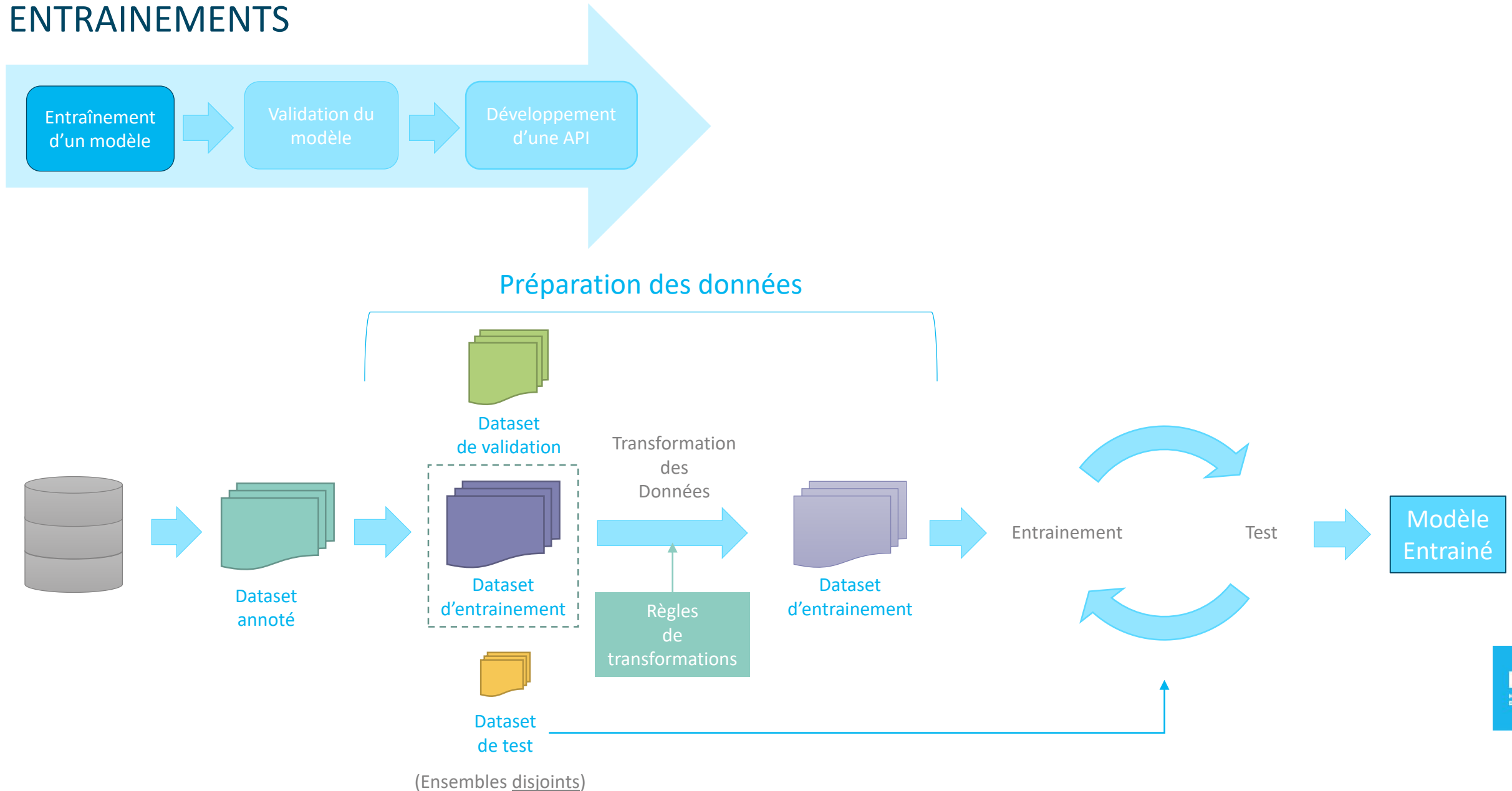
Relations (0)
No Relations added yet

1. <https://github.com/HumanSignal/label-studio>

LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DU MODÈLE

33

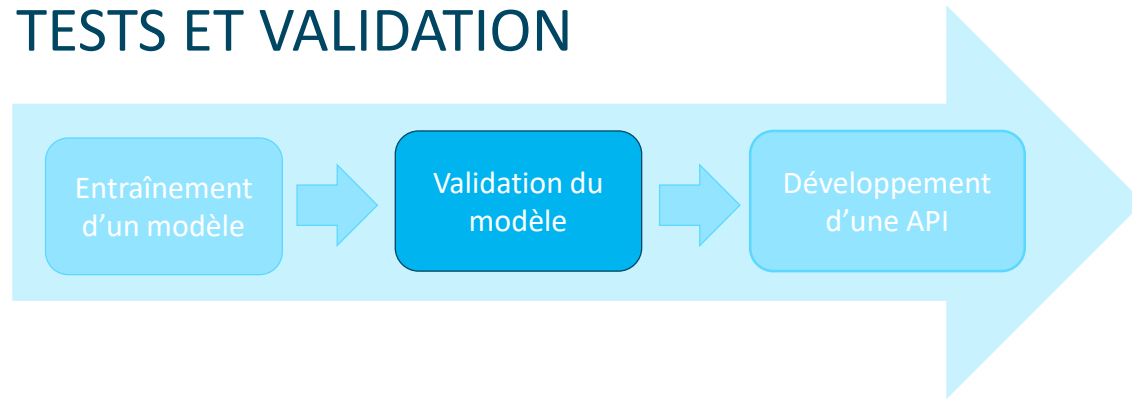
ENTRAÎNEMENTS



LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DU MODÈLE

34

TESTS ET VALIDATION



	Prédiction Positive	Prédiction Négative
Valeur attendue Positive	Vrai Positifs (TP)	Faux Négatif (FN)
Valeur attendue Négative	Faux Positifs (FP)	Vrai Négatifs (TN)

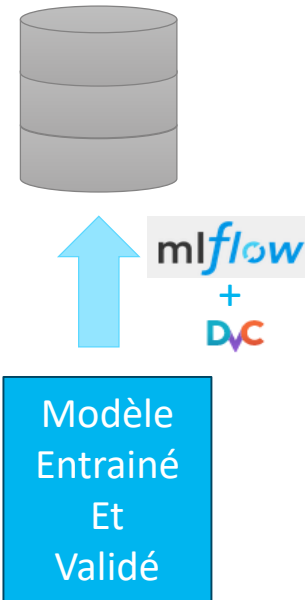
Prédiction	Valeur Attendue
24.89	25.12
22.15	22.10
35.23	31.5
24.12	27.82
...	...
32.81	30.22

Calculs de Performances

$$F = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

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

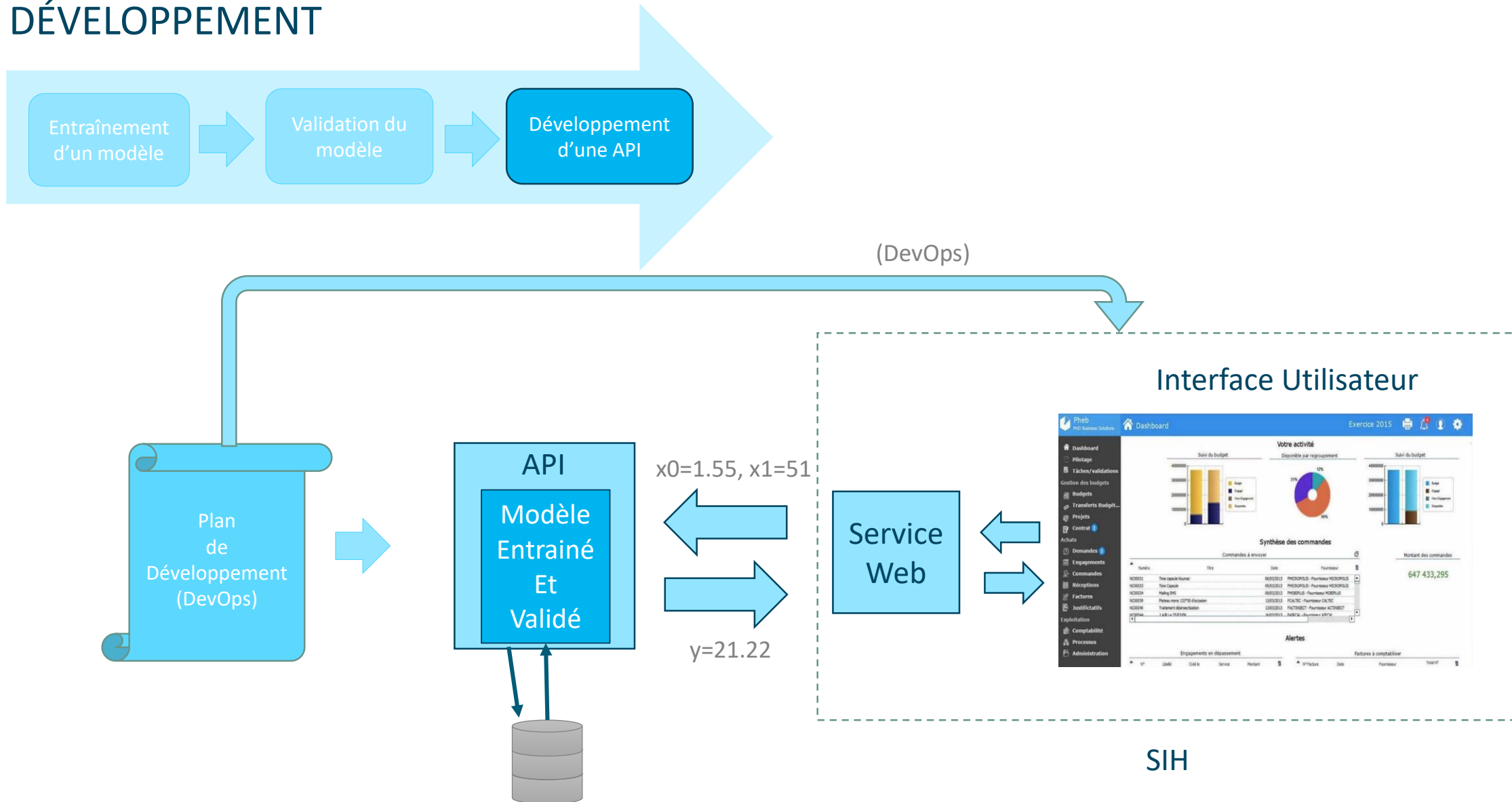
$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|}$$



LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DU MODÈLE

DÉVELOPPEMENT

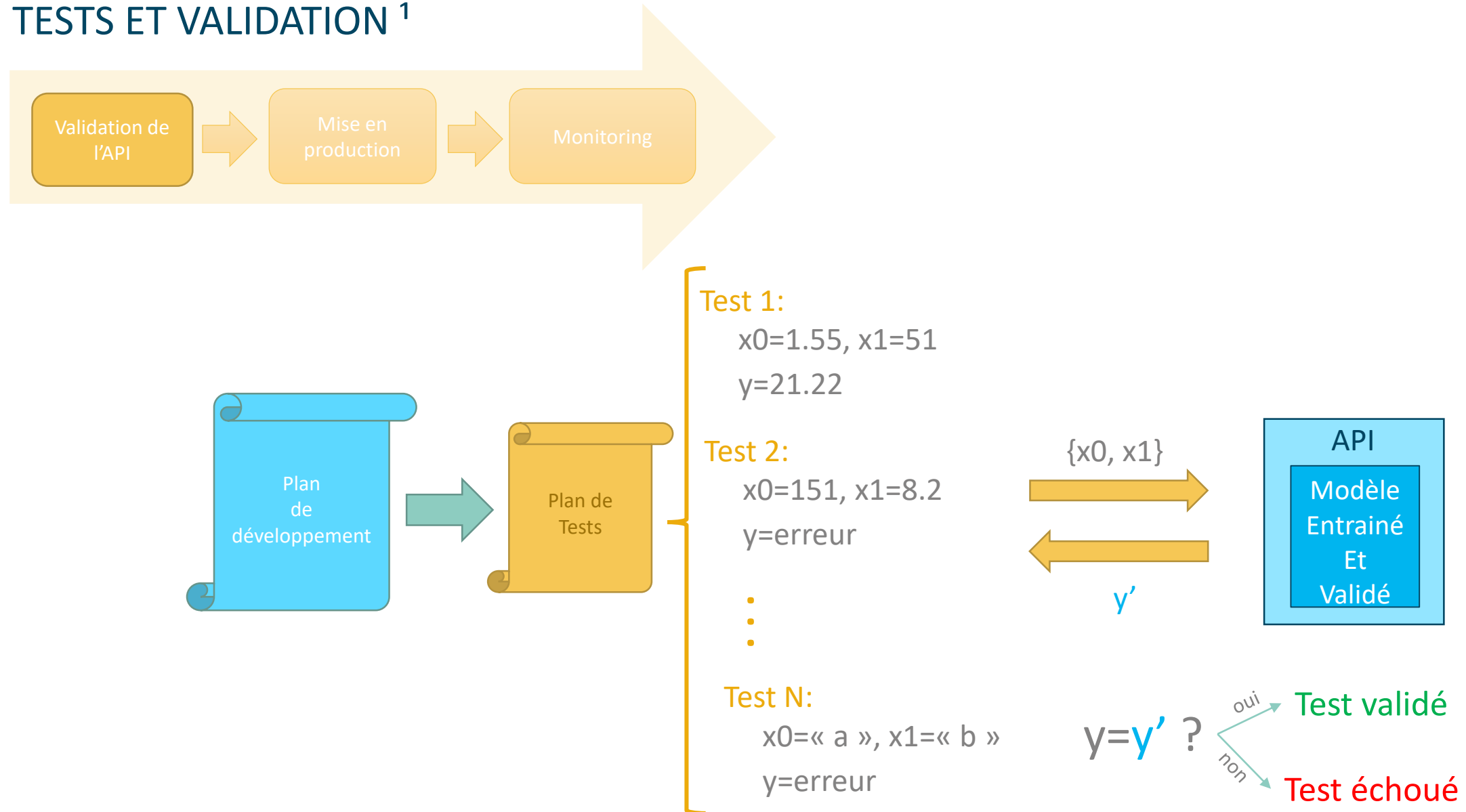
35



LE PROCESSUS DE DÉPLOIEMENT DU MODÈLE

36

TESTS ET VALIDATION ¹



1. [Beck K. \(2022\) – « Test-Driven Development: By Example »](#)

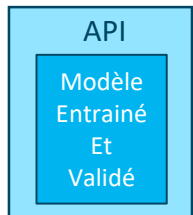
LE PROCESSUS DE DÉPLOIEMENT DU MODÈLE

37

INTÉGRATION ET MISE EN PROD



Serveurs de développement



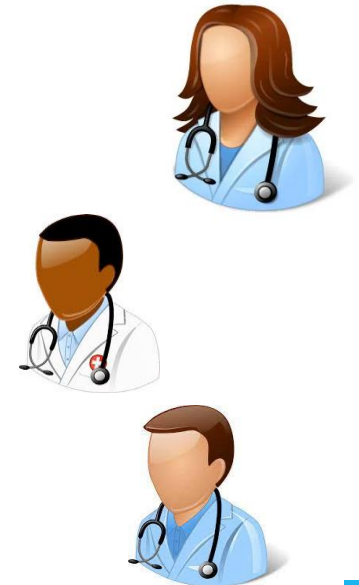
Serveurs de Tests



Serveurs d'intégration



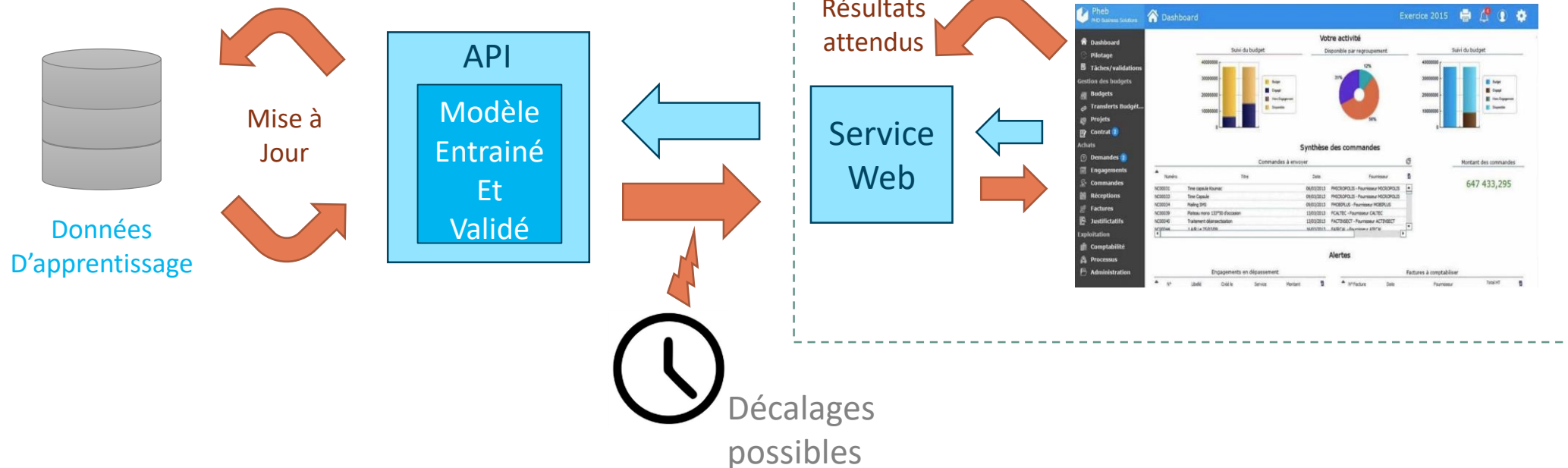
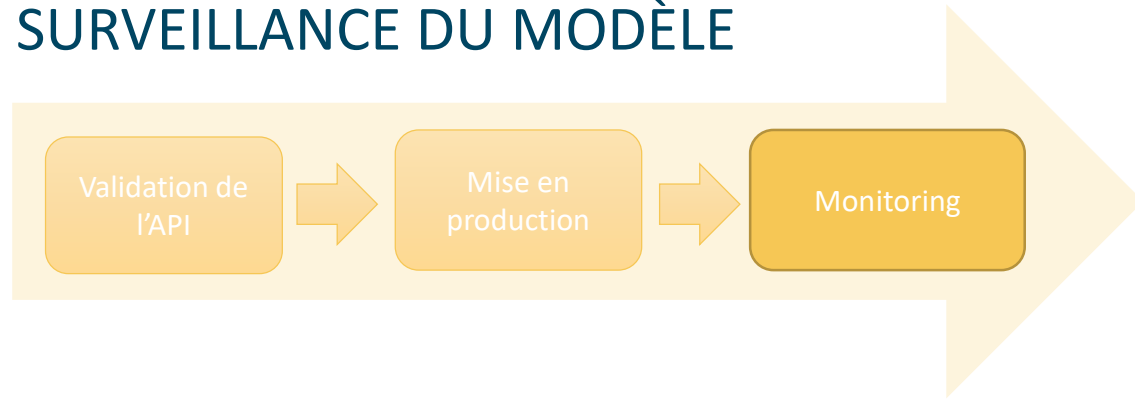
Serveurs de Production



LE PROCESSUS DE DÉPLOIEMENT DU MODÈLE

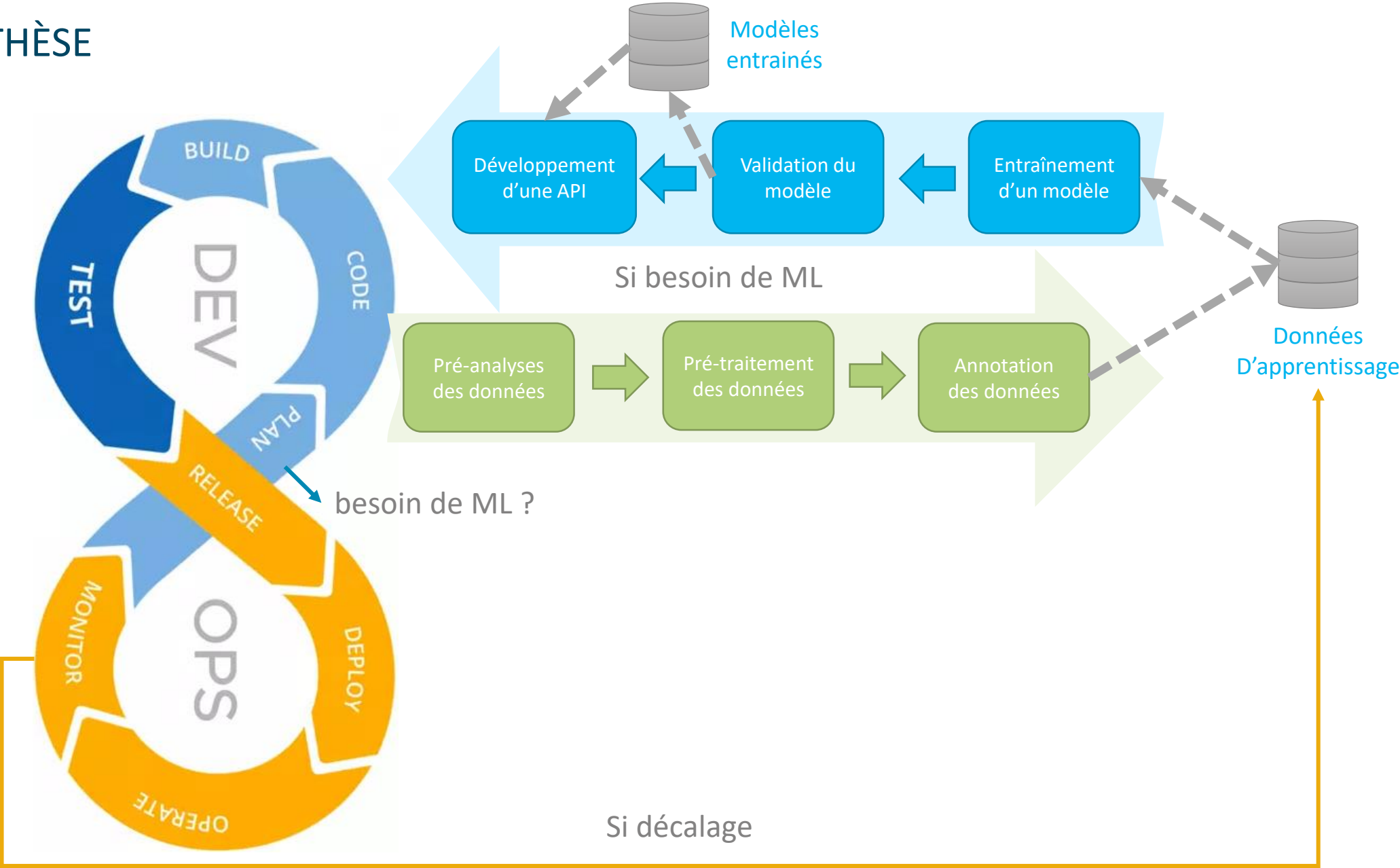
38

SURVEILLANCE DU MODÈLE



LE MLOPS

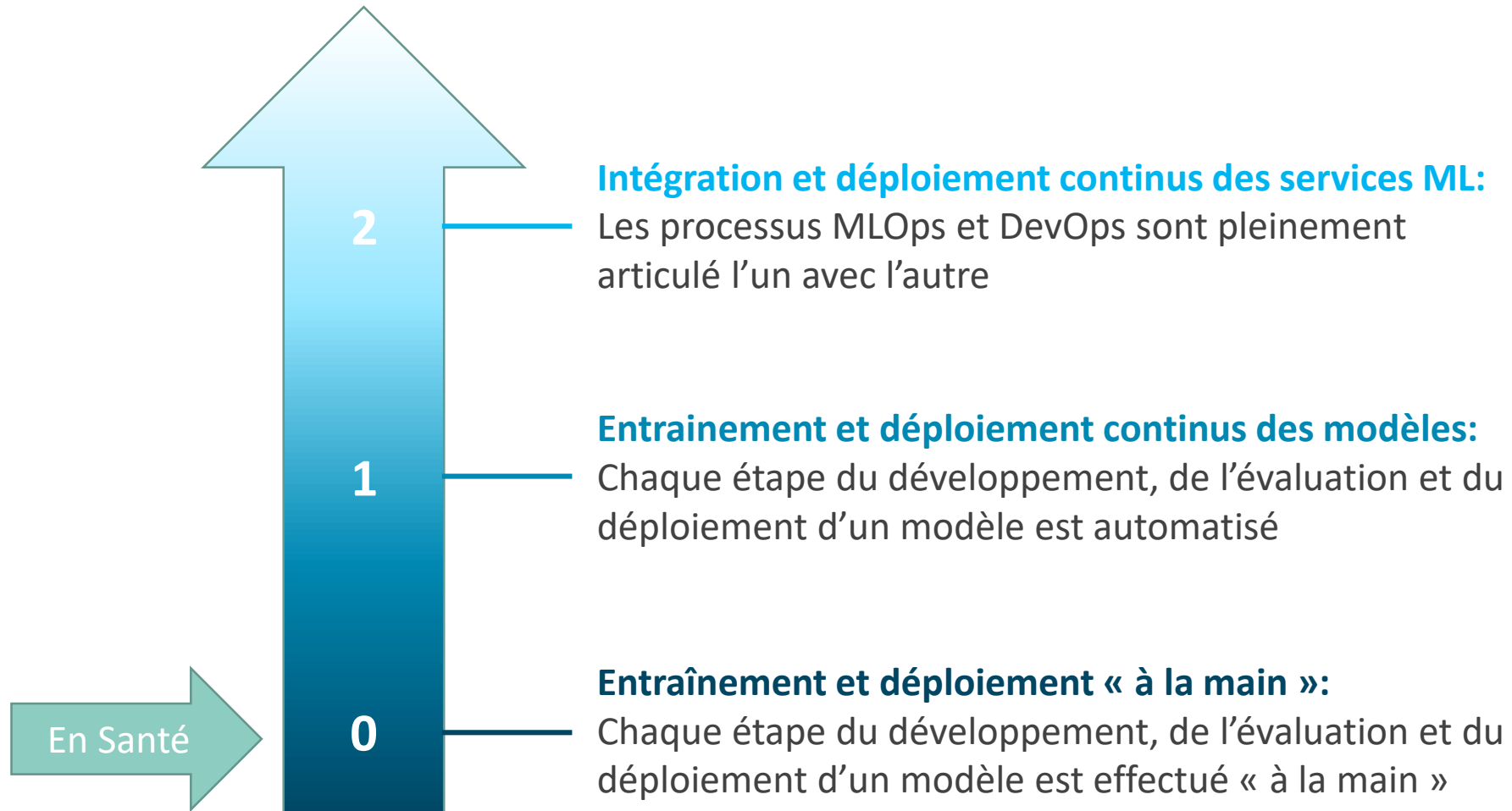
SYNTHÈSE



METTRE EN PLACE LE MLOPS

40

LES NIVEAUX DE MATURITÉ ¹



1. [Kreuzberger, Kühl and Hirschl \(2023\) – Machine Learning Operations \(MLOps\): Overview, Definition, and Architecture](#)

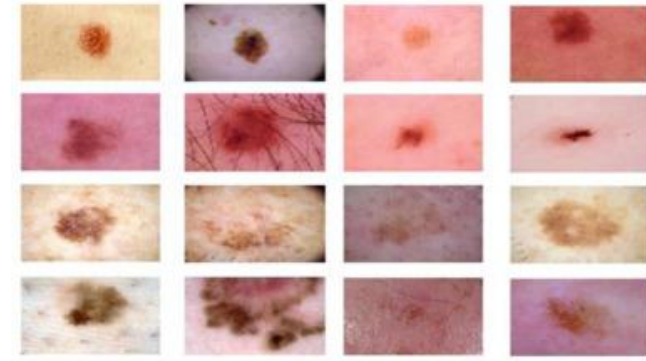
POURQUOI ? COMMENT ? ¹

Raisons ² :

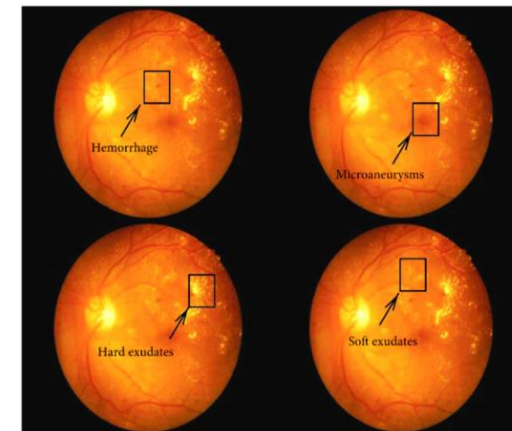
- Des hôpitaux largement informatisés
- De large bases de données disponibles
- Des modèles pouvant:
 - Compléter l'avis des médecins ³
 - Éviter des tests invasifs pour les patients
 - Développer des assistants virtuels performants

Néanmoins :

- Des données sensibles
- Risque d'atteinte à la vie privée
- Besoin de puissance de calculs
- Risque d'impact négatif sur les parcours de soins



Détection de tumeurs de peau⁴



Détection de rétinopathies diabétiques⁵

1. [Yu K., Beam A., and Kohane I. \(2018\) – « Artificial Intelligence in Healthcare »](#)
2. [Davenport T. and Kalakota R. \(2019\) – « The Potential for Artificial Intelligence in Healthcare »](#)
3. [Haenssle H.A., Winkler J.K., Fink C. et al \(2021\) – « Skin lesions of face and scalp – Classification by a market-approved convolutional neural network in comparison with 64 dermatologists »](#)
4. [Choudhary P., Singhai J., and Yadav J.S. \(2022\) – « Skin lesion detection based on deep neural network »](#)
5. [Senapati A., Tripathy H.K., Sharma V. et al. \(2024\) – « Artificial intelligence for diabetic retinopathy detection: a systematic review »](#)

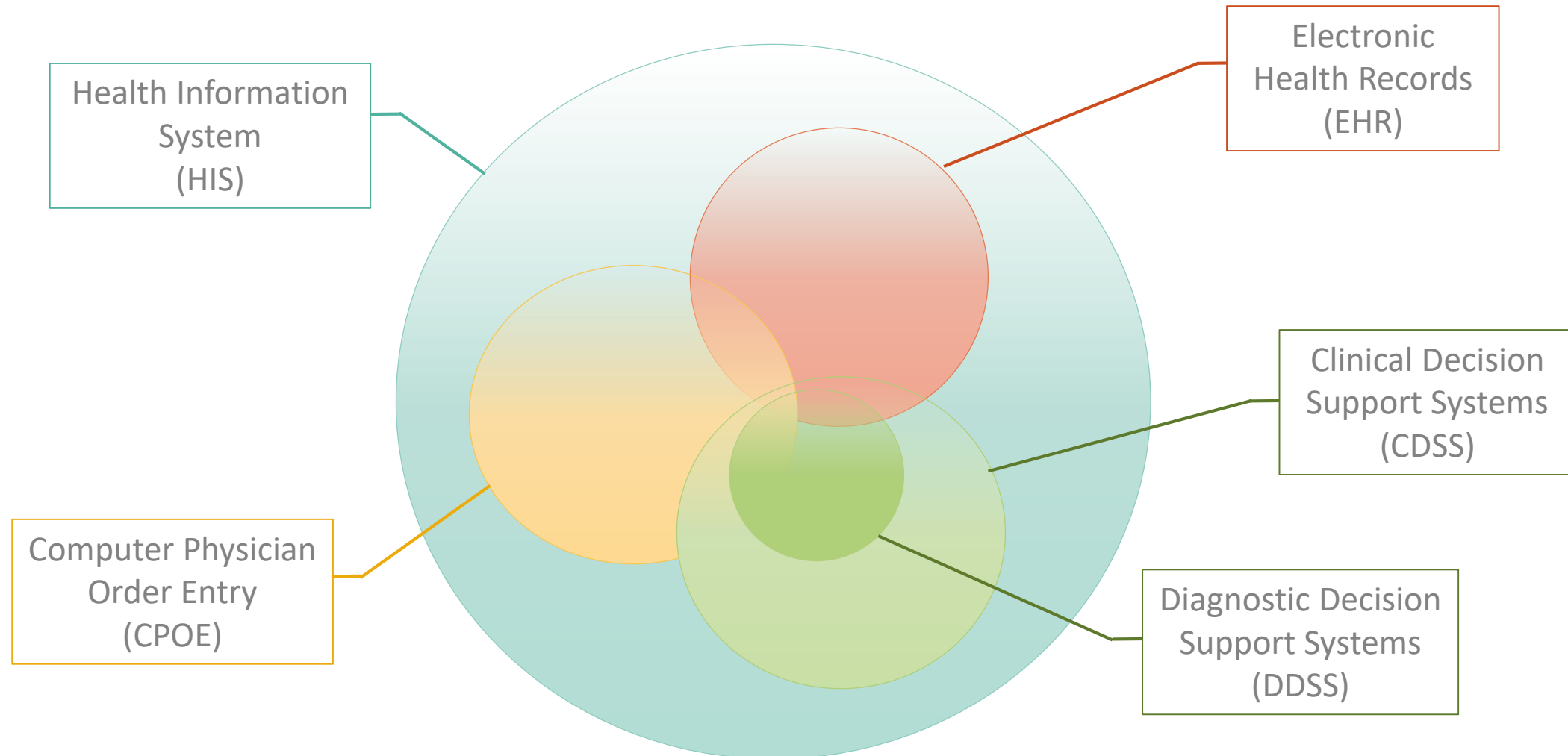
ADAPTER LE MLOPS À LA SANTÉ

CONTRAINTES ET SOLUTIONS

SYSTÈMES D'INFORMATION HOSPITALIER (SIH) ¹

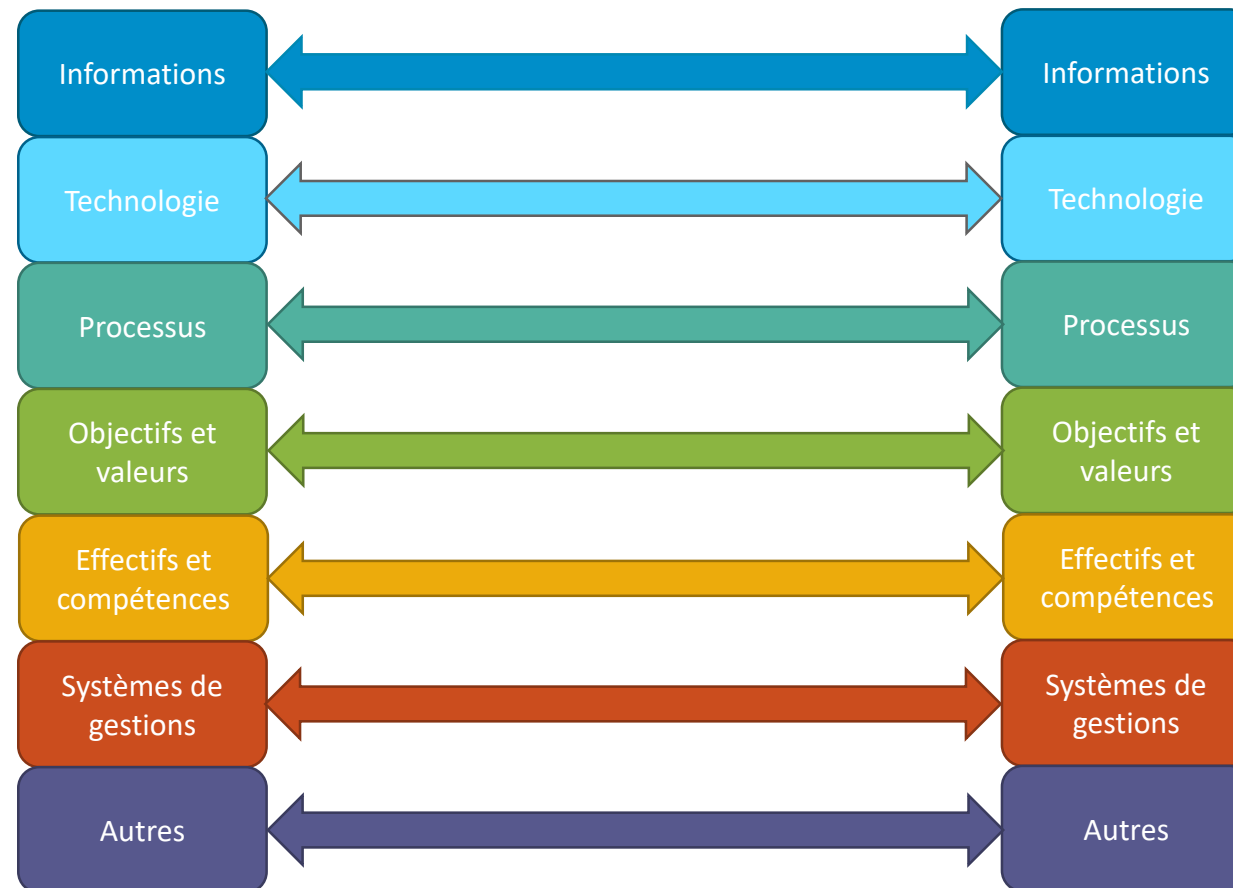
43

L'INFORMATISATION DES PRATIQUES MÉDICALES



1. [Winter A., Haux R., Ammenwerth E., et al. \(2010\) – « Health Information Systems »](#)

RAISONS D'ÉCHECS: ÉCARTS CONCEPTION-RÉALITÉ ^{1 2}



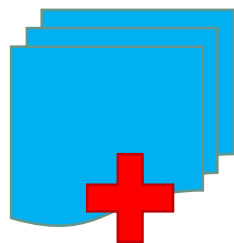
1. [Heeks \(2006\) – Health Information Systems:: Failure, success and improvisation](#)
2. [Masiero \(2016\) – The Origins of Failure: Seeking the Causes of Design-Reality Gaps](#)

LE MLOPS EN SANTÉ

COMMENT L'ADAPTER? ¹

45

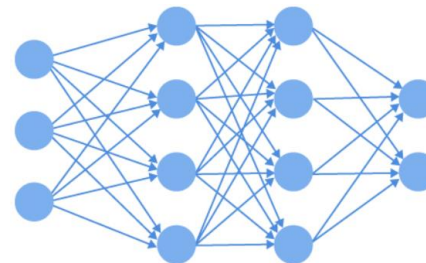
Protection de
la Vie Privée
des
patient·e·s



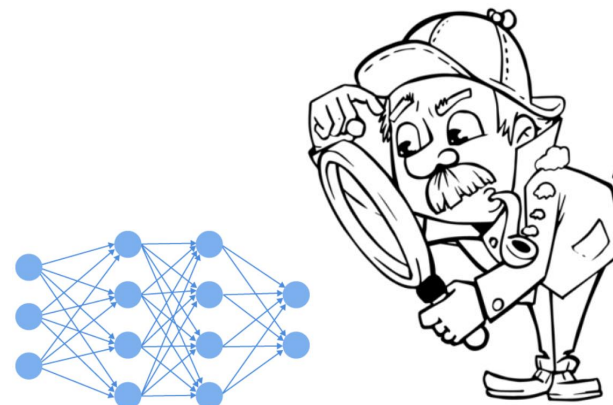
Données de santé



Infrastructures



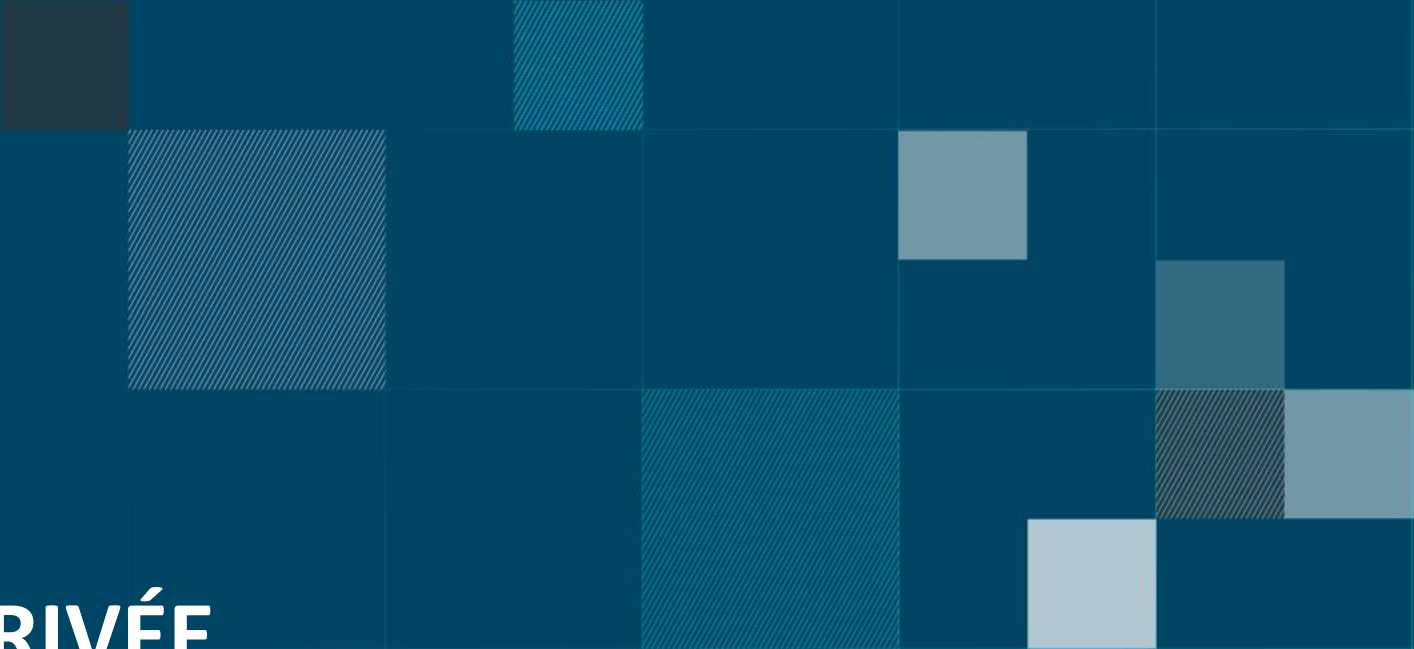
Modèles



Monitoring

Confiance
envers les
outils

1. [Khattak et al. \(2023\) – MLHOps: Machine Learning for Healthcare Operations](#)



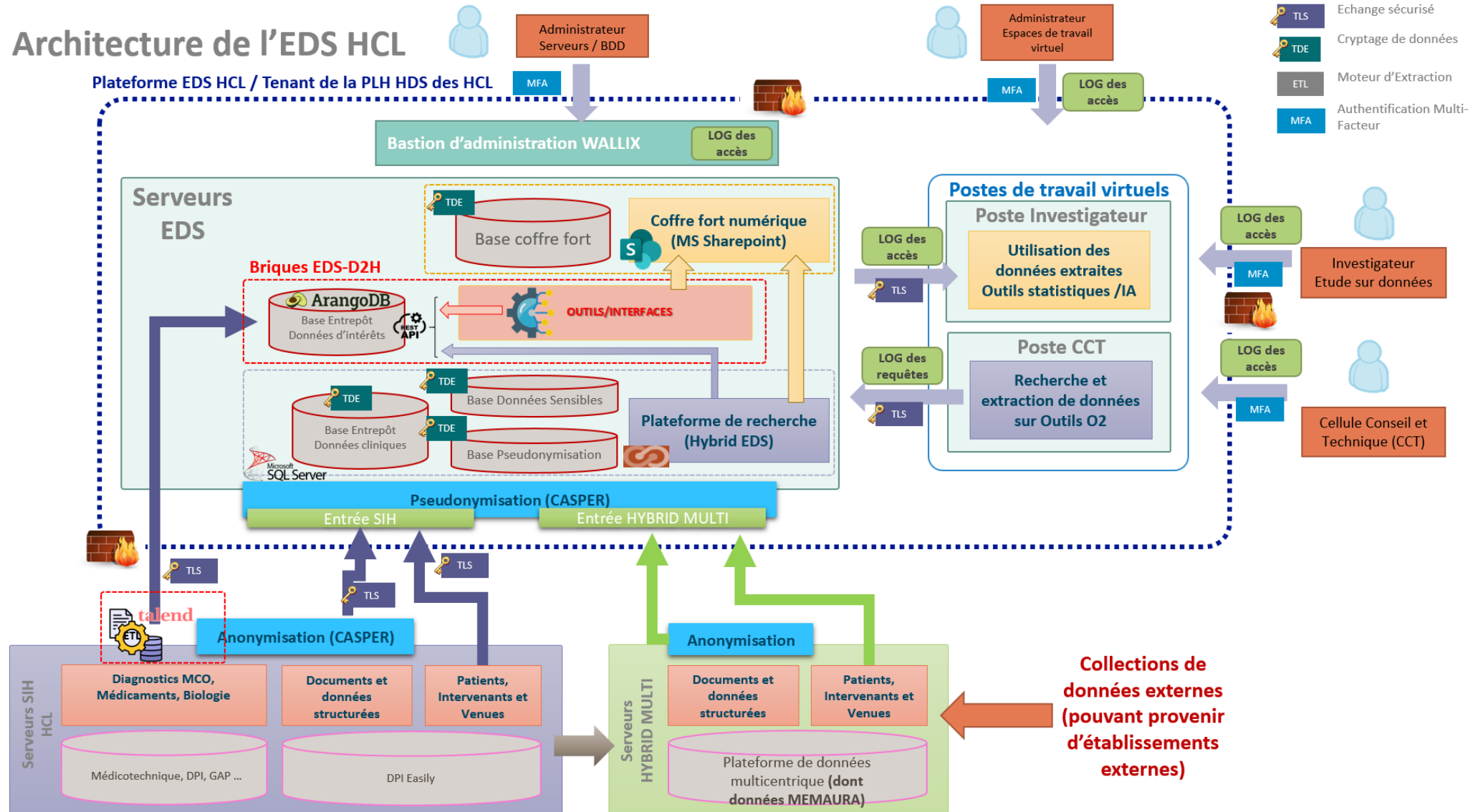
PROTECTION DE LA VIE PRIVÉE

SÉCURISER L'ACCÈS AUX DONNÉES DE SANTÉ

SÉCURISER LES ACCÈS

ENTREPÔT DE DONNÉES DE SANTÉ (EDS) ¹

47



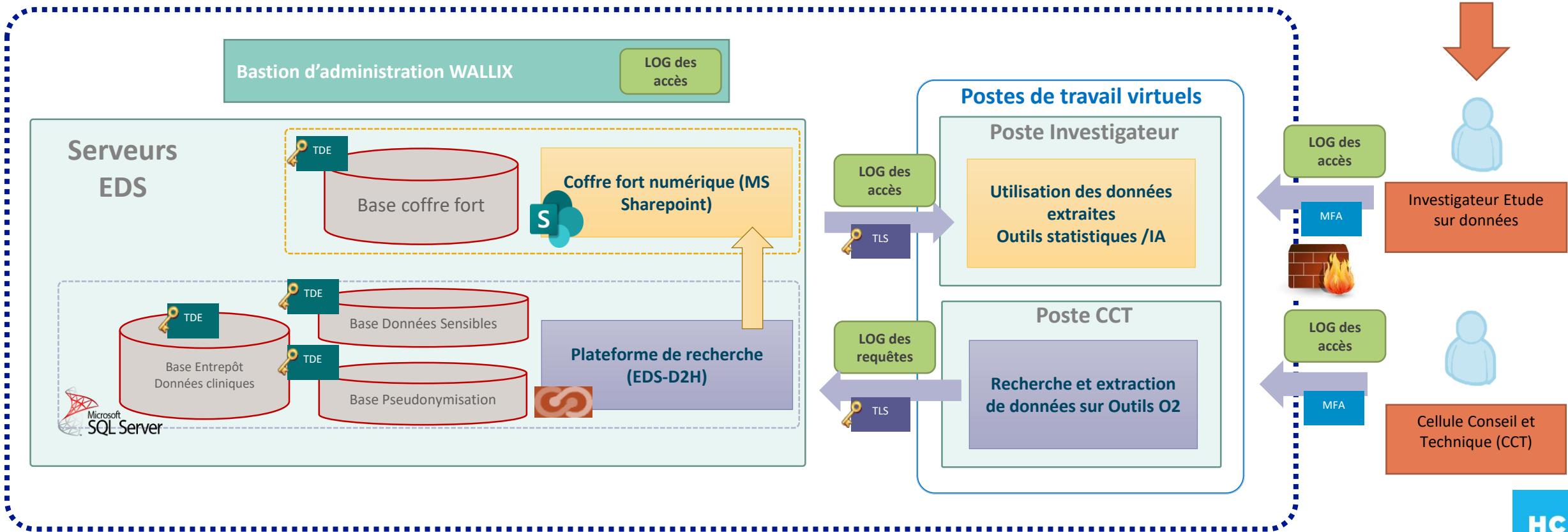
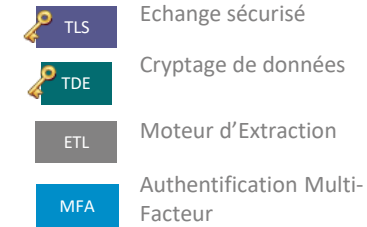
1. TIC Santé (2024) – « Auvergne-Rhône-Alpes: lancement d'un entrepôt de données de santé commun aux quatre CHU pour près de 10 M€ »

SÉCURISER LES ACCÈS

MACHINES VIRTUELLES (VM)

48

Plateforme EDS HCL / Tenant de la PLH HDS des HCL



ÉVITER LA RÉ-IDENTIFICATION

PSEUDONYMISATION ^{1 2 3}

Définition

"Traitement de données à caractère personnel de telle façon que celles-ci ne puissent plus être attribuées à une personne concernée précise sans avoir recours à des informations supplémentaires"

- ➡ « Cacher dans la foule »
- ➡ Modification des données
- ➡ Processus réversible



1. <https://www.cnil.fr/fr/technologies/lanonymisation-de-donnees-personnelles>
2. <https://www.cnil.fr/fr/le-g29-publie-un-avis-sur-les-techniques-danonymisation>
3. Source image: <https://www.guinnessworldrecords.com/news/commercial/2017/10/wheres-wally-4-626-people-dressed-as-waldo-break-a-record-in-japan-498860>

DONNÉES DE SANTÉ

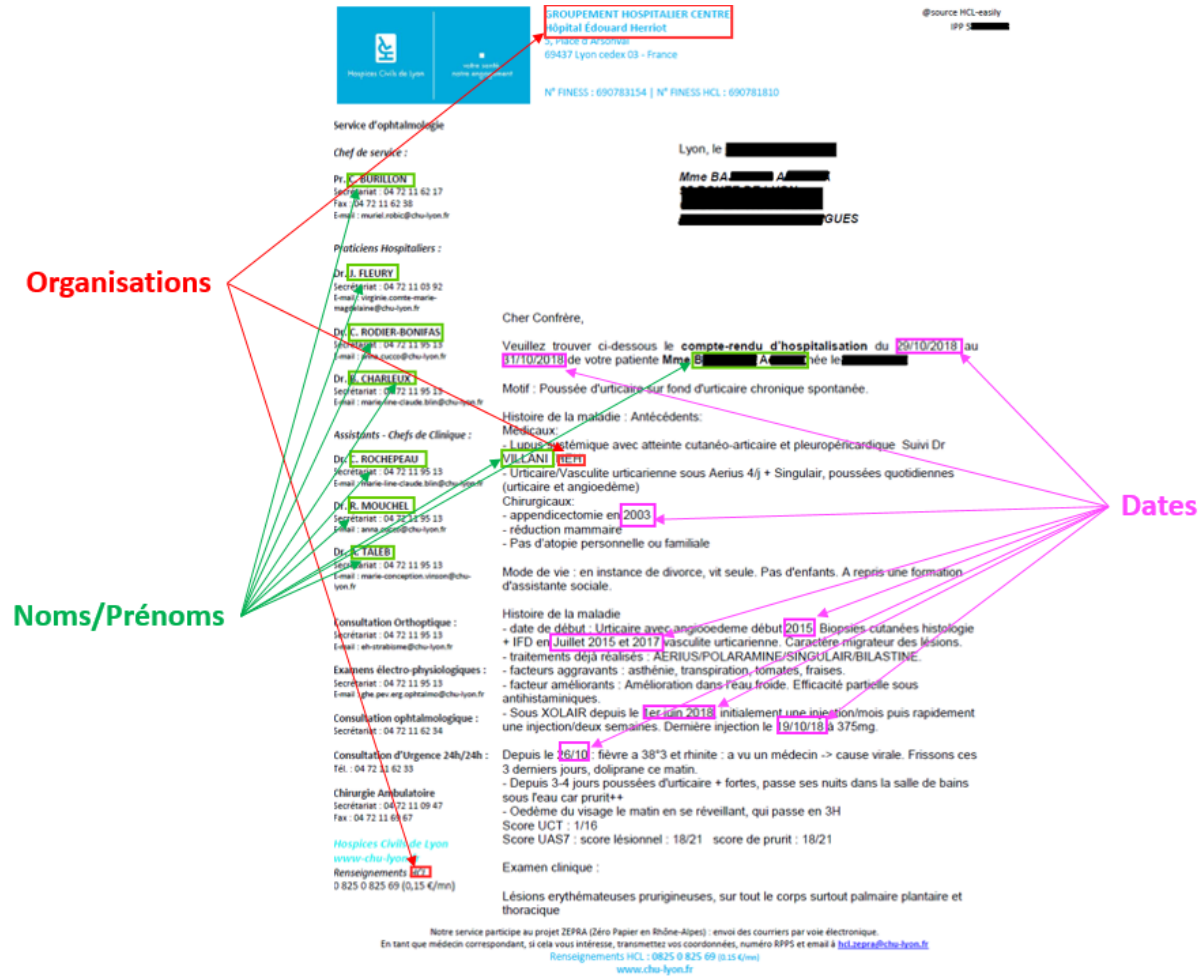
IDENTIFIANTS (IN)DIRECTS ET DONNÉES SENSIBLES

Identifiants directs			Identifiants indirects		Données sensibles		
Numéro de Sécurité Sociale	Nom	Prénom	Âge	Adresse	Diagnostic	Allergies	Médicaments
123-45-6789	Durand	Marie	45	123 Rue de Paris, 75001 Paris	Diabète	Arachides	Metformine
234-56-7890	Martin	Jean	58	45 Avenue des Champs, 75008 Paris	Hypertension	Pollen	Lisinopril
345-67-8901	Bernard	Clara	30	78 Boulevard Saint-Germain, 75006 Paris	Asthme	Aucun	Salbutamol
456-78-9012	Petit	Louis	67	22 Rue de Rivoli, 75004 Paris	Cancer	Latex	Paclitaxel
567-89-0123	Robert	Sophie	52	15 Rue de la Paix, 75002 Paris	Insuffisance cardiaque	Antibiotiques	Digoxine

1. Données factices générées avec ChatGPT

DONNÉES DE SANTÉ

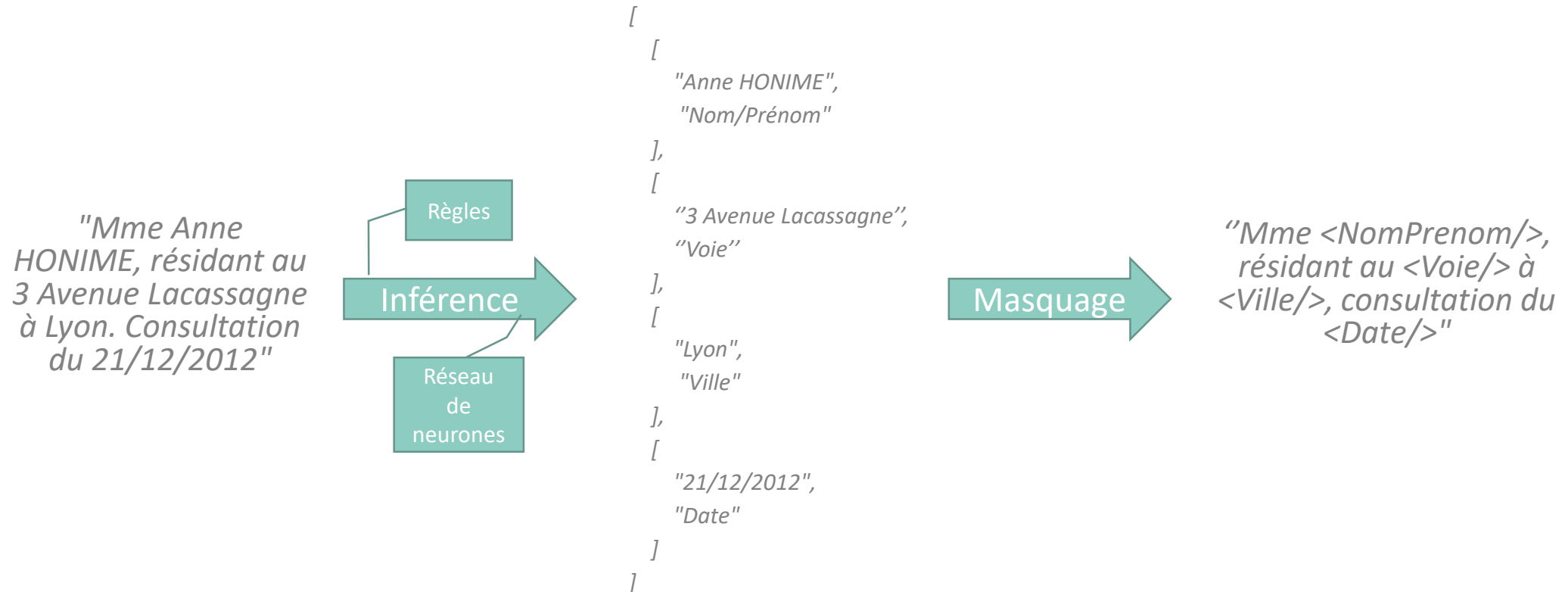
DONNÉES NON-STRUCTURÉES



Reconnaissance d'entités nommées via:

- Systèmes de règles ([Grouin, 2013](#))
- Réseaux de neurones ([Richard, Talbot et Gimbert, 2023](#))
- Systèmes mixtes ([Tchouka, 2023](#); [Tannier et al., 2024](#))

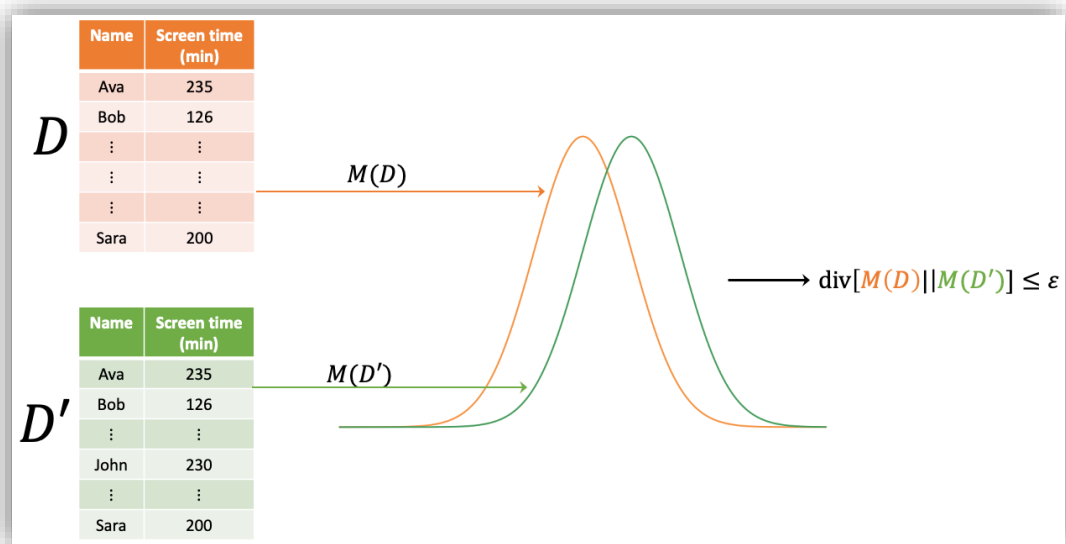
MASQUAGE DES ÉLÉMENTS IDENTIFIANTS ^{1 2}



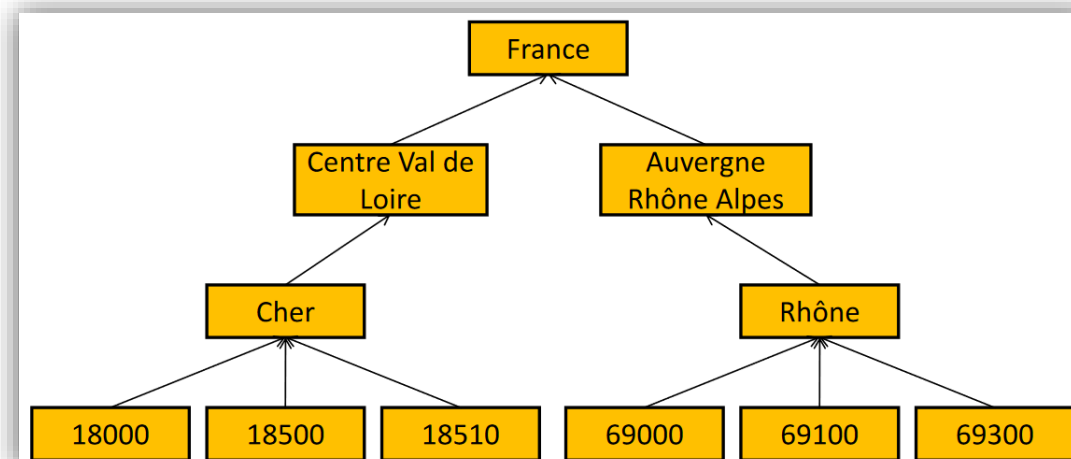
1. [Richard A., Talbot F. and Gimbert D. \(2023\) – « Anonymisation de documents médicaux en texte libre et en français via réseaux de neurones »](#)

2. [Tannier X., Wajsbürt P., Calliger A., et al. \(2023\) – « Development and validation of a natural language processing algorithm to pseudonymize documents in the context of a clinical data warehouse »](#)

ALGORITHMES DE RANDOMISATION ET DE GÉNÉRALISATION ¹



La « Differential Privacy » ²



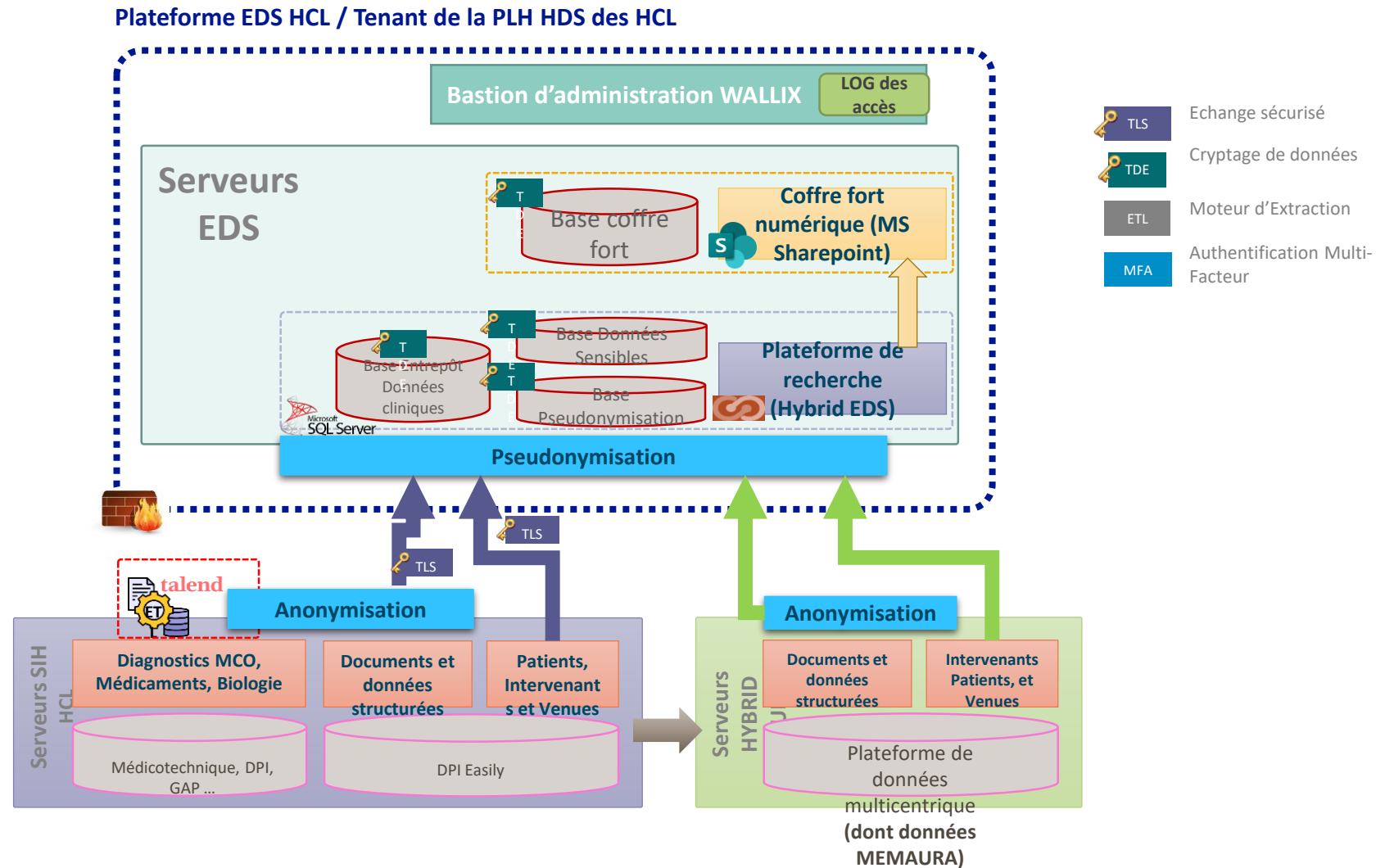
Exemple de Généralisation ³

1. <https://www.cnil.fr/fr/le-g29-publie-un-avis-sur-les-techniques-danonymisation>

2. <https://ealizabeth.com/blog/abc-of-differential-privacy/>

3. Sweeney (2002) – « k-anonymity: a model for protecting privacy »

MASQUAGE DES DONNÉES AVANT TRAITEMENT

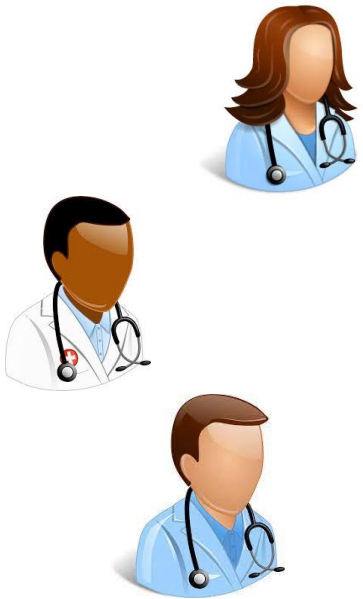


A series of squares of various sizes and shades of blue and grey, some with diagonal line patterns, arranged in a descending staircase pattern from the top center towards the right side of the slide.

CONSTRUIRE LA CONFIANCE ENVERS L'IA

MIEUX COMPRENDRE POUR MIEUX ÉVALUER ET UTILISER

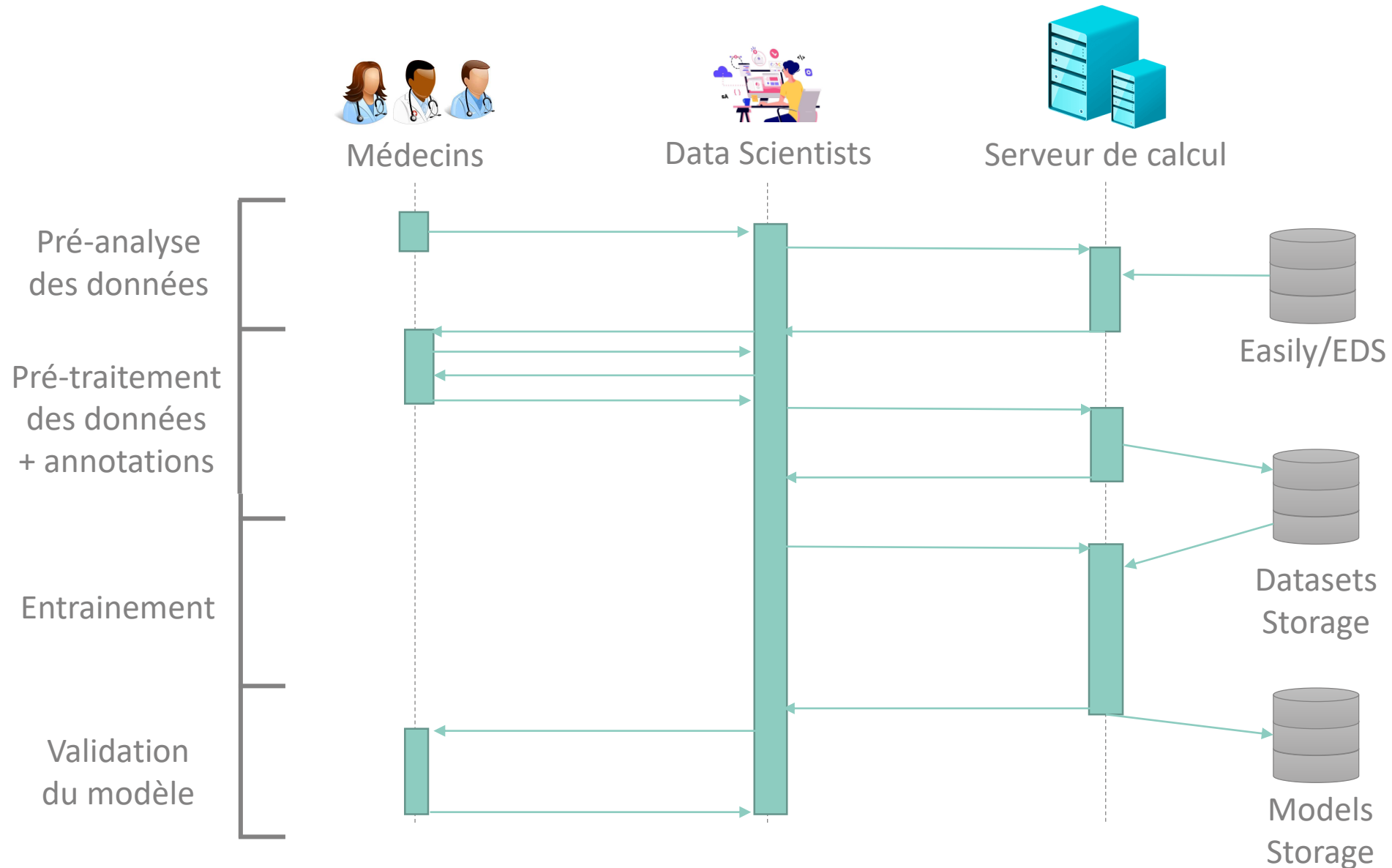
TRANSPARENCE ET EXPLICABILITÉ ^{1 2 3 4}



- Pourquoi ce résultat et pas un autre ?
- Quel degrés de confiance mettre dans l'outil et ses résultats ?
- Dans quel situation l'outil est bon et quand est-il mauvais ?
- Comment corriger une erreur de l'outil ?

1. [Gunning and Aha \(2019\) – DARPA's Explainable Artificial Intelligence \(XAI\) Program](#)
2. [Berredo-Arrieta et al. \(2020\) - Explainable Artificial Intelligence \(XAI\): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI](#)
3. [Mueller et al. \(2019\) - Explanation in Humain-AI Systems: A Literature Meta-Review, Synopsis of Key Ideas and Publications, and Bibliography for Explainable AI](#)
4. [Richard et al. \(2020\) – Transparency of Classification Systems for Clinical Decision Support](#)

PROCESSUS DE DÉVELOPPEMENT



RETOURS TERRAINS

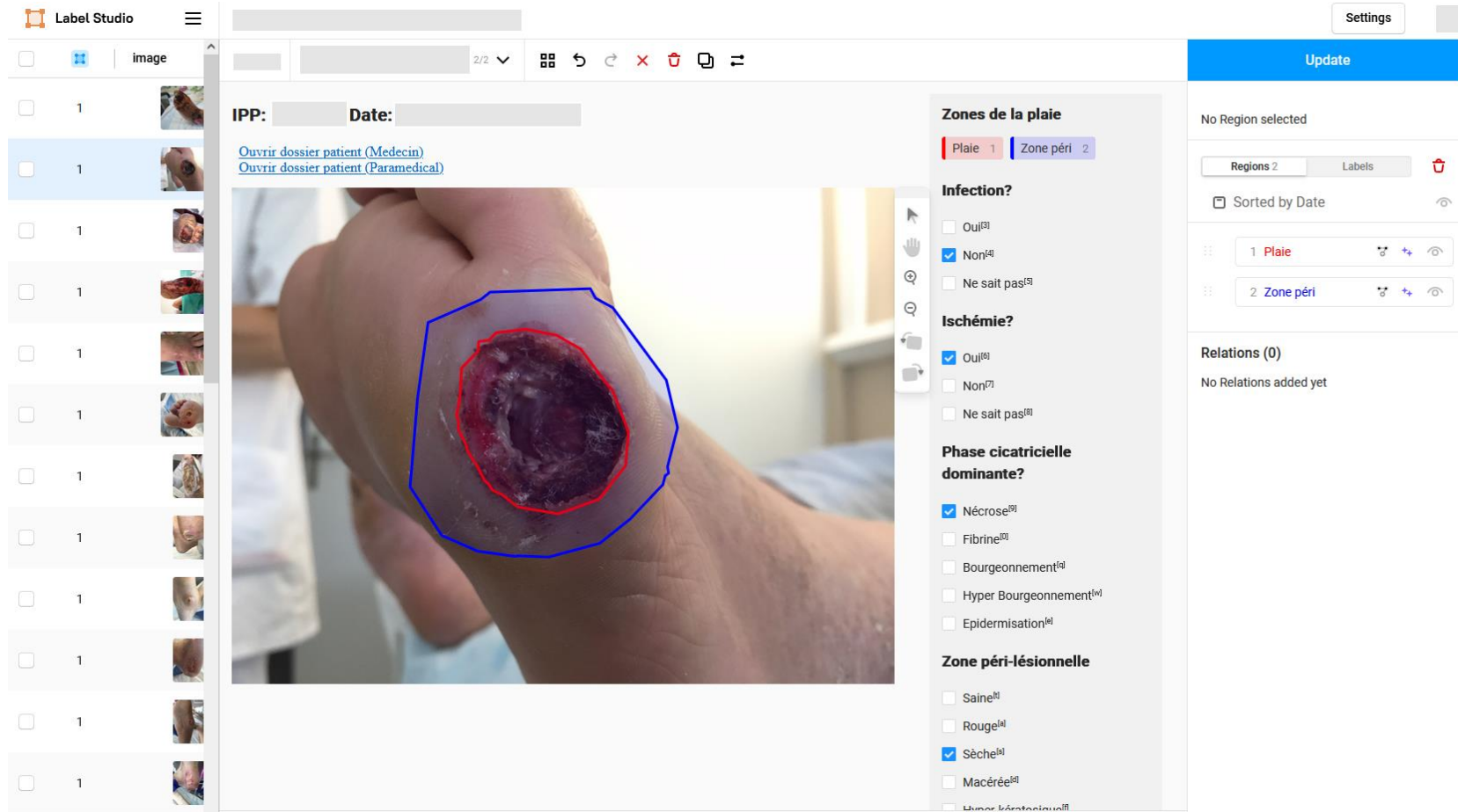


- Problématiques cliniques:
 - Améliorer un processus
 - Développer un test basé sur des données
 - Etc.
- Intégrer un outil déjà développé:
 - Par une entreprise/start-up
 - Par un médecin et/ou un interne
 - Par nous pour un autre service
- Curiosité/intérêt scientifique

DONNÉES DE SANTÉ

ANNOTATION

59

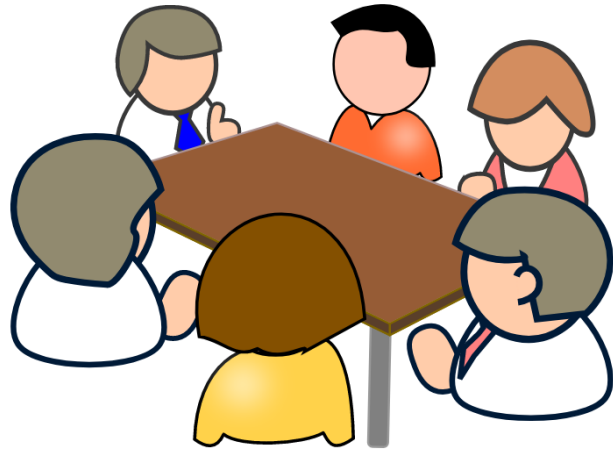


Besoins:

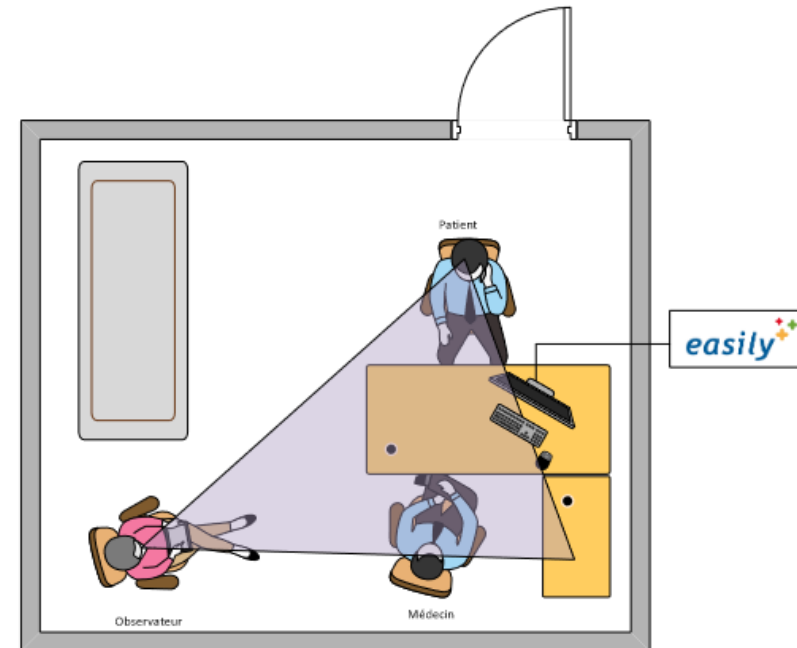
- De personnel soignant (au moins 2 ou 3)
- D'un outil d'annotation « user-friendly »
- D'un protocole d'annotation bien établi

IDENTIFIER LES PROBLÈMES ¹

Interviews



Analyses terrain ²



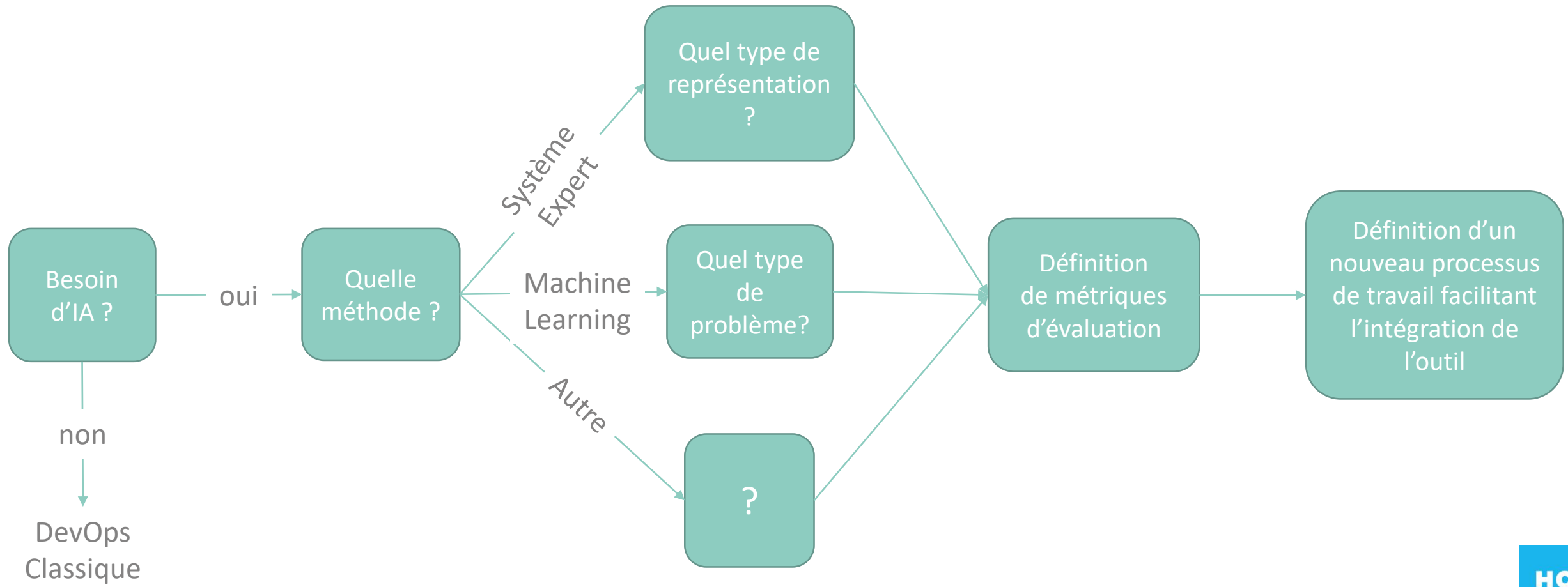
1. [Kim J.Y., Boag W., Gulamali F., et al. \(2023\) – « Organizational Governance of Emerging Technologies: AI Adoption in Healthcare »](#)

2. [Richard \(2021\) - Proposition d'un outil d'aide à la décision adapté aux contraintes et aux enjeux d'un soutien informatique aux consultations médicales coutumières](#)

FORMALISER LE BESOIN

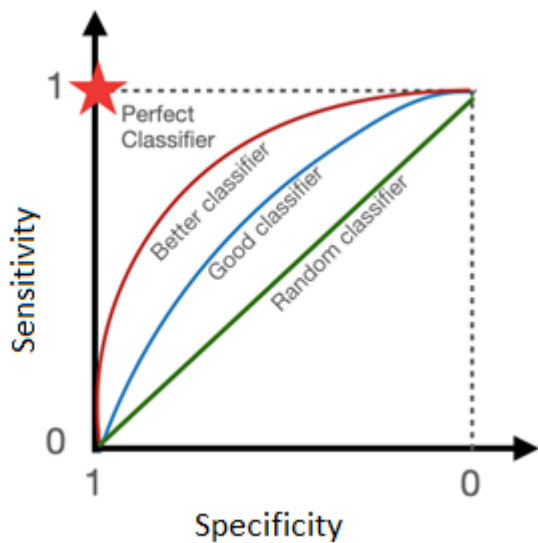
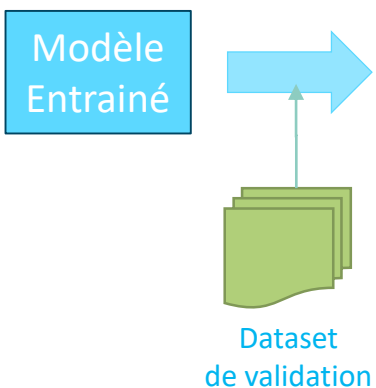
61

DÉTERMINER LE BESOIN EN IA/ML/DL ¹



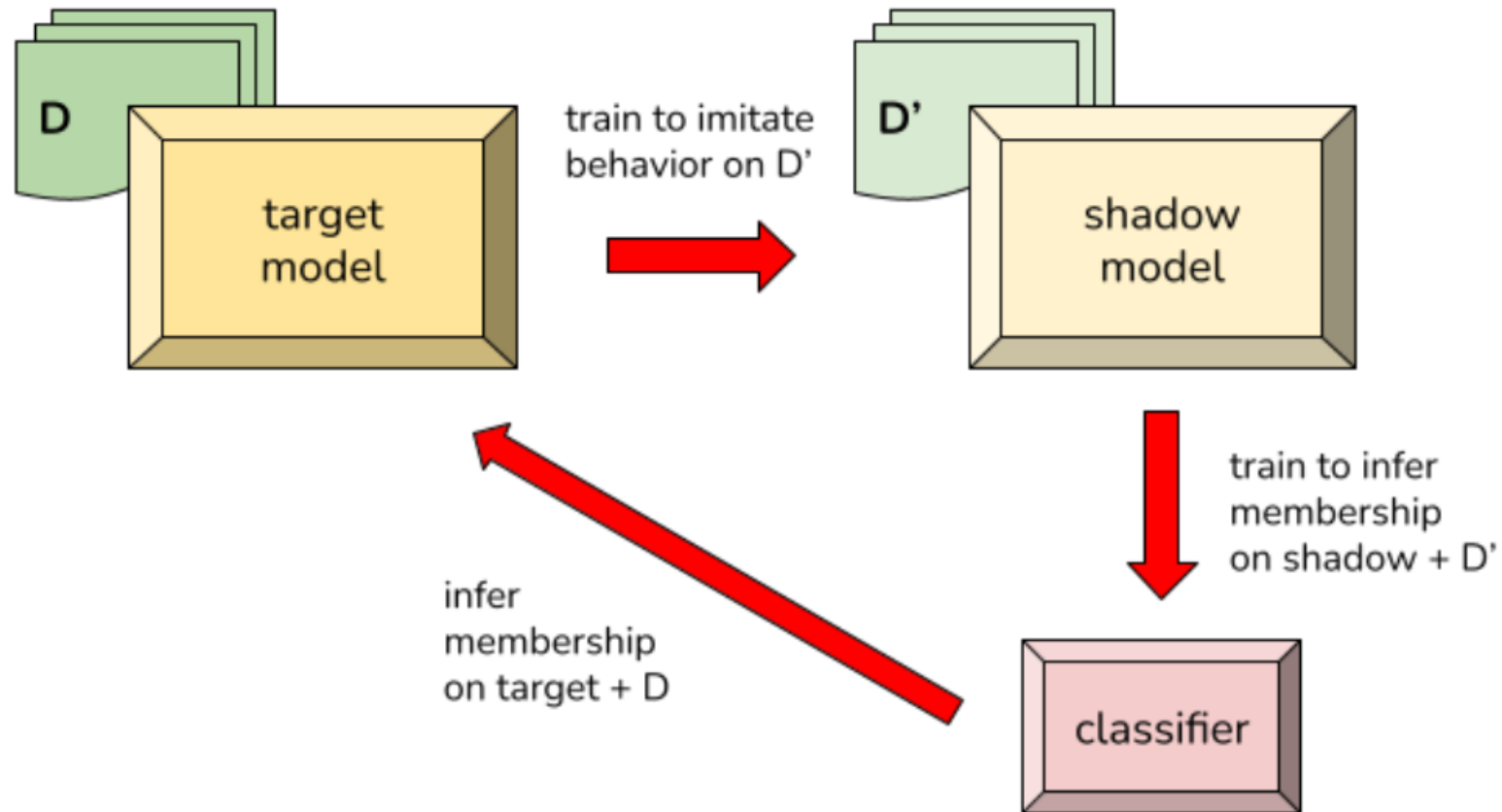
SEUILS DE VALIDATION

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



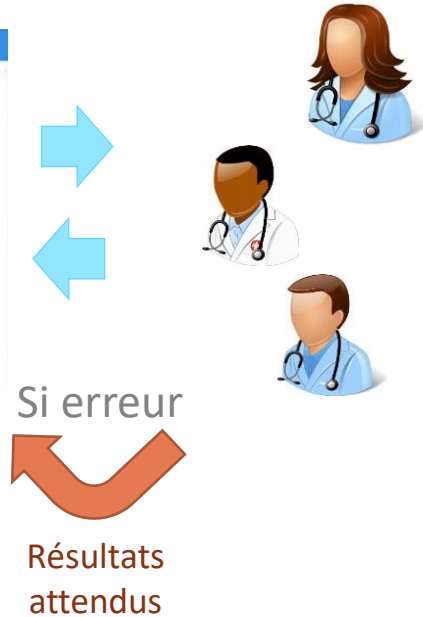
Comment déterminer si un modèle est valide?

- 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



1. [Carlini N., Tramer F., Wallace E., et al. \(2021\) – « Extracting training data from Large Language Models »](#)
2. [Bertheliet G., Boutet A., and Richard A. \(2023\) – « Toward training NLP models to take into account privacy leakages »](#)

INCLURE LES RETOURS UTILISATEURS ¹



Besoins:

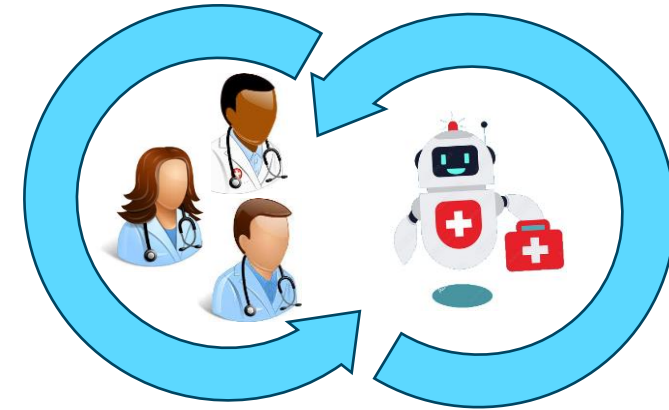
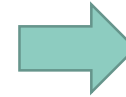
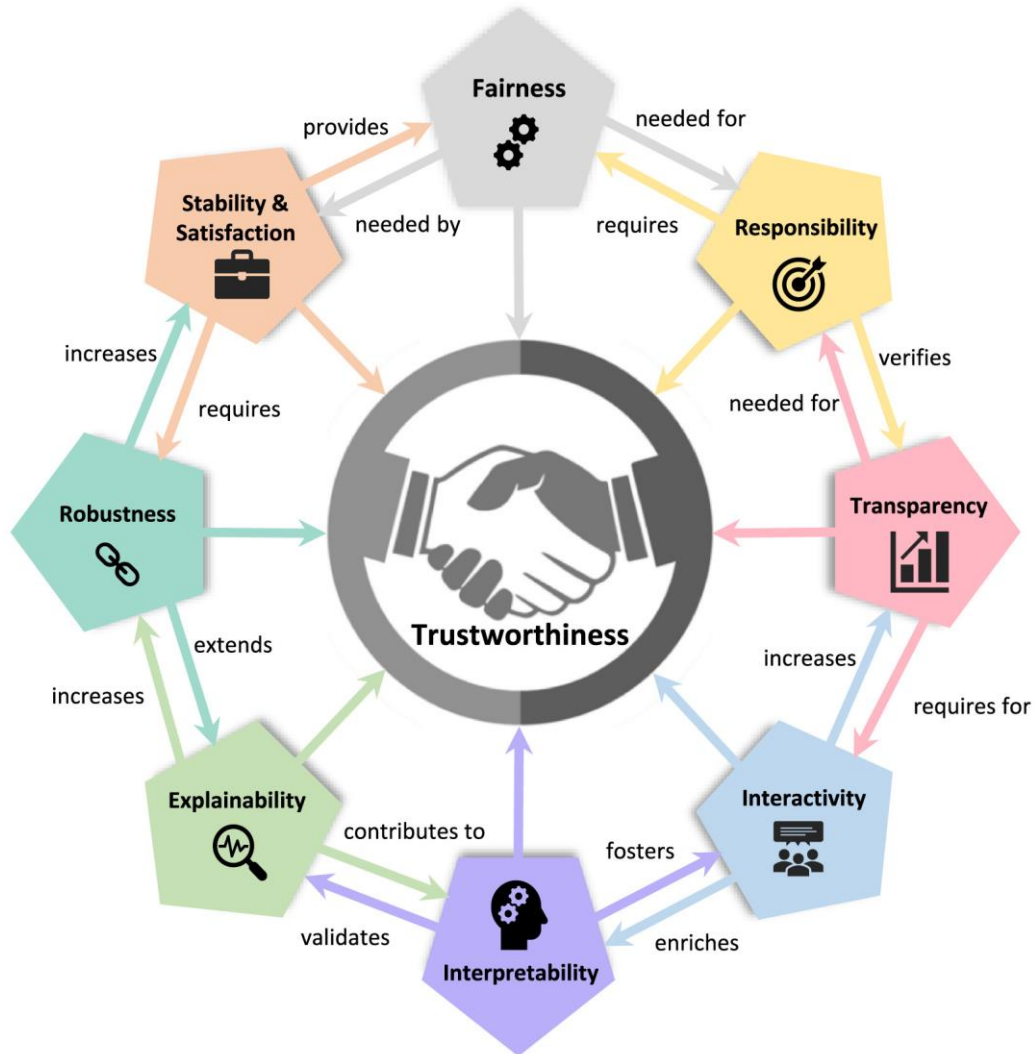
- Inclure des fonctionnalités de « feedback » dans les interfaces
- Former les soignants à détecter les erreurs des modèles ²
- Anticiper la charge de travail nécessaire

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. [Tsai T., Fridsma D., and Gatti G. \(2003\) – « Computer Decision Support as a Source of Interpretation Error: The Case of Electrocardiograms »](#)

CONSTRUIRE LA CONFIANCE

65

RENDRE L'IA PLUS ACCESSIBLE ¹



La clé pour l'adoption de l'IA par les médecins
c'est le travail d'équipe Humain-Machine ²

1. [Ali S., Abuhmed T., El-Sappagh S., et al. \(2023\) – « Explainable Artificial Intelligence \(XAI\): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence »](#)
2. [Henry, K, Kornfield R., Sridharan A., et al. \(2022\) – « Human-machine teaming is key to AI adoption: clinicians' experiences with a deployed machine learning system »](#)

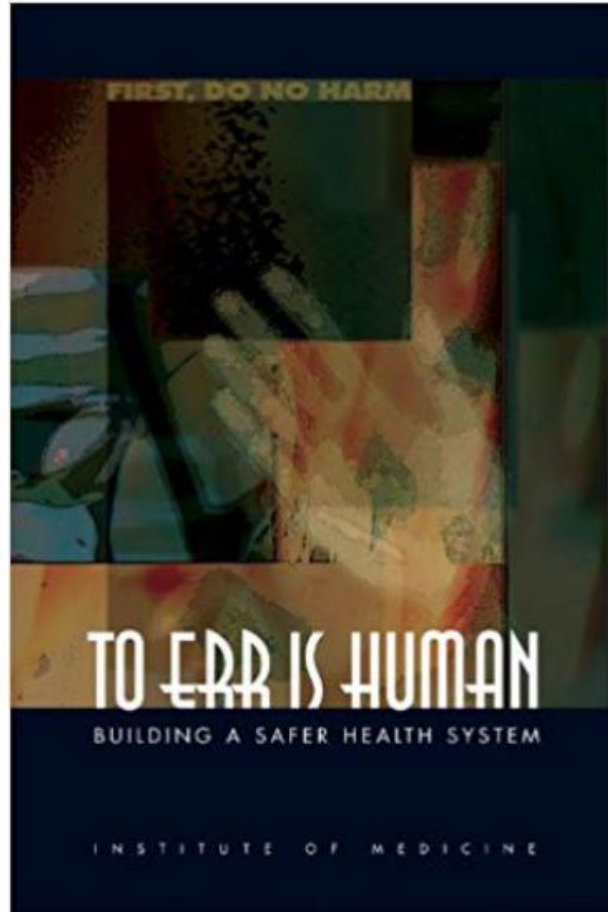
INTÉGRER L'IA EN SANTÉ

RISQUES POSSIBLES

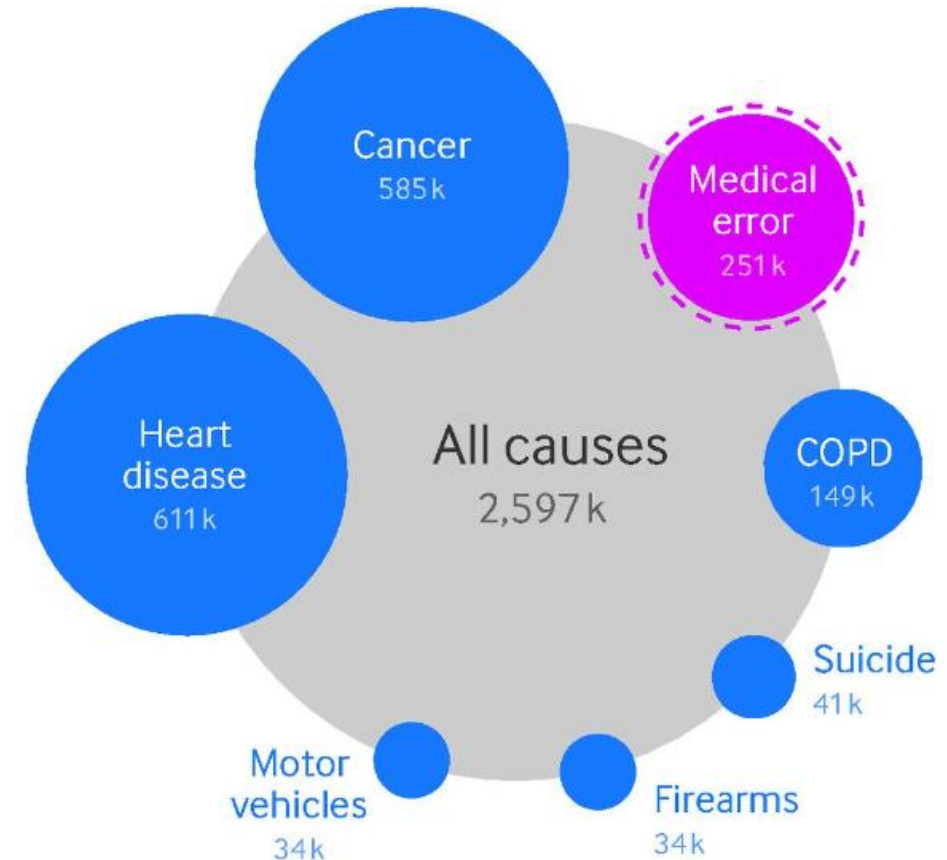
LES ERREURS MÉDICALES ÉVITABLES

67

UNE DES PREMIÈRES CAUSES DE DÉCÈS À L'HÔPITAL



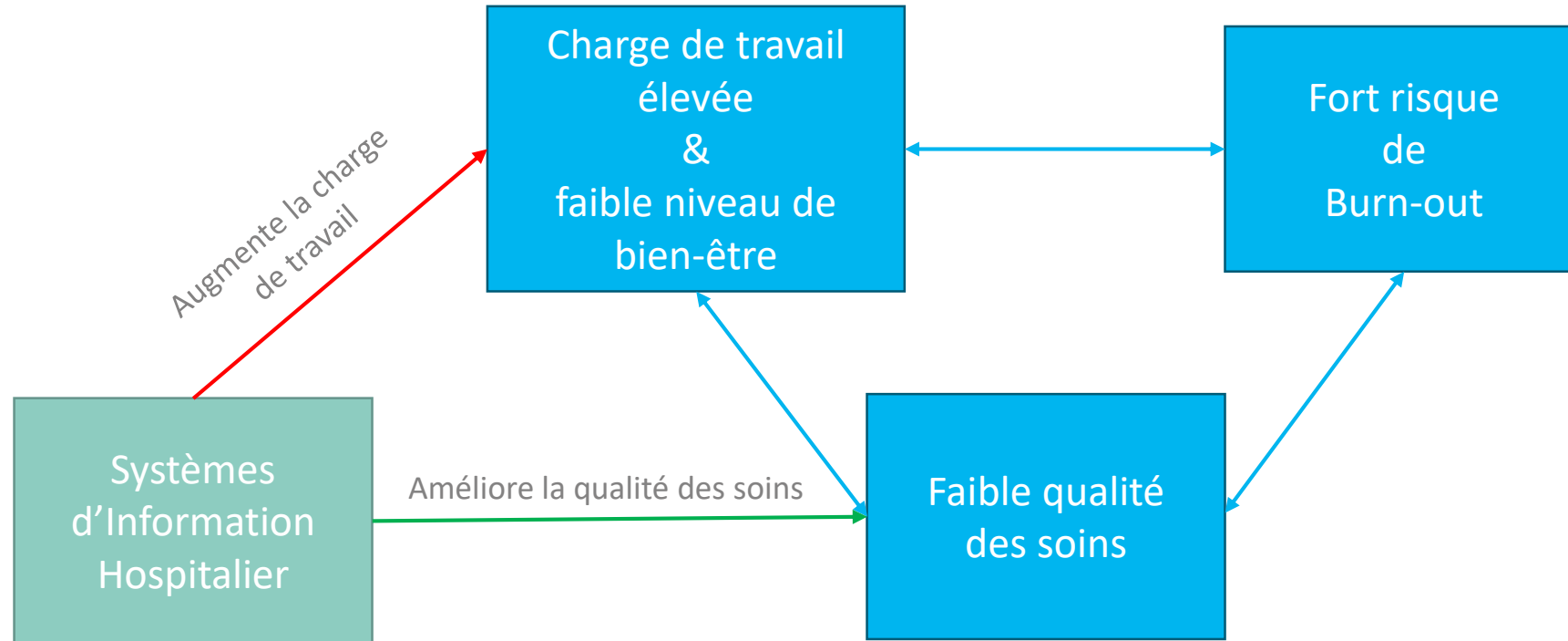
Entre 44k et 98k mort aux USA en 1997 ¹



La troisième principale cause de décès aux USA en 2013 ²

1. [Donaldson et al. \(2000\) – To err is human: building a safer health system](#)
2. [Makary and Daniel \(2016\) – Medical error : the third leading cause of death in the US](#)

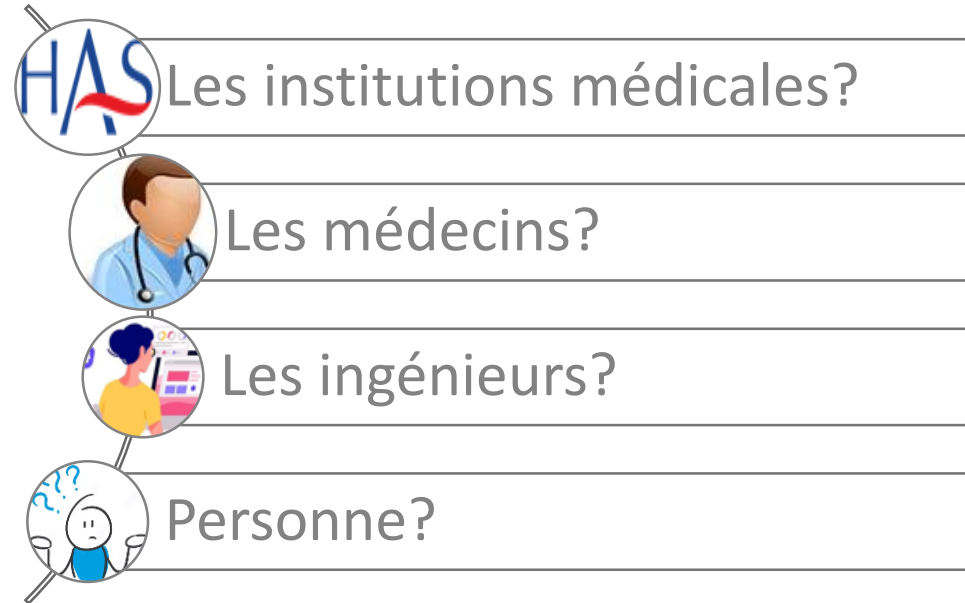
CHARGE DE TRAVAIL ET QUALITÉ DES SOINS: UN CERCLE VICIEUX^{1 2 3 4}



1. [Hall et al. \(2016\) – Healthcare Staff Wellbeing, Burnout, and Patient Safety: A Systematic Review](#)
2. [Tawfik et al. \(2018\) – Physician Burnout, Well-being, and Work Unit Safety Grades in Relationship to Reported Medical Errors](#)
3. [West, Dybrye and Shanafelt \(2018\) – Physician burnout: contributors, consequences and solutions](#)
4. [Dutheil et al. \(2019\) – Suicide among physicians and health-care workers: A systematic review and meta-analysis](#)

PROBLÈMES DE RESPONSABILITÉ

Si un médecin utilise un SIH
basé sur de l'IA, et que
l'utilisation de ce SIH conduit à
une erreur médicale, qui est
responsable ?

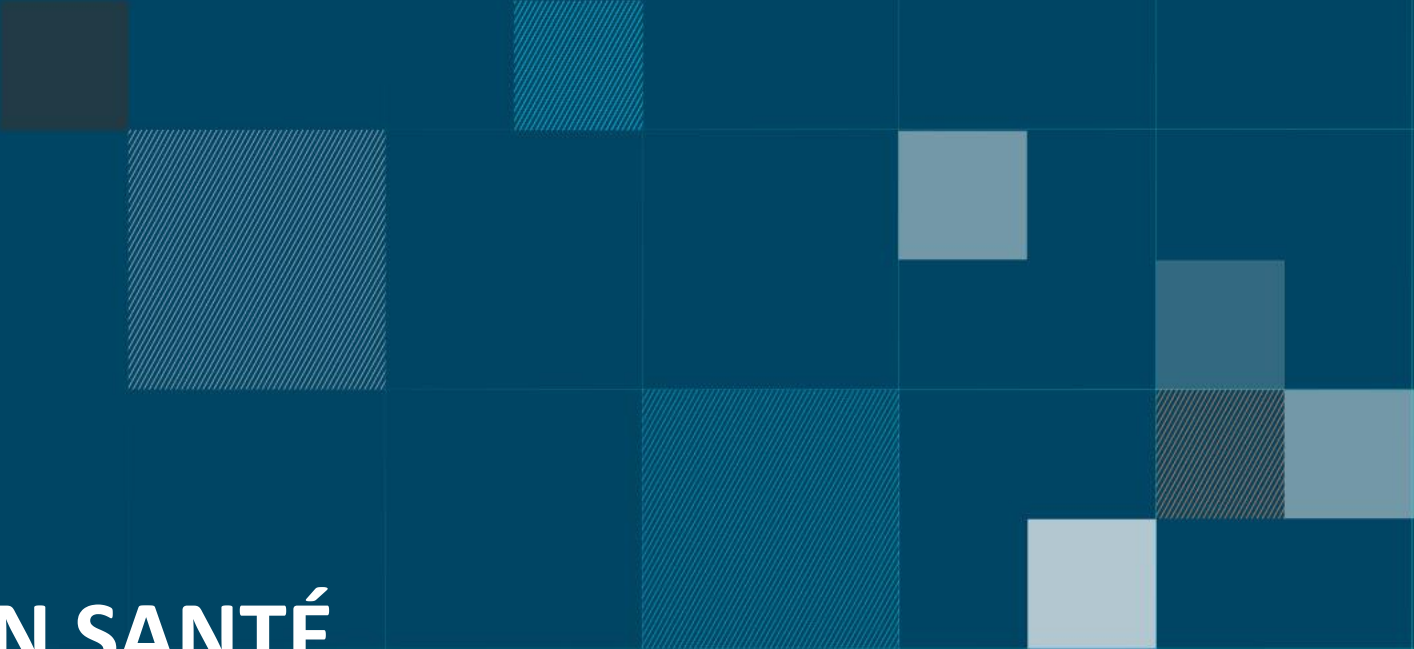


Socialement, il y a une pression envers les médecins ¹



Légalement, les institutions sont tenues responsables et des
normes sont à prendre en comptes par les ingénieurs ^{2 3}

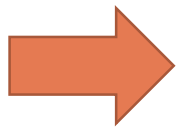
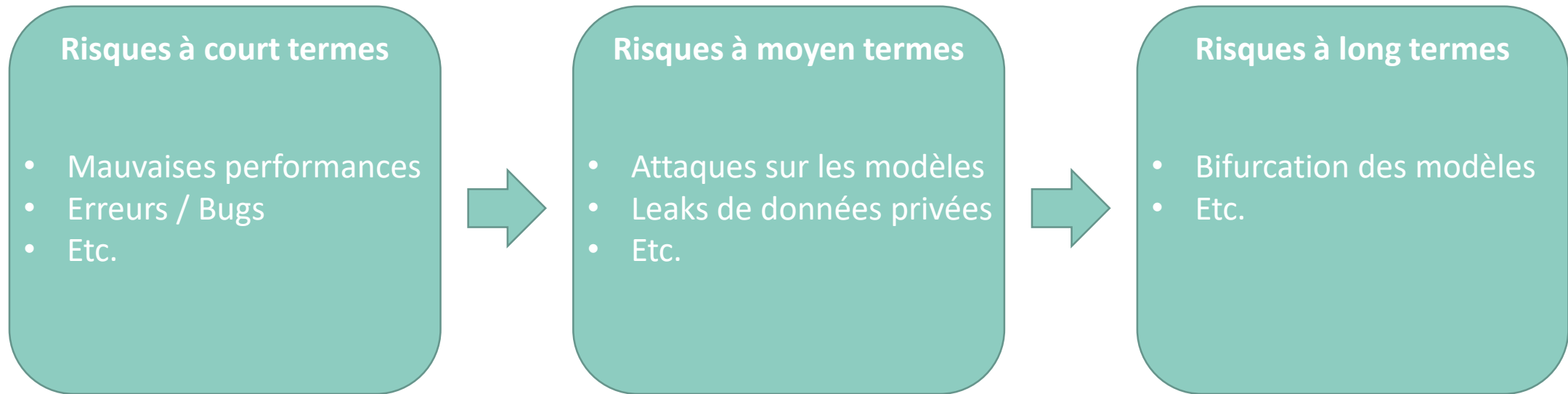
1. [Itani, Lecron and Fortemps \(2019\) – Specifics of medical data mining for diagnosis aid: A survey](#)
2. [Norme ISO 13485:2016 – Dispositifs médicaux – Systèmes de management de la qualité – Exigences à des fins réglementaires](#)
3. [Norme ISO 62304:2006 – Logiciels de dispositifs médicaux – Processus du cycle de vie du logiciel](#)



LES RISQUES LIÉS À L'IA EN SANTÉ

À COURT, MOYEN ET LONG TERMES

RISQUES TECHNIQUES ^{1 2}



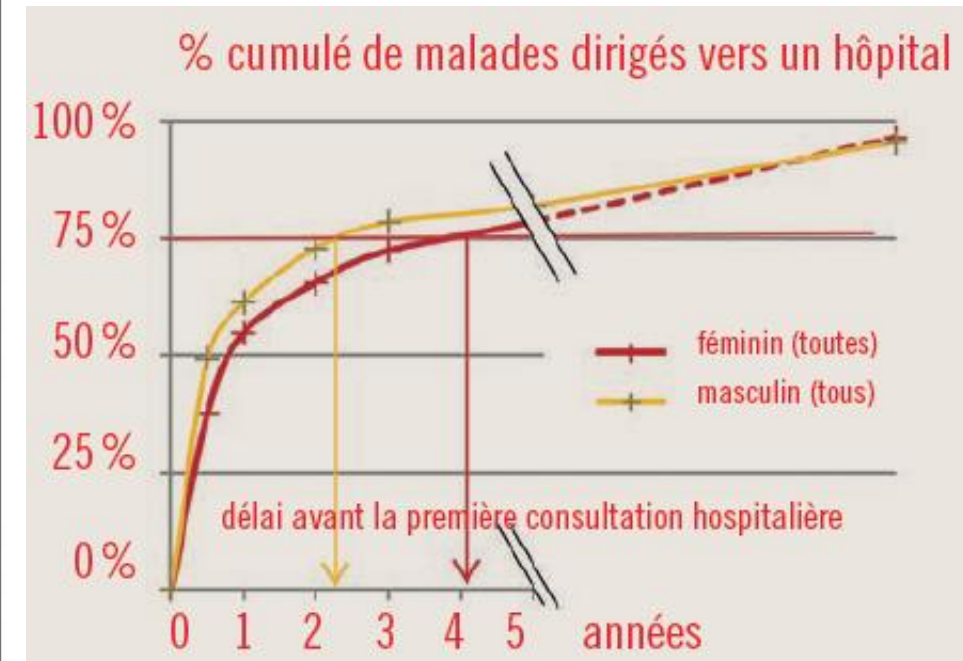
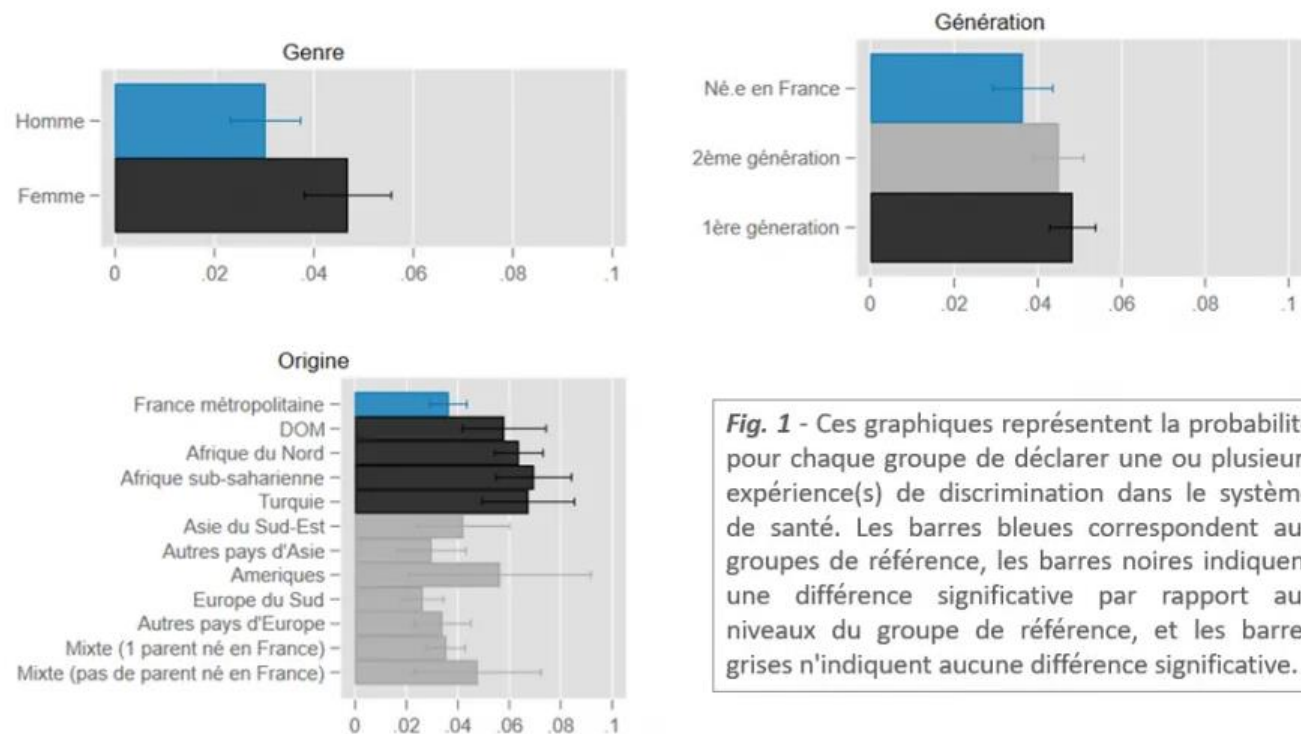
Quels impacts pour les patient·e·s, les soignant·e·s et les parcours de soins ?

1. [Tan S., Taeihagh A., and Baxter K. \(2022\) – « The Risks of Machine Learning Systems »](#)

2. [Habeih H. and Gohel S. \(2021\) – « Machine Learning in Healthcare »](#)

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

Probabilité de déclarer une expérience de discrimination dans le système de santé



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 \(alliance-maladies-rares.org\)](#)

LE CAS DES MODÈLES GÉNÉRATIFS ^{1 2}

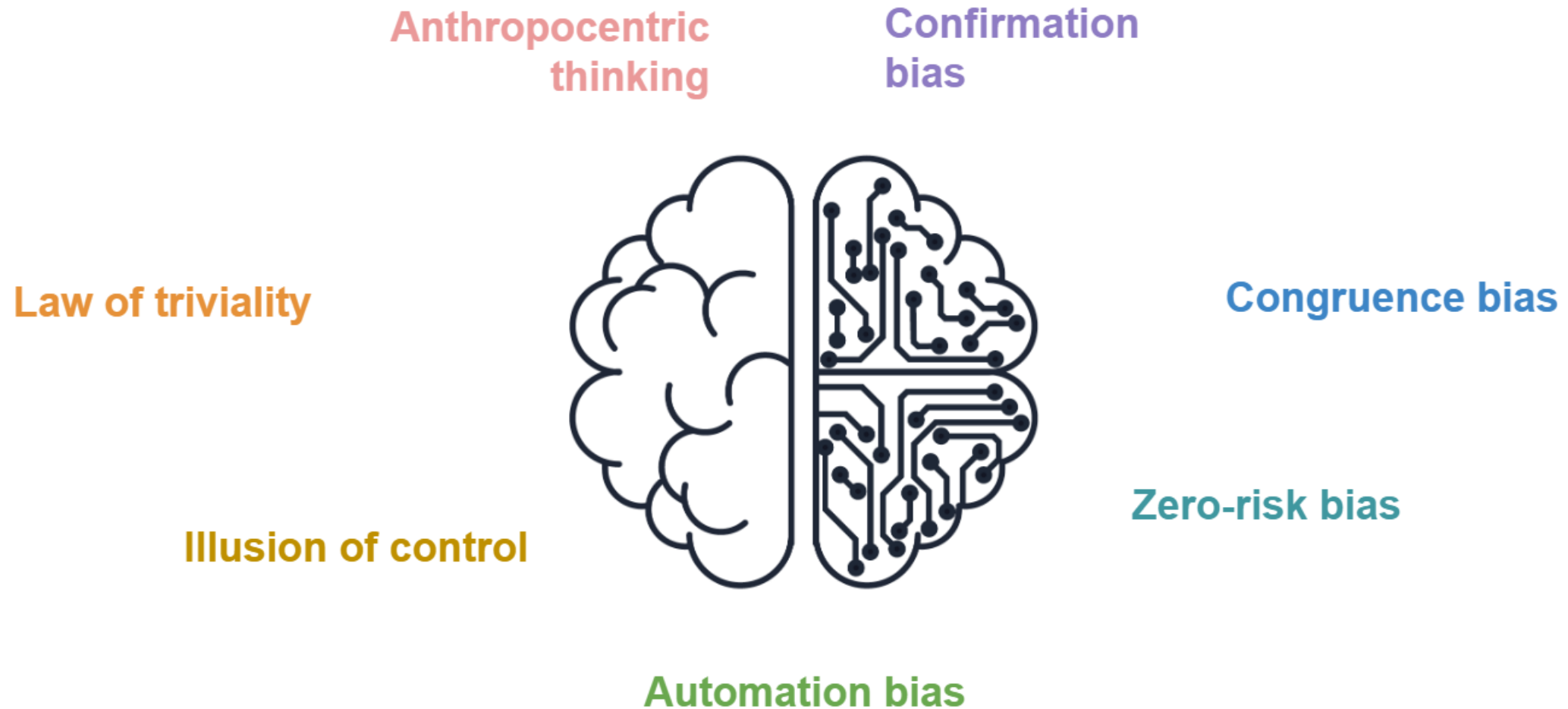


1. [Le Monde \(2023\) – « Les Secrets de la Mythologie: Les Dieux Nordiques »](#)
2. [Le Monde \(2022\) – « Accusé de véhiculer des clichés racistes, le rappeur virtuel noir FN Meka congédié par sa maison de disques »](#)

RISQUES DU ML À MOYEN TERMES

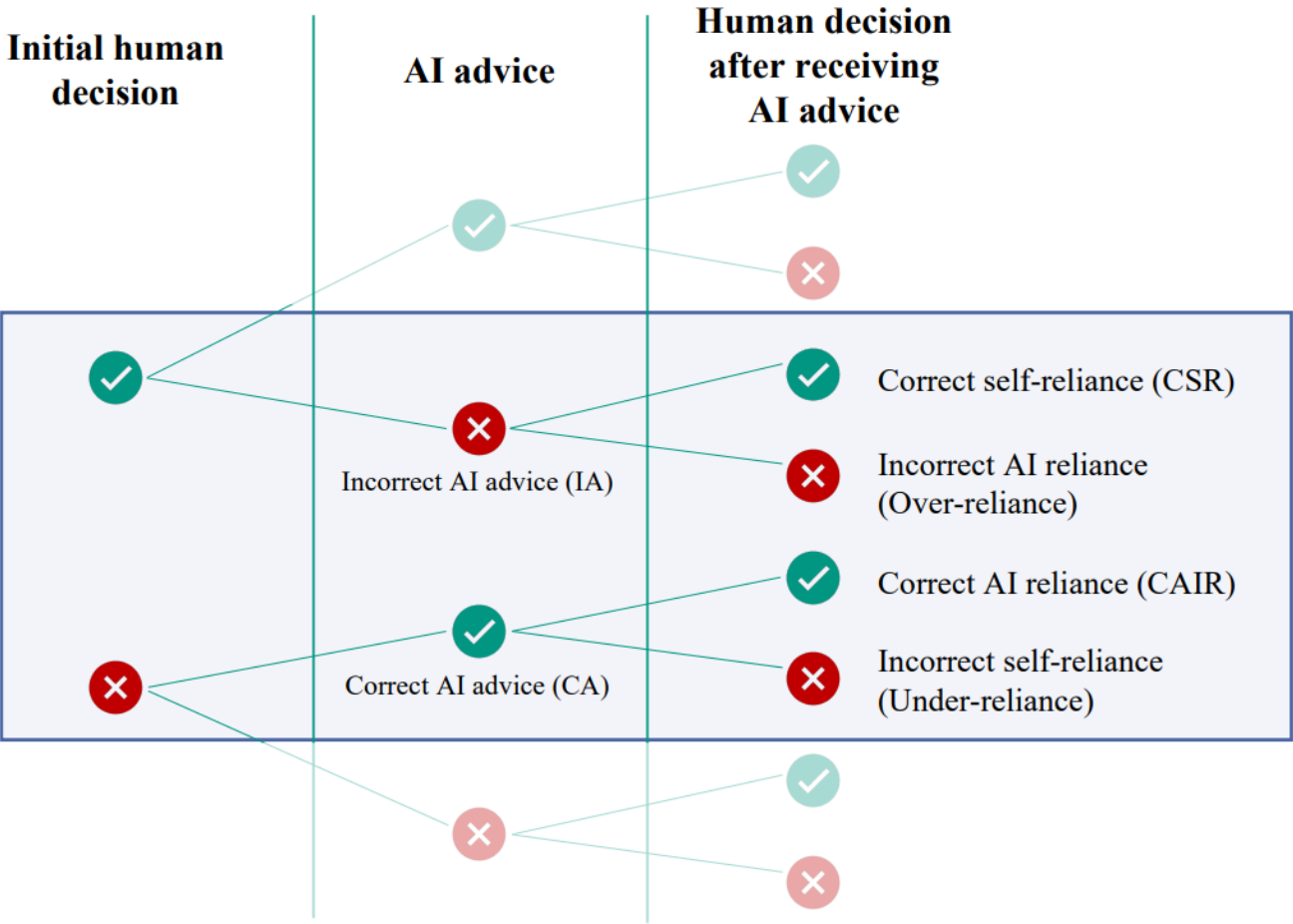
74

BIAIS DE PERCEPTION DE L'IA ¹



BIAIS DU RISQUE ZÉRO ET L'ILLUSION DU CONTRÔLE

RISQUE DE SUR-CONFIANCE ENVERS L'OUTIL OU NOUS MÊME ^{1 2 3 4 5 6}

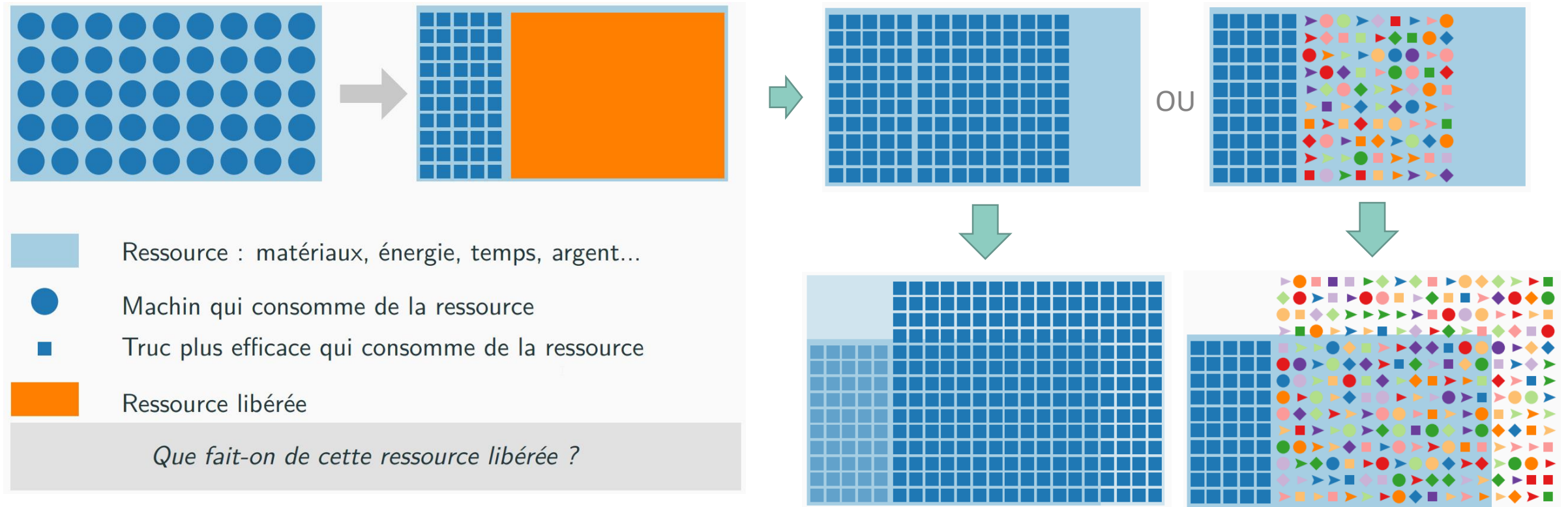


1. [Parasuraman R. and Manzey D. H. \(2010\) – « Complacency and Bias in Human Use of Automation: An Attentional Integration »](#)
2. [He G., Kuiper L., and Gadiraju U. \(2023\) – « Knowing About Knowing: An Illusion of Human Competence Can Hinder Appropriate Reliance on AI Systems »](#)
3. [Grissinger M. \(2019\) – « Understanding Human Over-Reliance On Technology »](#)
4. [Tsai, Fridsma and Gatti \(2003\) – « Computer decision support as a source of interpretation error: the case of electrocardiograms »](#)
5. [Povyakalo et al. \(2013\) – « How to discriminate between Computer-Aided and Computer-Hindered Decisions: A Case study in Mammography »](#)
6. [Schemmer M., Kuehl N., Benz C., et al. \(2023\) – « Appropriate Reliance on AI Advice: Conceptualization and the Effect of Explanations »](#)

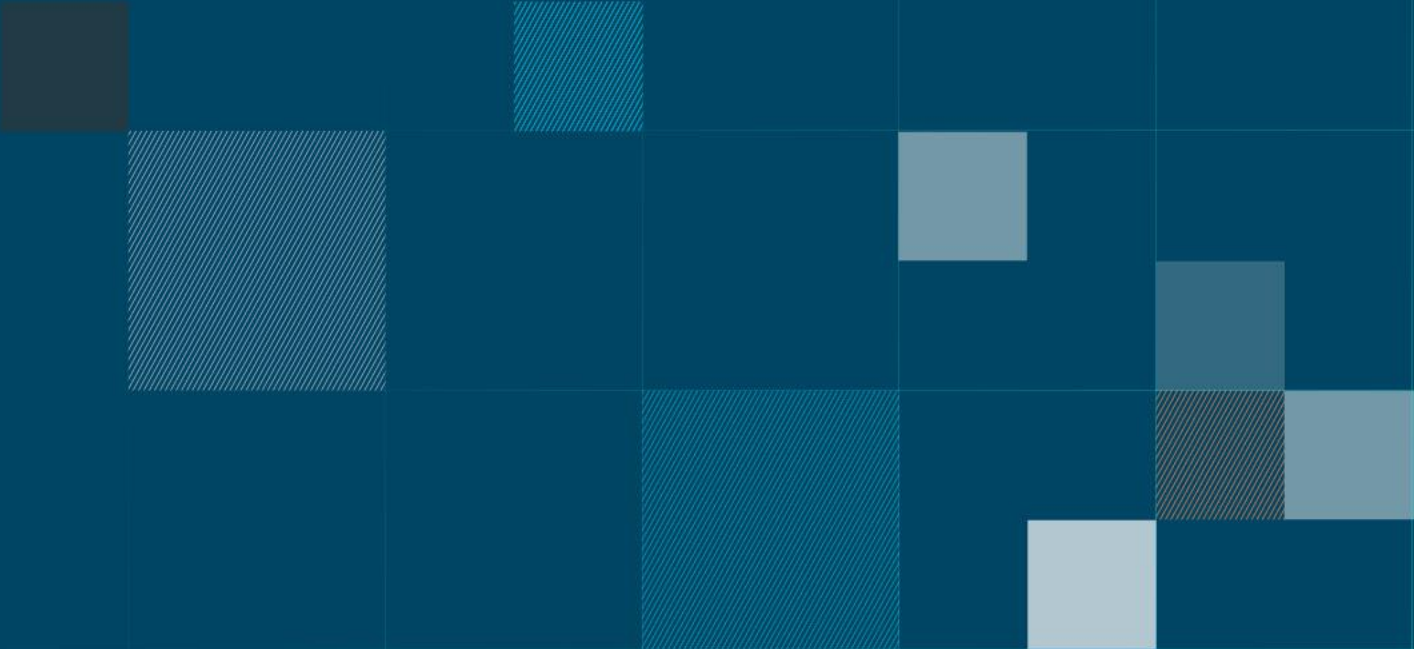
RISQUES À LONG TERMES

76

« EFFETS REBOND » NÉGATIFS ^{1 2 3 4 5}



Retour de flamme !

A decorative graphic in the top right corner consisting of several squares of varying sizes and shades of blue. Some squares have diagonal lines running from the top-left to the bottom-right.

PRÉVENIR LES RISQUES

LÉGISLATIONS, NORMES ET MÉTHODOLOGIES ORGANISATIONNELLES

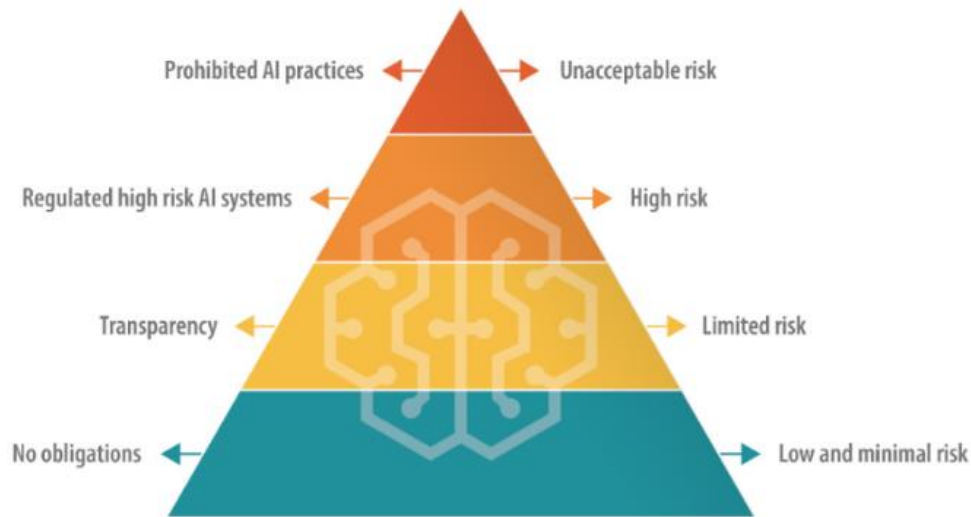
CONFORMITÉS « ÉTHIQUES »

78

PRINCIPES GÉNÉRAUX ^{1 2 3 4}

CNIL.

Le Serment
Holberton-turing ³



- Principe de Loyauté
- Principe de Vigilance/Réflexivité
- Principe d'Autonomie
- Principe de Justice
- Principe de Transparence

1. <https://www.cnil.fr/en/algorithms-and-artificial-intelligence-cnils-report-ethical-issues>

2. <https://www.cnil.fr/en/ai-systems-compliance-other-guides-tools-and-best-practices>

3. <https://www.holbertonturingoath.org/>

4. European Parliament (2021) – « Artificial Intelligence Act »

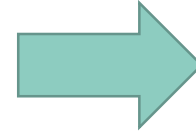
NORMES ISO



ISO 13485:

Quality management systems & Requirements for regulatory purposes

<https://www.iso.org/standard/59752.html>



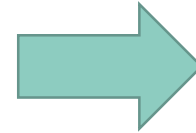
Applicable à l'IA ? ^{1 2 3}



ISO 62304:

Medical device software & Software life cycle processes

<https://www.iso.org/standard/38421.html>



Publiées:

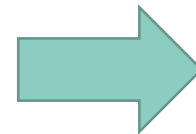
- [ISO 24029](#): Assessment of the robustness of neural networks
- [ISO 5259](#): Data quality for analytics and machine learning (ML)



ISO 14971:

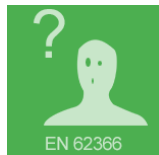
Application of risk management to medical devices

<https://www.iso.org/standard/72704.html>



En cours de développement:

- [ISO 18988](#): Application of AI technologies in health informatics



ISO 62366:

Application of usability engineering to medical devices

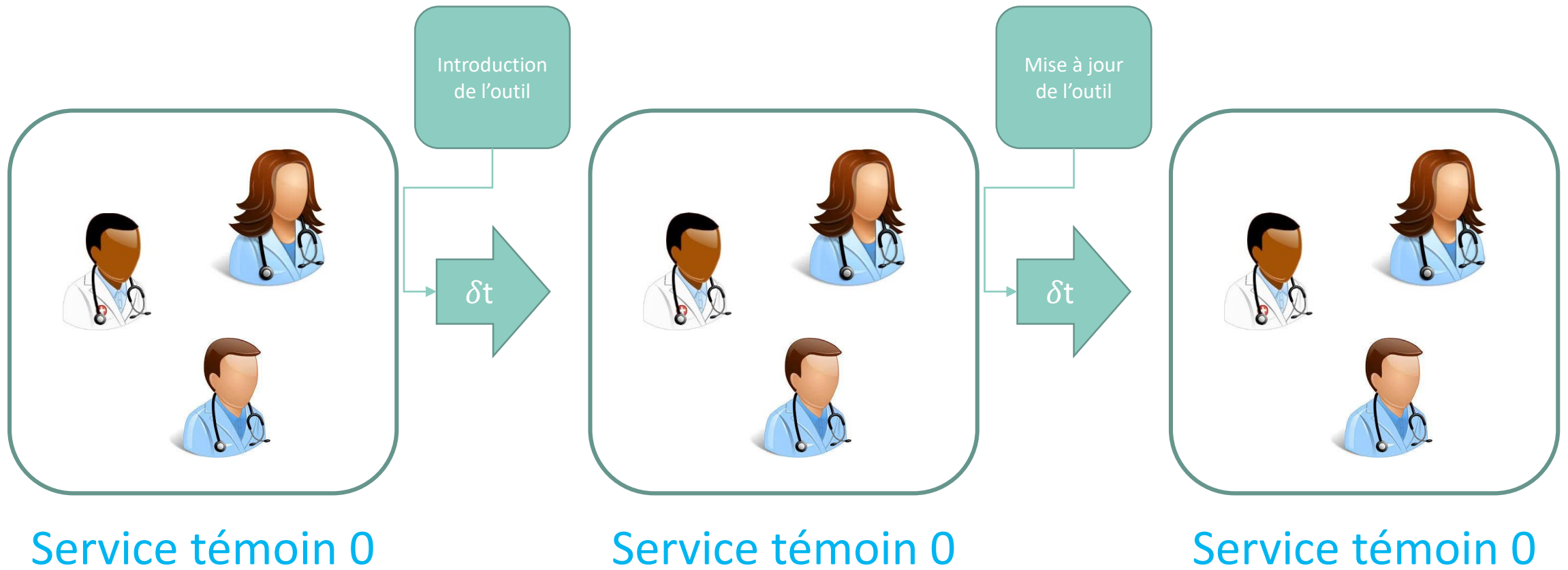
<https://www.iso.org/standard/63179.html>

1. [O'Sullivan et al. \(2018\) – Legal, regulatory, and ethical frameworks for development of standards in artificial intelligence \(AI\) and autonomous robotic surgery](#)
2. [Zhao \(2019\) – Improving Social Responsibility of Artificial Intelligence by Using ISO 2600](#)
3. [Natale \(2022\) – Extensions of ISO/IEC 25000 Quality Models to the Context of Artificial Intelligence](#)

SUIVI À LONG TERMES

80

ÉTUDES LONGITUDINALES ^{1 2}

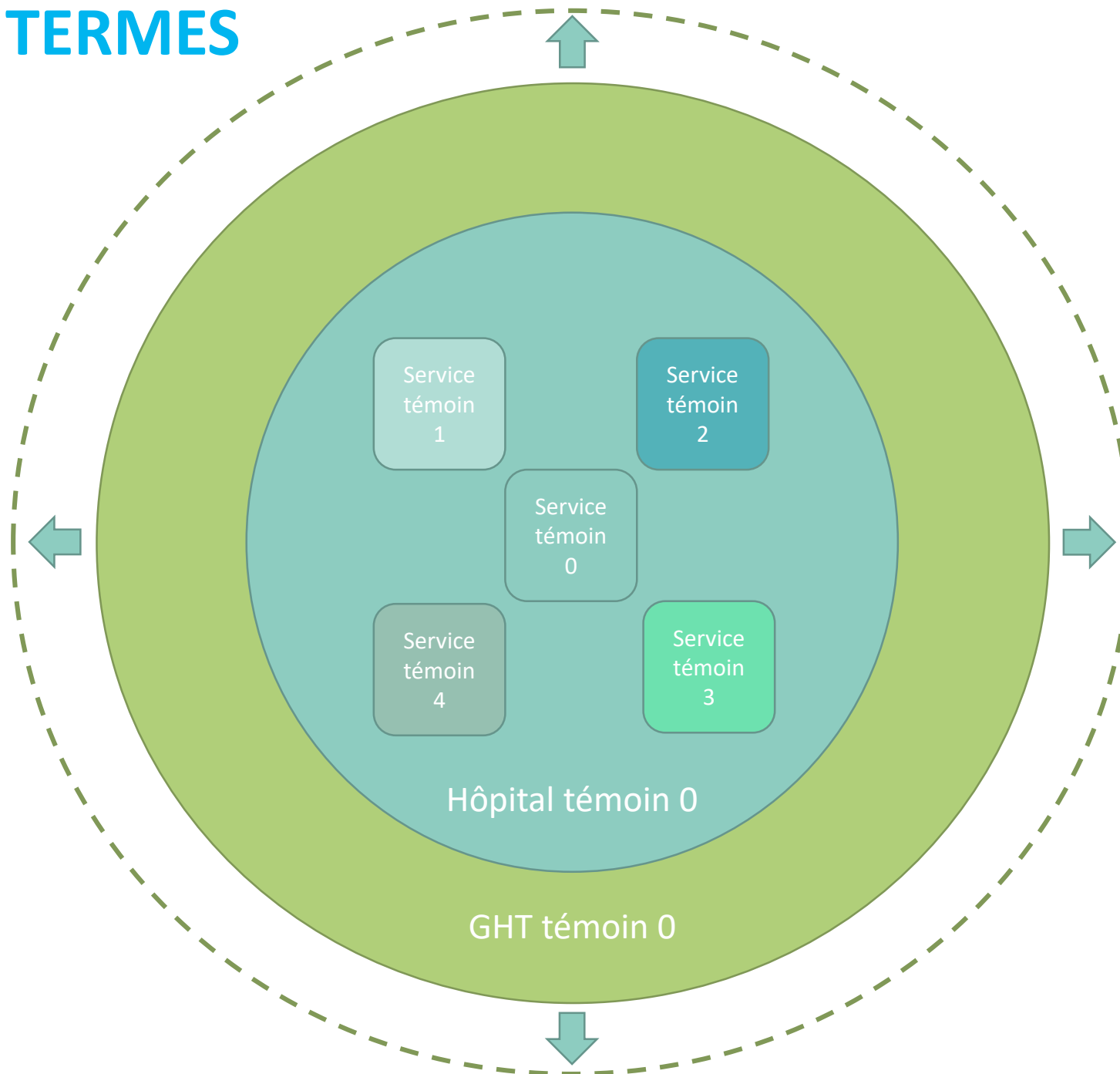


1. [Williamson G. R. \(2004\) – « The A-Z of Social Research: A Dictionary of Key Social Science Research Concepts »](#)

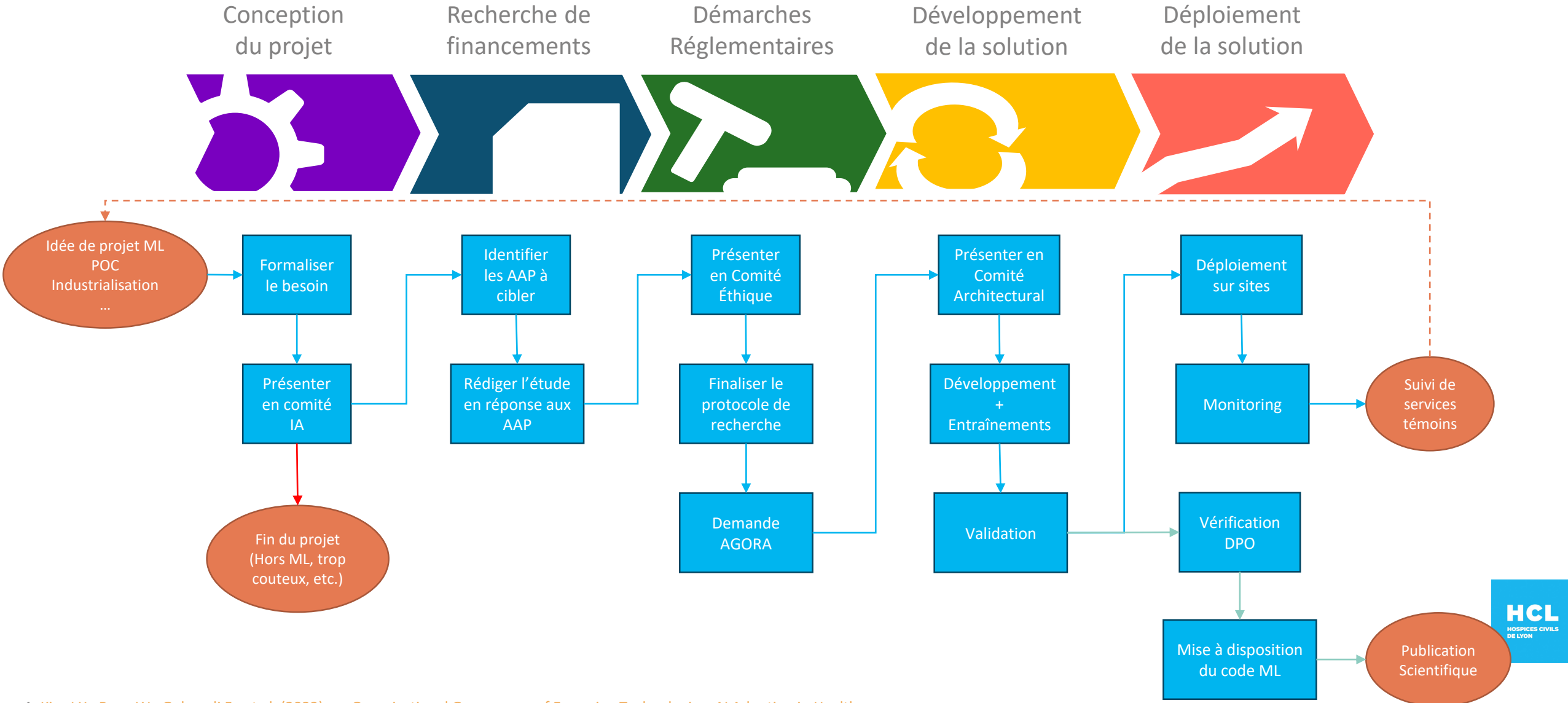
2. [Caruana E. J., Roman M., Hernández-Sánchez J., and Solli P. \(2015\) – « Longitudinal Studies »](#)

SUIVI À LONG TERMES

MONTÉE D'ÉCHELLE



INTÉGRATION DU ML DANS UN PROCESSUS ORGANISATIONNEL ¹

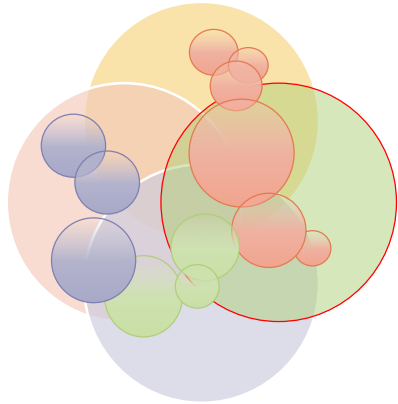


1. Kim J.Y., Boag W., Gulamali F., et al. (2023) – « Organizational Governance of Emerging Technologies: AI Adoption in Healthcare »

CONCLUSION

CONCLUSION

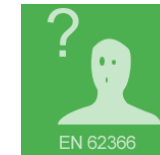
SYNTHÈSE ET PERSPECTIVES



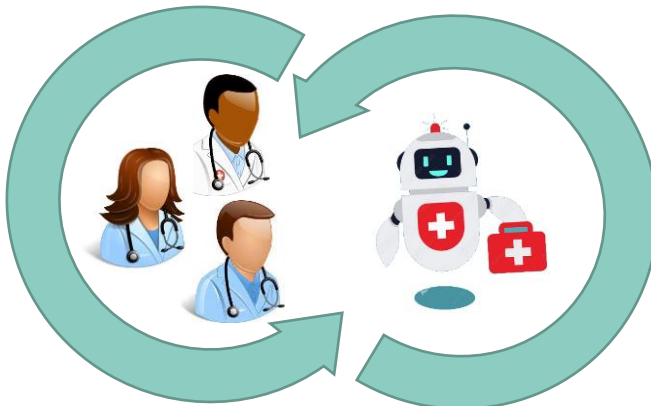
L'IA est un domaine de recherche très vaste



Les besoins des soignants et/ou des patients doivent être au centre du processus développement



L'IA en santé nécessite d'être encadré et réglementé



Une synergie doit être recherchée entre les professionnels de la santé et les SIH basé sur de l'IA pour apporter les meilleurs soins possibles

MERCI

www.chu-lyon.fr



HCL
HOSPICES CIVILS
DE LYON