

# INGÉNIERIE ET IA

## LE MLOPS EN SANTÉ

14/02/2025

ANTOINE RICHARD, INGÉNIEUR DE RECHERCHE, CICLY, HCL - LYON SUD

**HCL**  
HOSPICES CIVILS  
DE LYON

[www.chu-lyon.fr](http://www.chu-lyon.fr)

# INTRODUCTION

## CONTEXTE ET DÉFINITIONS

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

3

## UN LABYRINTHE DE DÉFINITIONS <sup>1</sup>

« Ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine » <sup>2 3</sup>

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

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 <sup>1</sup>:

- 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.)

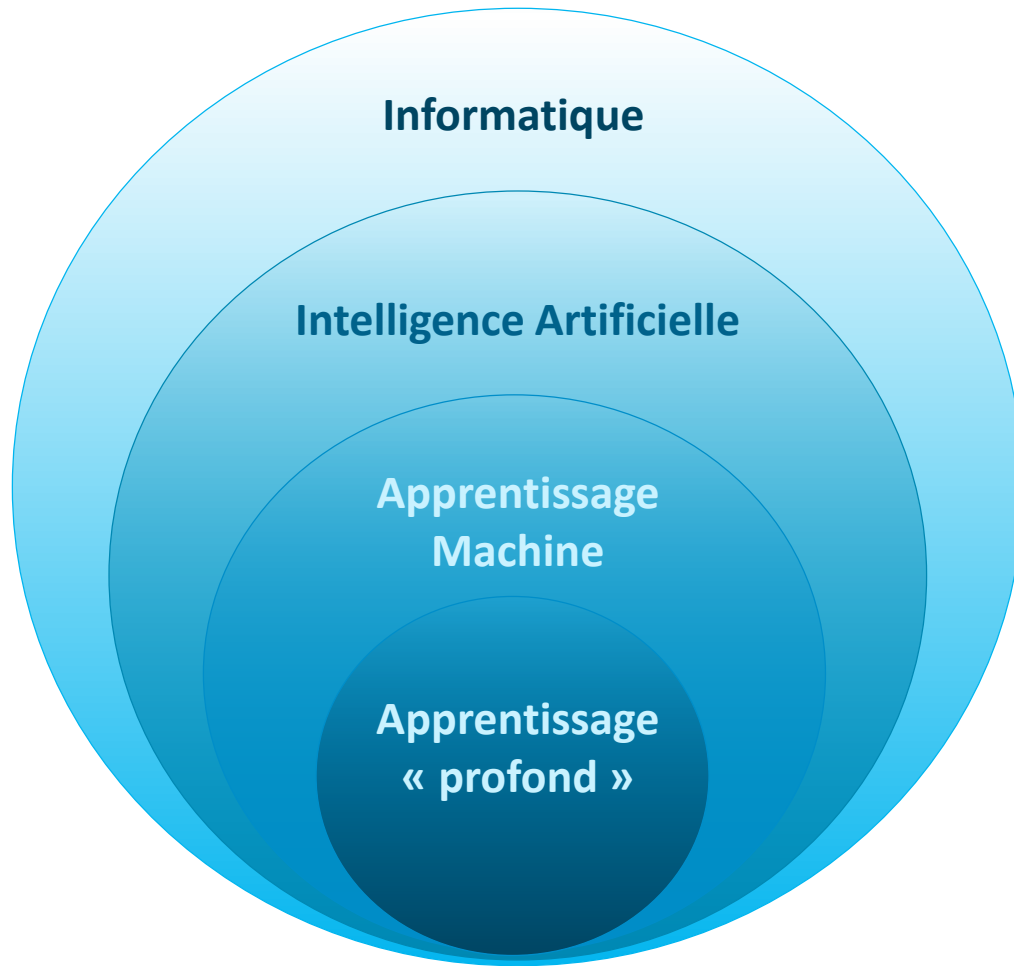
### En anglais <sup>2</sup>:

- 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 logiciels<sup>1</sup>

### Machine Learning (ML):

Sous-domaine de l'IA consacré à la création d'algorithmes capable « d'apprendre » comment effectuer une tâche à partir de données<sup>2</sup>

### Deep Learning (DL):

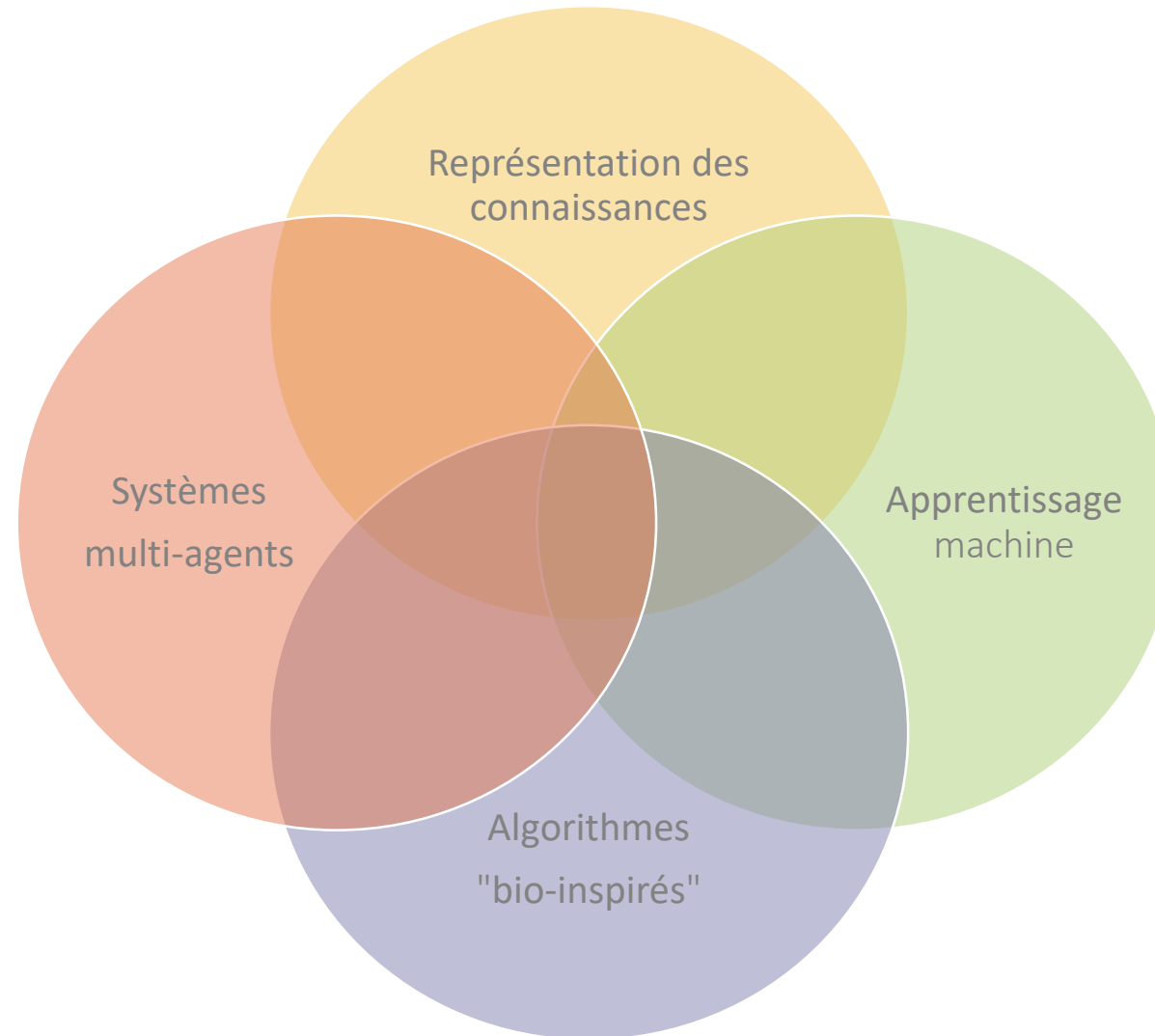
Sous-domaine du ML consacré à l'étude et aux développements de réseaux de neurones artificiels multi-couches<sup>3</sup>

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 <sup>1</sup>

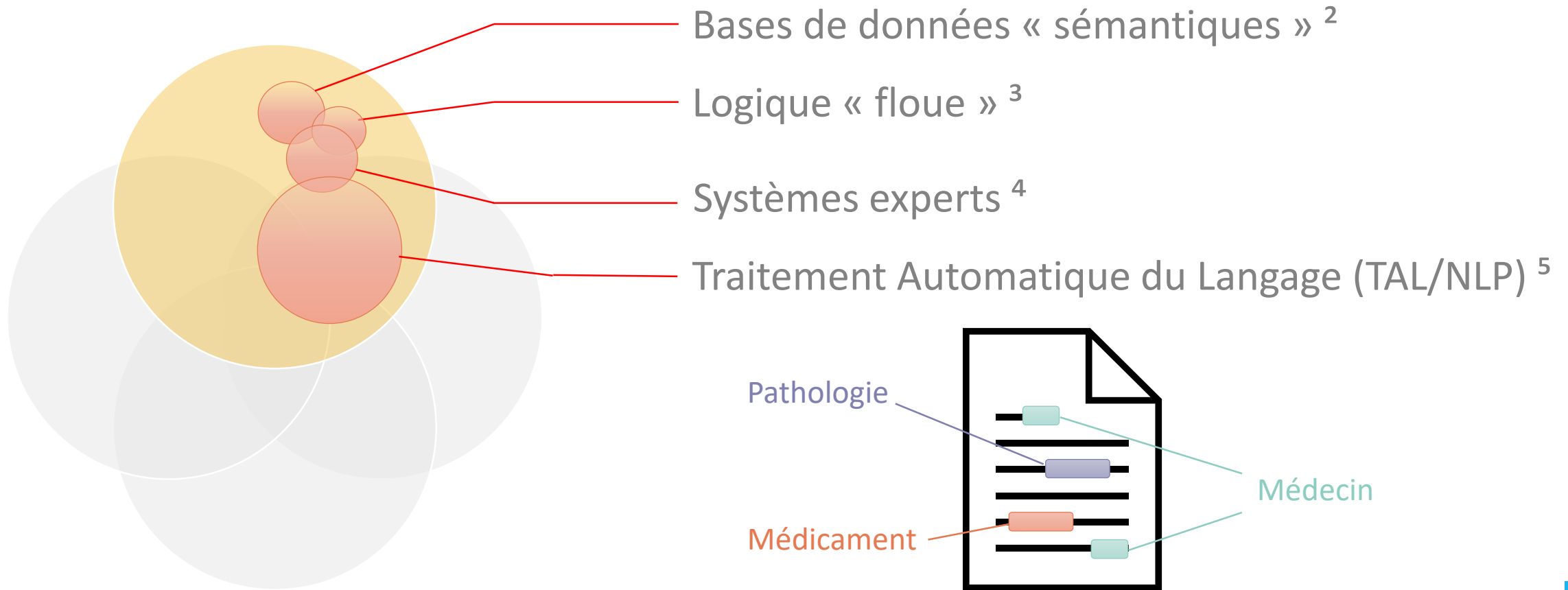


○ Sous-domaine de recherche

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

7

## LA REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES <sup>1</sup>

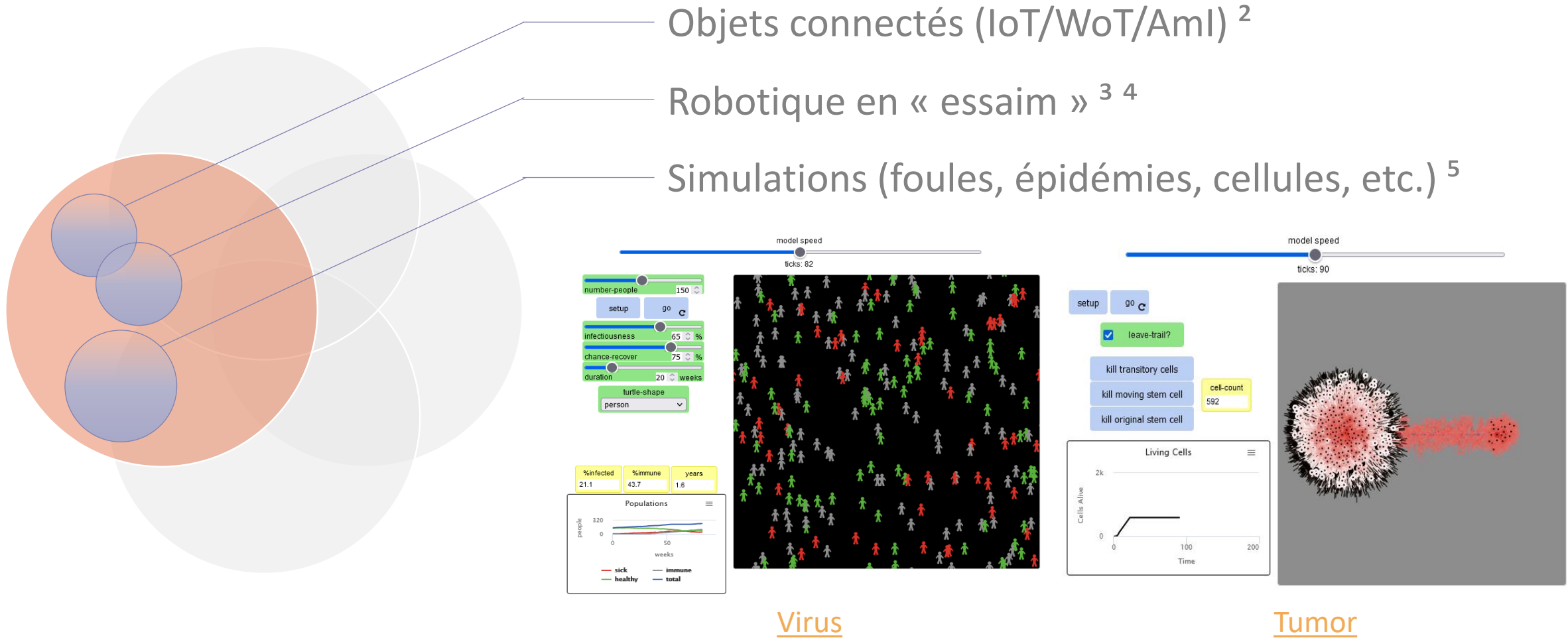


1. [Kendal S. and Creen M. \(2007\) – « An introduction to knowledge engineering »](#)
2. [Decker \*et al.\* \(2000\) - Framework for the semantic web: an RDF tutorial](#)
3. [L. A. Zadeh \(1977\) - Fuzzy Logic](#)
4. [Jackson \(1986\): Introduction to expert systems](#)
5. [Chowdhary \(2020\) - Natural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

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

8

## LES SYSTÈMES MULTI-AGENTS (SMA/MAS) <sup>1</sup>



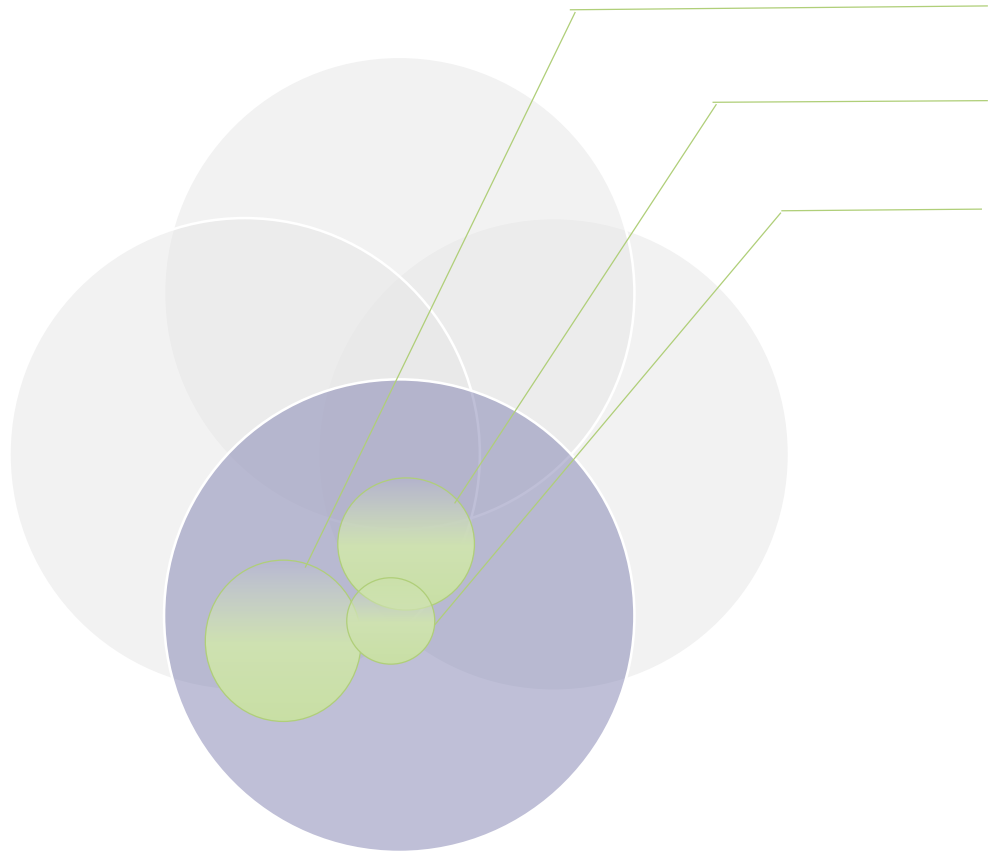
1. [Balaji P. G. and Srinivasan D. \(2010\) – « An Introduction to Multi-Agent Systems »](#)
2. [Darshan and Anandakumar \(2015\) - A comprehensive review on usage of Internet of Things \(IoT\) in healthcare system](#)
3. [Dorigo et al. \(2013\) - Swarmanoid: a novel concept for the study of heterogeneous 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 » ?

9

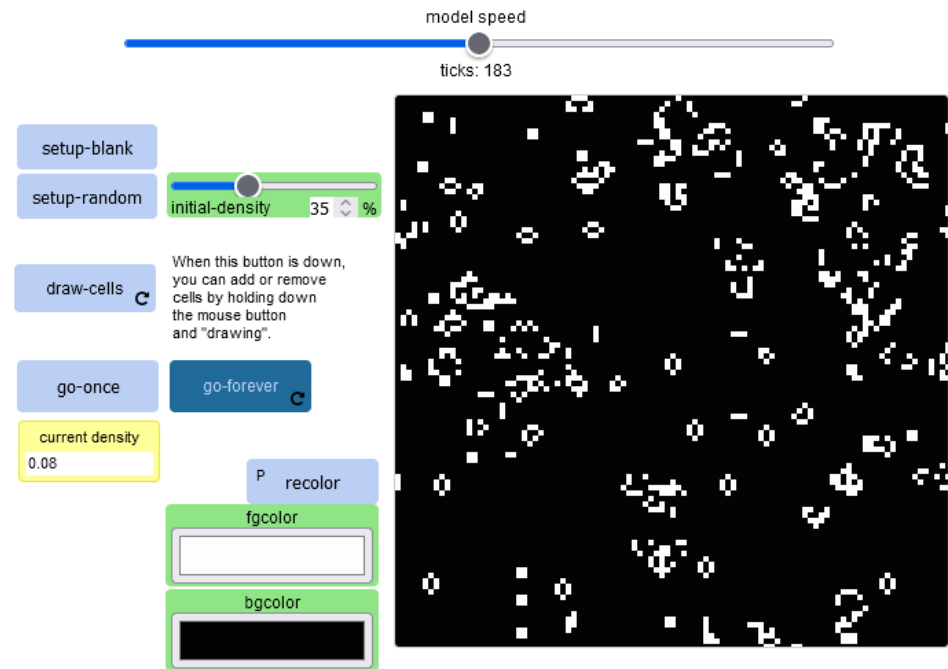
## ALGORITHMES « BIO-INSPIRÉS » <sup>1</sup>



Colonies d'insectes « sociaux » <sup>2</sup>

Algorithmes génétiques <sup>3</sup>

« Vie artificielle » <sup>4 5</sup>



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 » ?

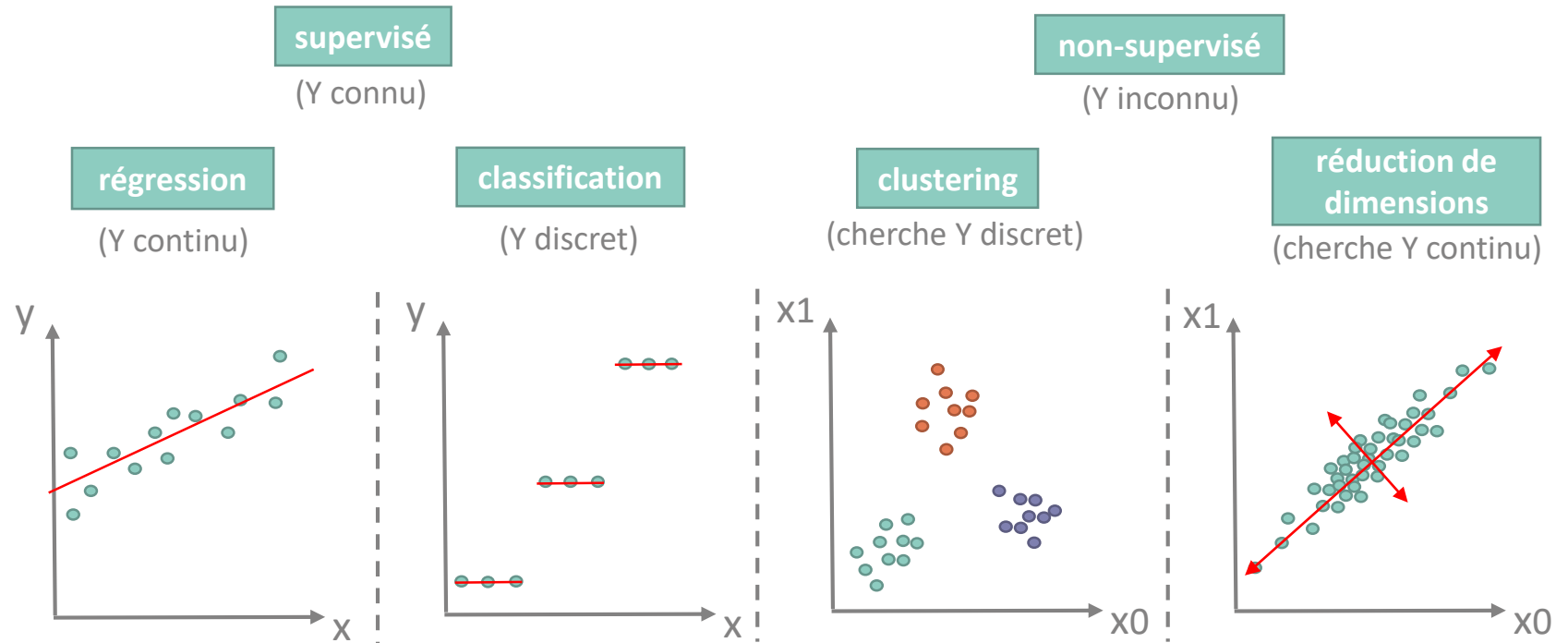
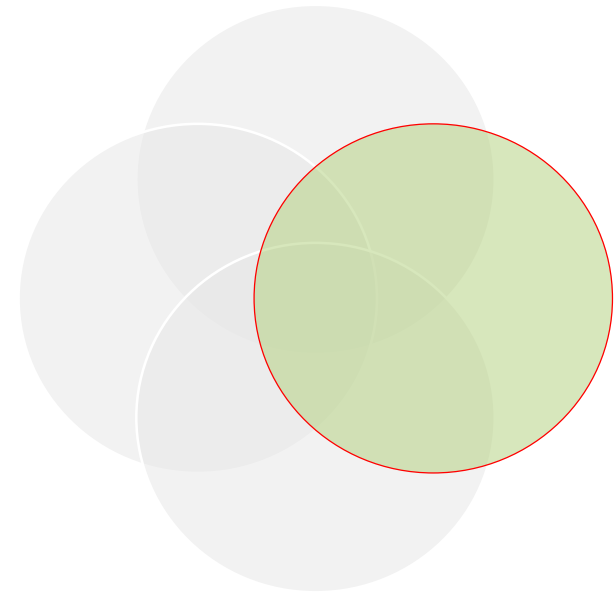
10

## APPRENTISSAGE MACHINE (ML) <sup>1 2 3</sup>

On a des données  
X et (parfois) Y

Apprentissage

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

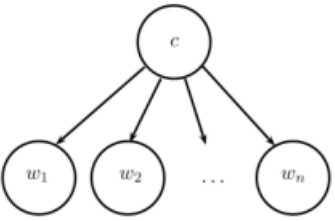
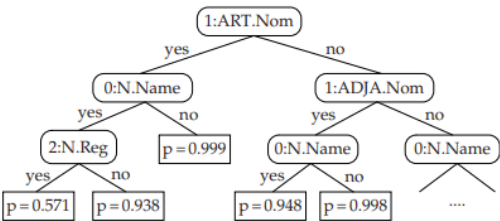
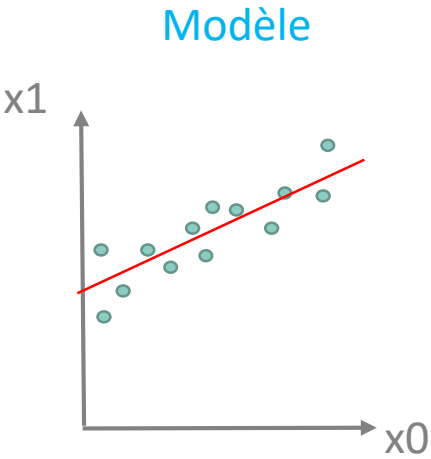


1. [Alloghani et al. \(2019\) - A Systematic Review on Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms for Data Science](#)
2. [Shailaja, Seetharamulu and Jabbar \(2018\) - Machine Learning in Healthcare: A Review](#)
3. [Dhillon and Singh \(2019\) - Machine Learning in Healthcare Data Analysis: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

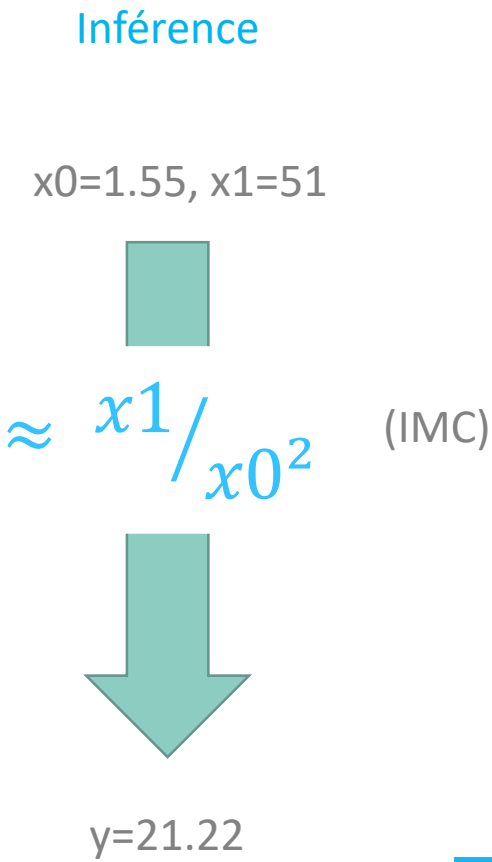
## EXEMPLE

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



...

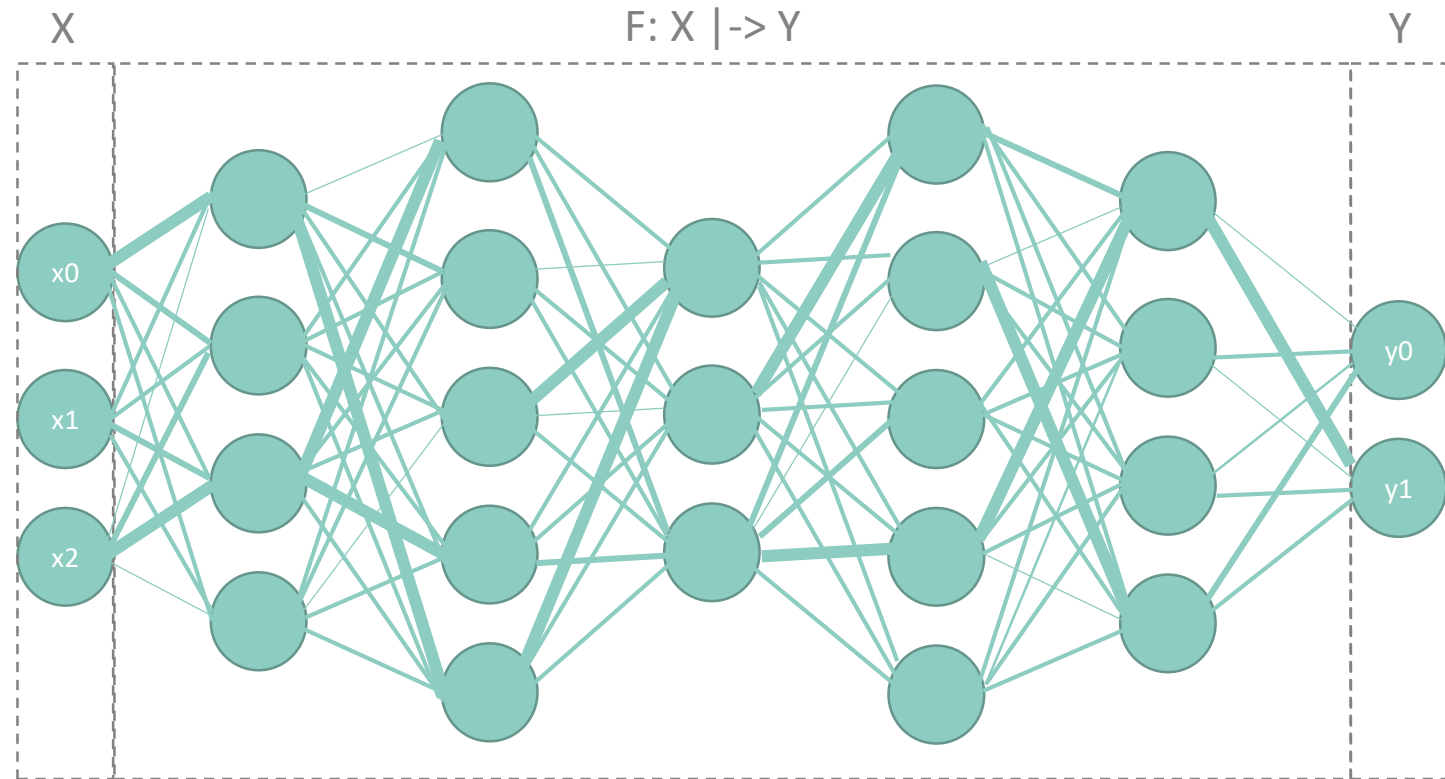


# QU'EST-CE QUE « L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE » ?

12

## APPRENTISSAGE MACHINE

Apprentissage « profond » (DL)<sup>1 2 3 4</sup>



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](#)

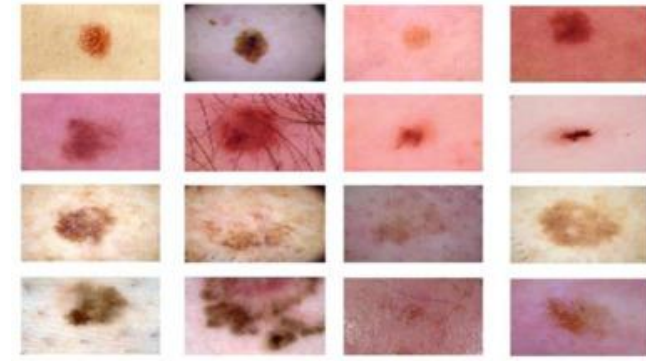
## POURQUOI ? COMMENT ? <sup>1</sup>

### Raisons <sup>2</sup> :

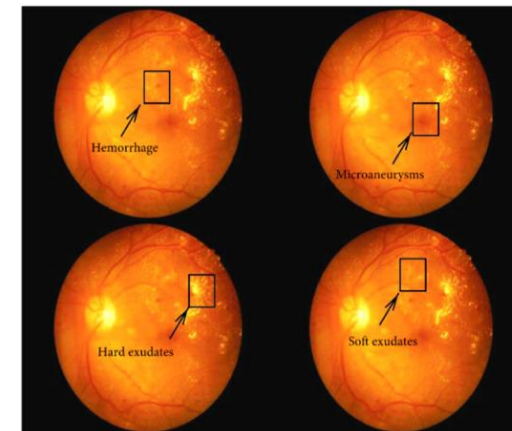
- Des hôpitaux largement informatisés
- De large bases de données disponibles
- Des modèles pouvant:
  - Compléter l'avis des médecins <sup>3</sup>
  - Éviter des tests invasifs pour les patients

### 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 peau<sup>4</sup>



Détection de rétinopathies diabétiques<sup>5</sup>

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 »](#)

A decorative graphic in the top right corner consisting of several squares of varying sizes and shades of blue. Some squares have diagonal line patterns, while others are solid. They are arranged in a staggered, grid-like fashion.

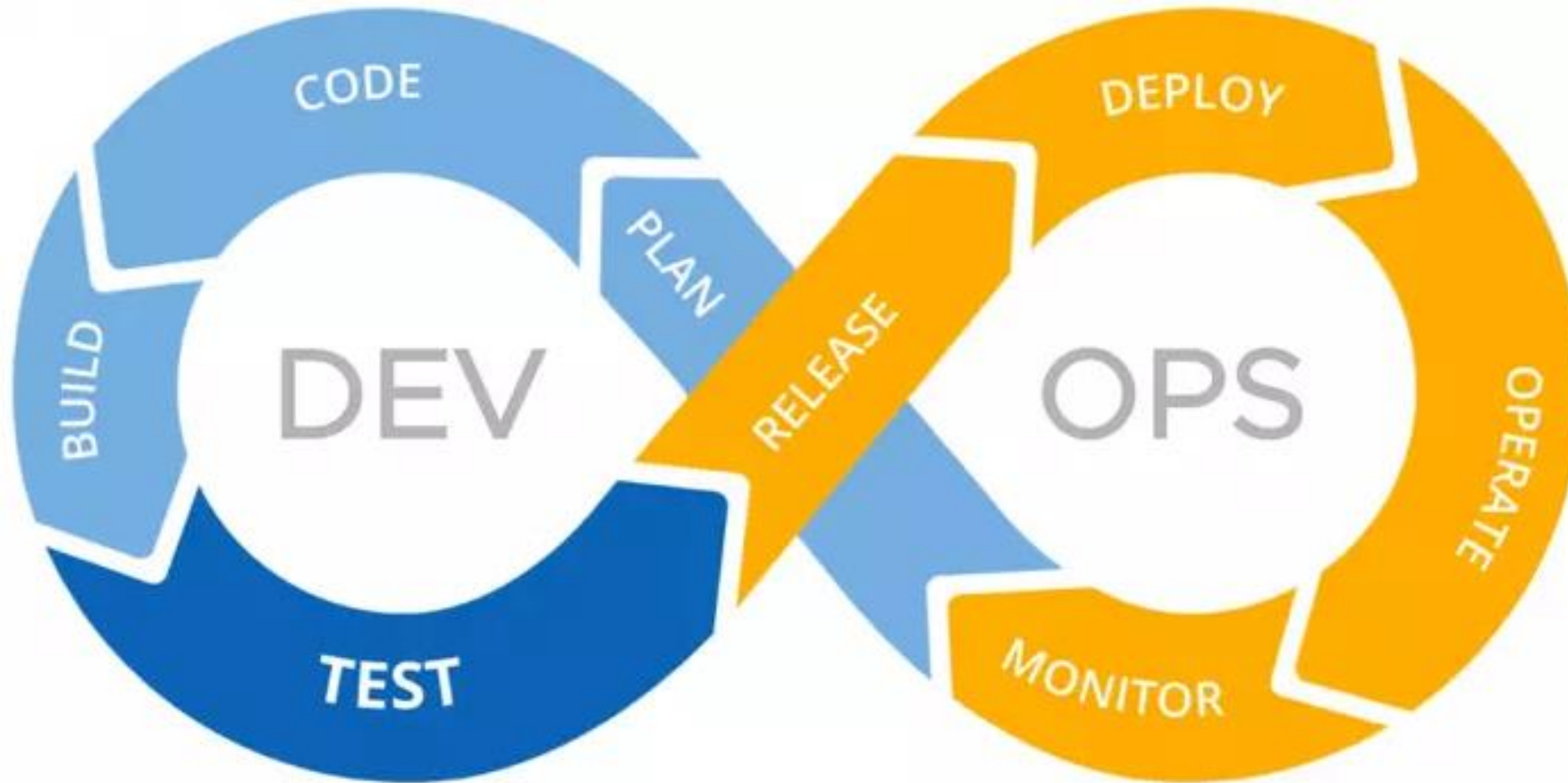
# DÉVELOPPER ET INDUSTRIALISER DU ML

PRINCIPES DE BASE DU MLOPS

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

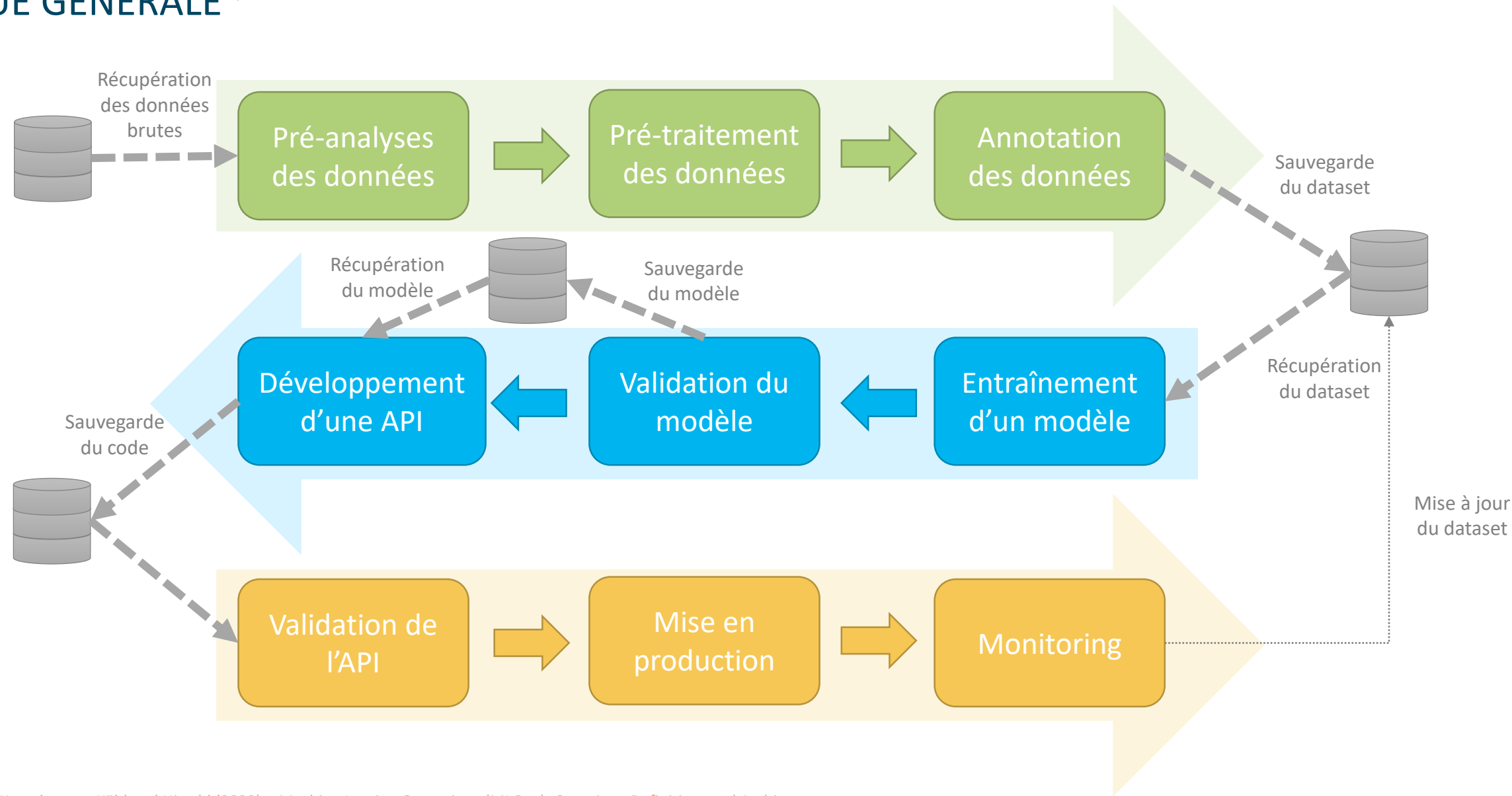
15

## PRINCIPES DE BASE <sup>1 2</sup>



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 »](#)



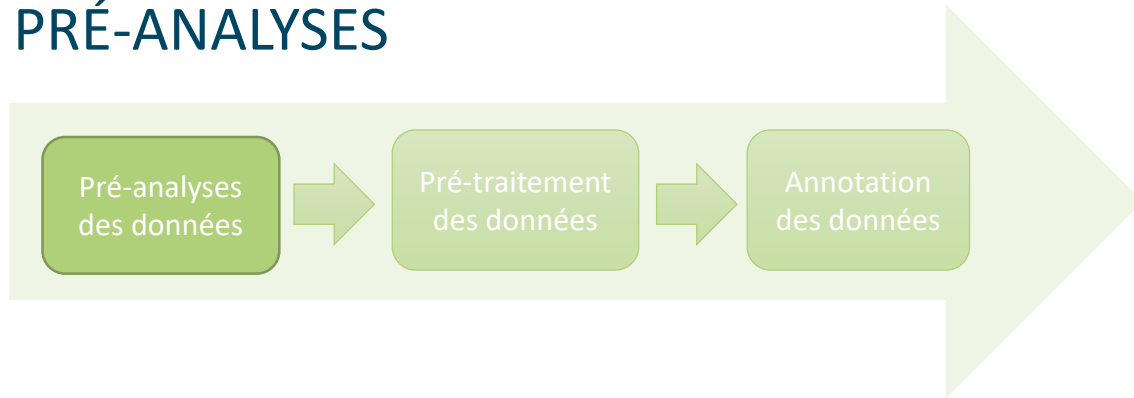
1. [Kreuzberger, Kühn and Hirschl \(2023\) – Machine Learning Operations \(MLOps\): Overview, Definition, and Architecture](#)



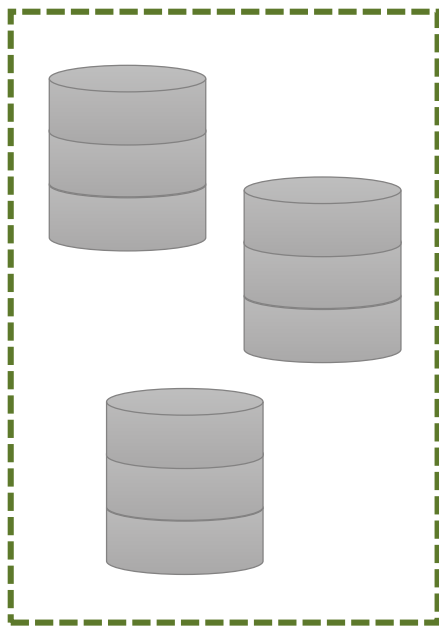
# LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DES DONNÉES <sup>1</sup>

17

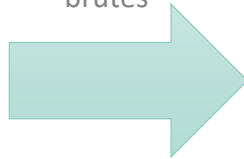
## PRÉ-ANALYSES



### Bases de Données

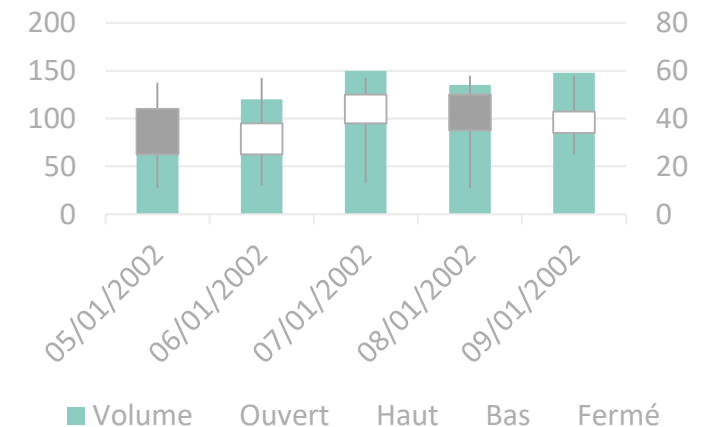
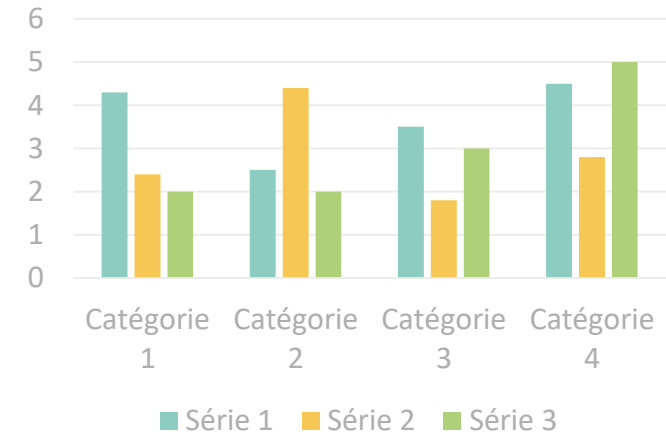


Récupération  
des données  
brutes



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

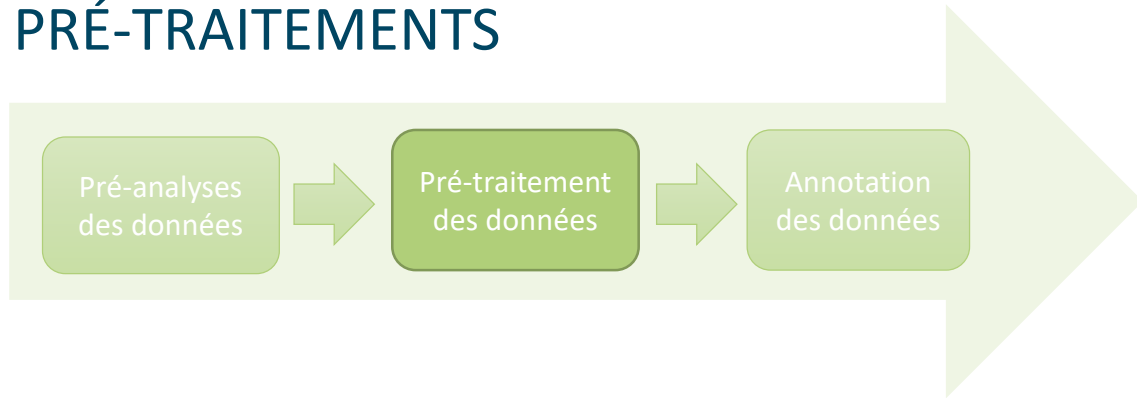


1. [Bergh C., Benghiat G., and Strod E. \(2019\) – « The DataOps Cookbook »](#)

# LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DES DONNÉES<sup>1</sup>

18

## 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
<b>1.98</b>	107	27.29
<b>1.52</b>	60	25.97
<b>1.56</b>	49	20.13
<b>1.96</b>	143	37.22
<b>1.82</b>	74	22.34
<b>1.67</b>	64	22.95
<b>1.91</b>	55	15.08
...	...	...
<b>1.86</b>	98	28.32

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

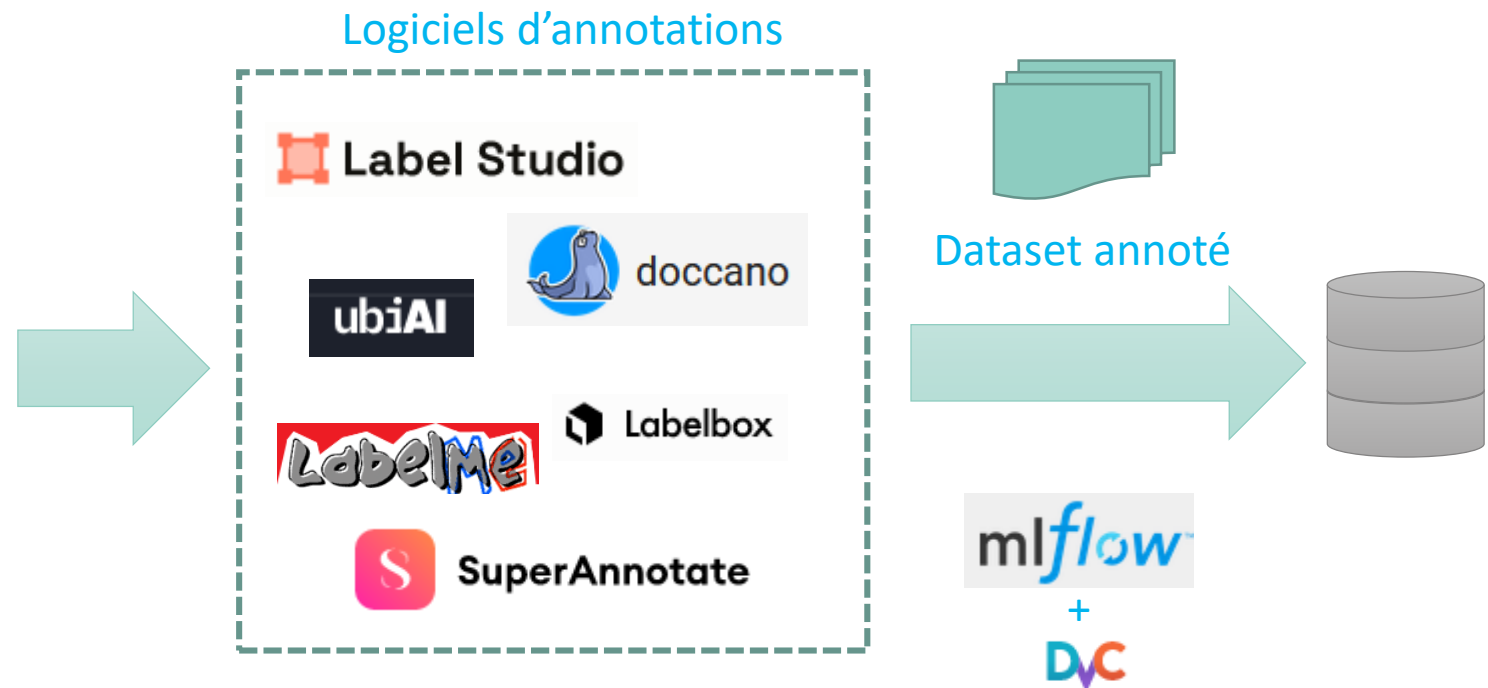
# LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DES DONNÉES<sup>1</sup>

19

## ANNOTATION DES DONNÉES<sup>2</sup>



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 <sup>1</sup>

### Text Classification

To have faith is to trust yourself to the water

Choose text sentiment

☒ Positive<sup>[1]</sup> ☐ Negative<sup>[2]</sup> ☐ Neutral<sup>[3]</sup>

Entity

Nothing selected

Entities (0)  
No Entities added yet

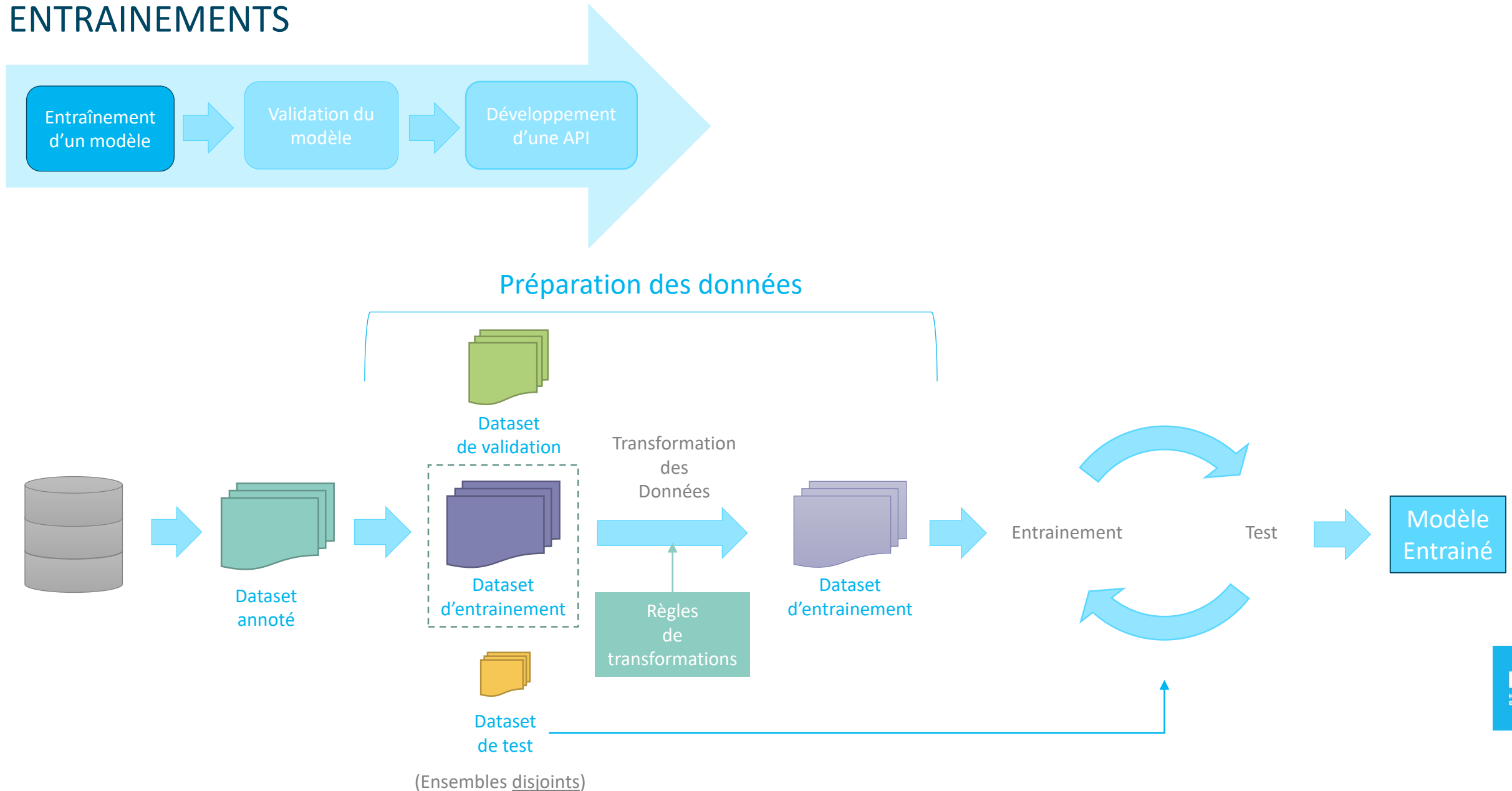
Relations (0)  
No Relations added yet

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

# LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DU MODÈLE

21

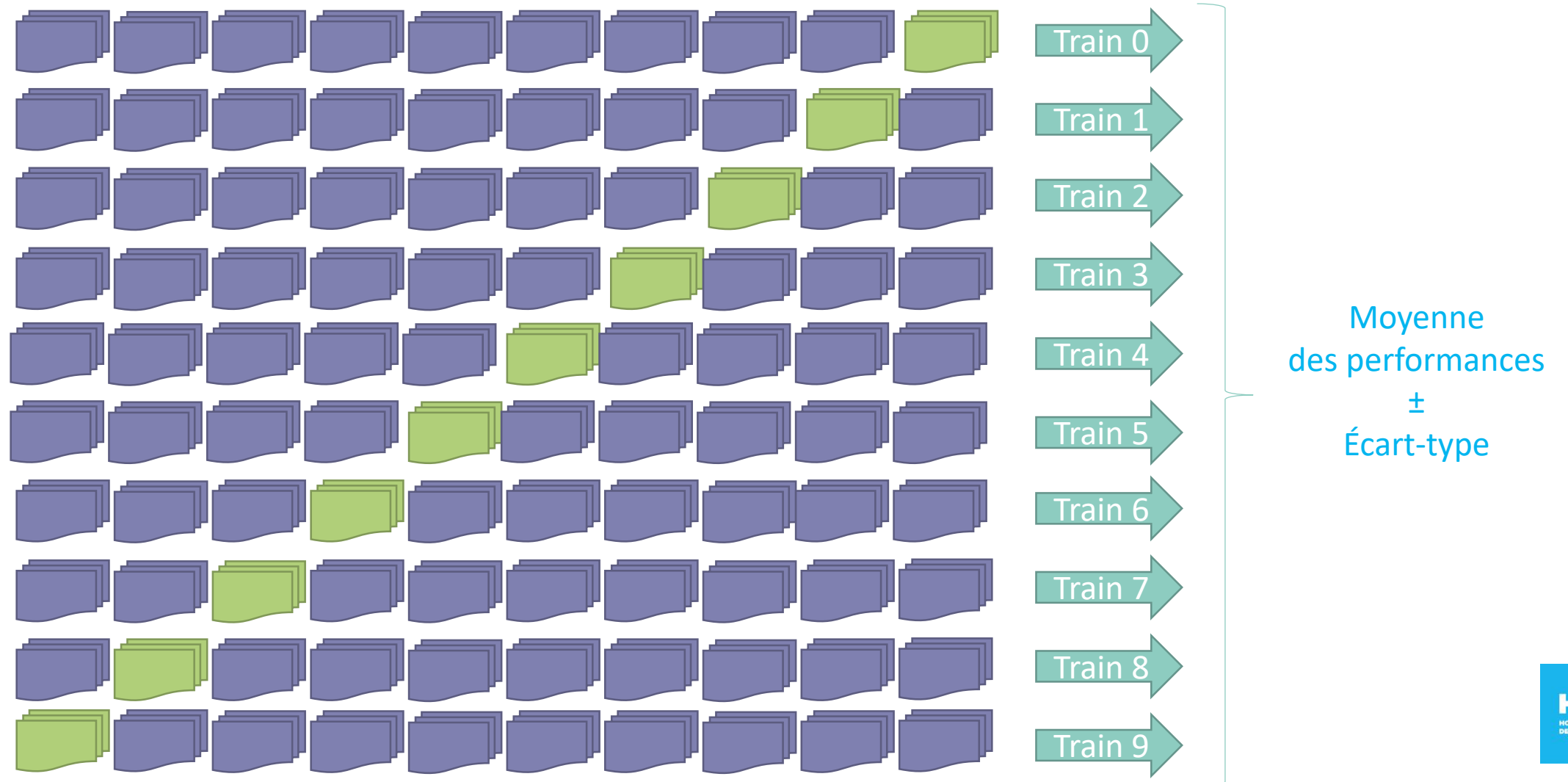
## ENTRAÎNEMENTS



# PRÉPARATION DES DONNÉES

## CROSS-VALIDATION

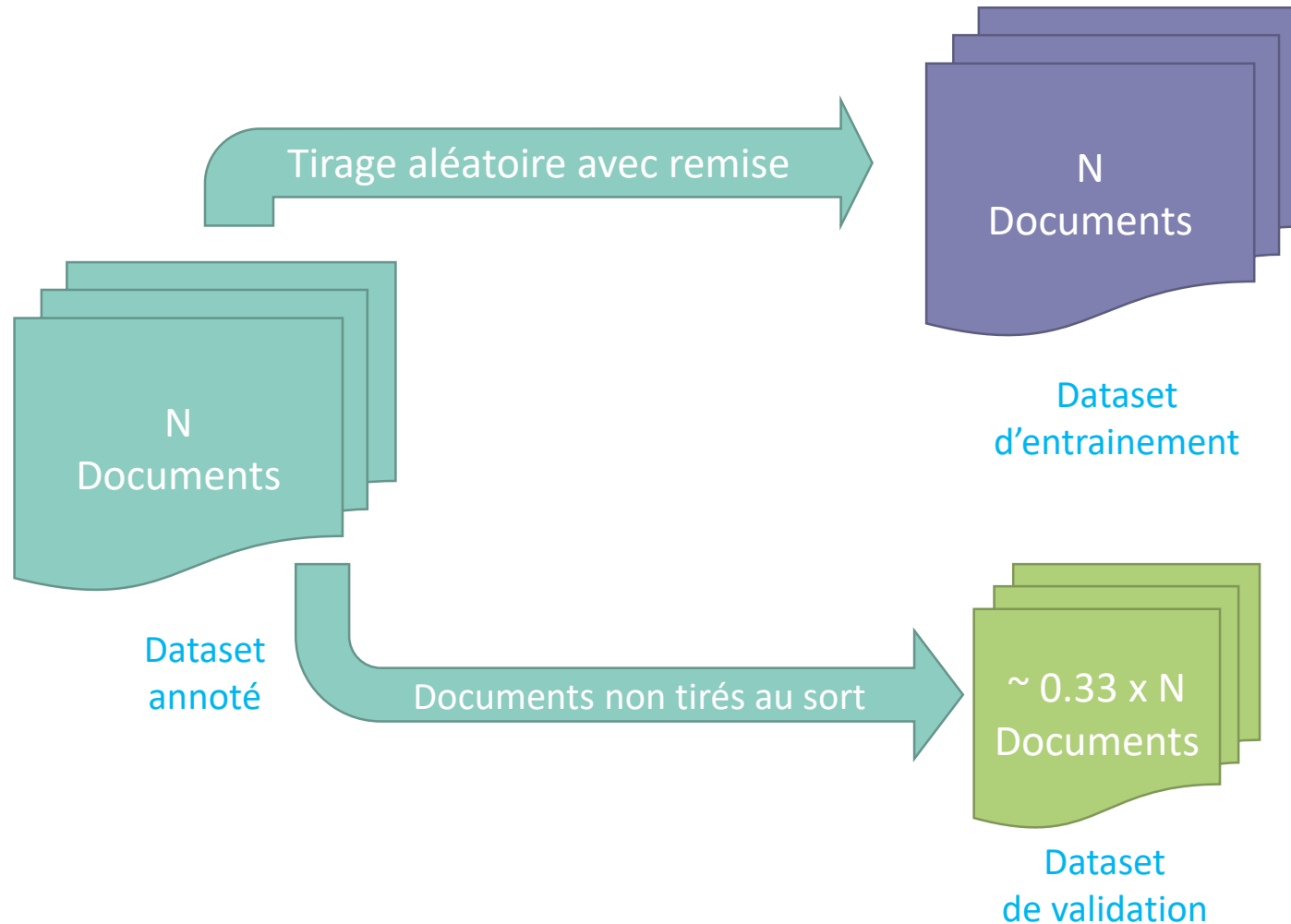
22



# PRÉPARATION DES DONNÉES

## BOOTSTRAPPING

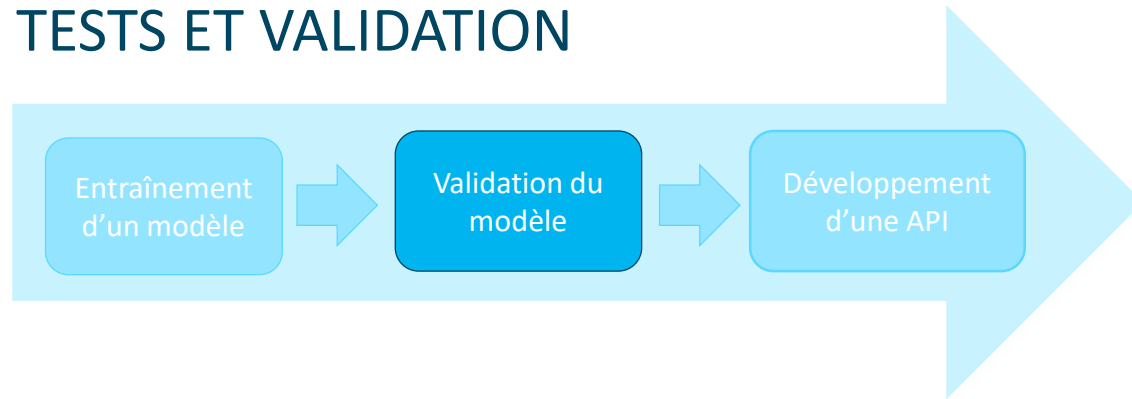
23



# LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DU MODÈLE

24

## 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)

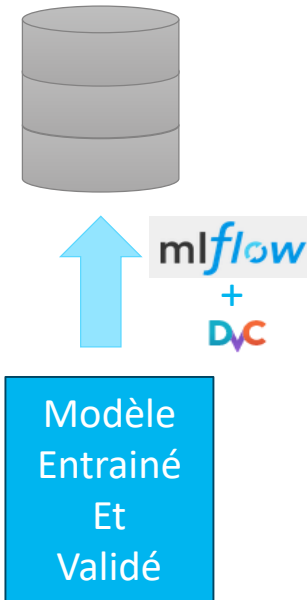
Prédiction	Valeur Attendue
24.89	25.12
22.15	22.10
35.23	31.5
24.12	27.82
...	...
32.81	30.22

Calculs de Performances

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

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

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

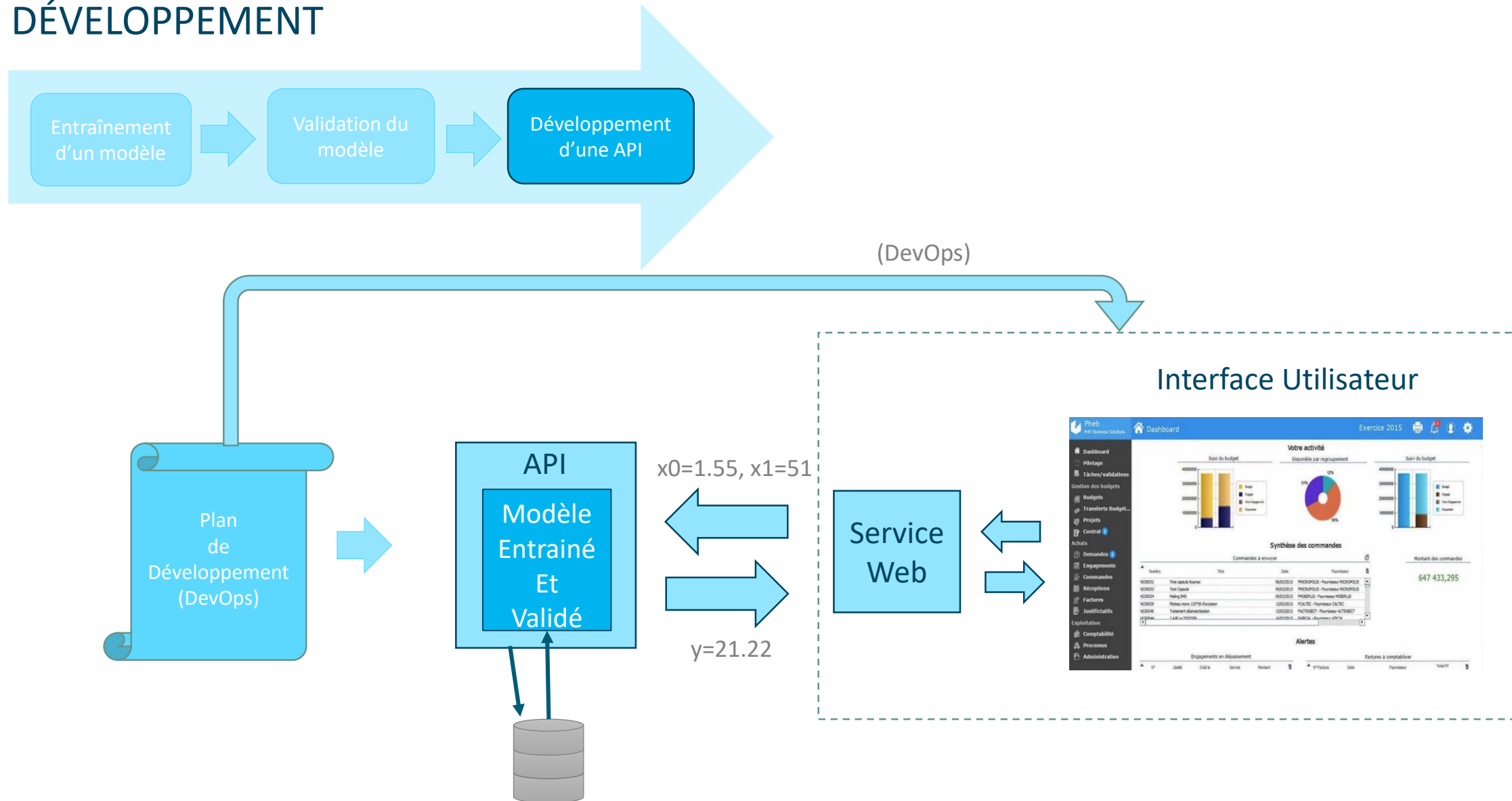




# LE PROCESSUS DE PRÉPARATION DU MODÈLE

25

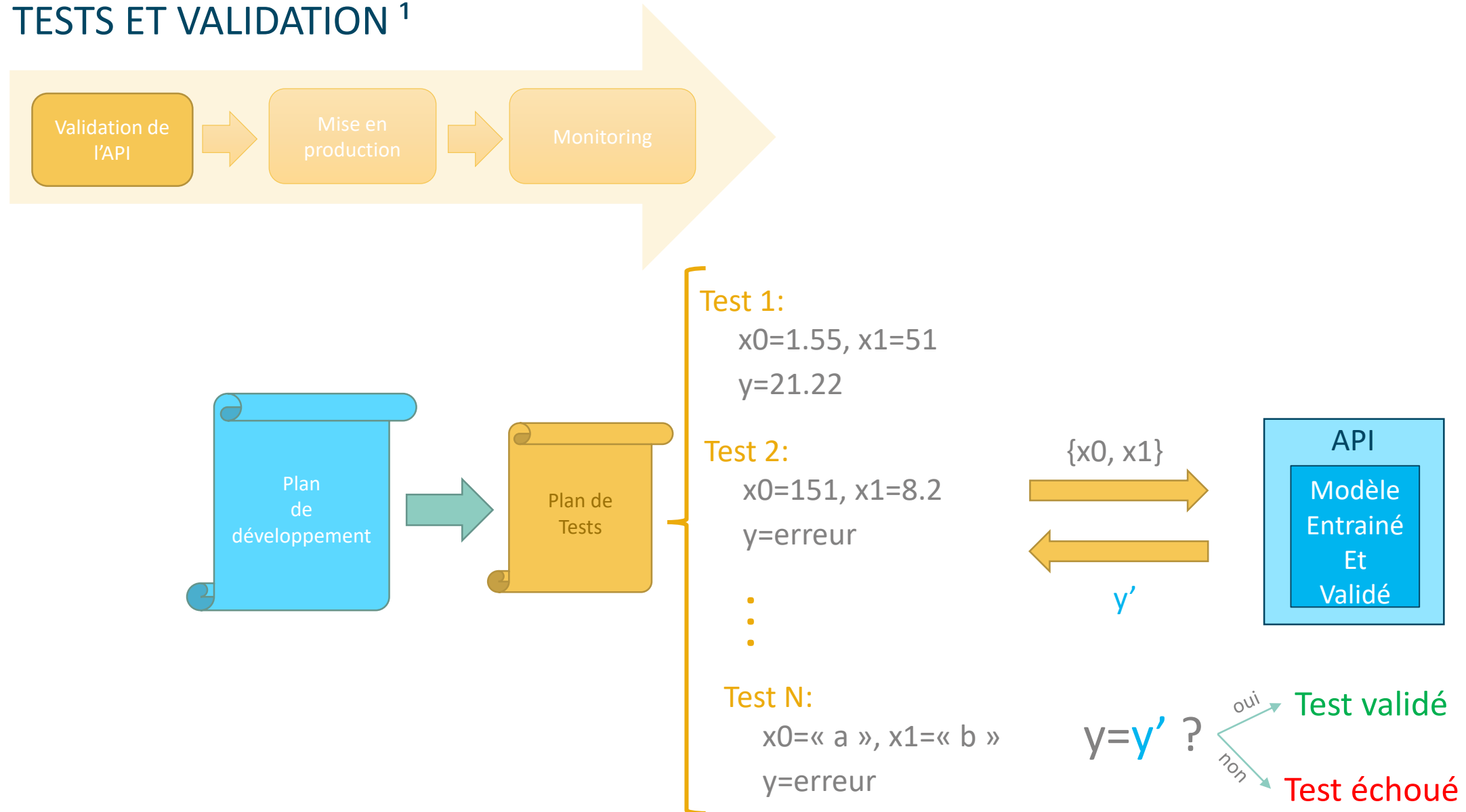
## DÉVELOPPEMENT



# LE PROCESSUS DE DÉPLOIEMENT DU MODÈLE

26

## TESTS ET VALIDATION <sup>1</sup>



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

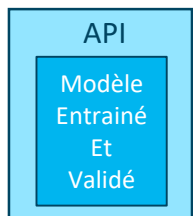
# LE PROCESSUS DE DÉPLOIEMENT DU MODÈLE

27

## INTÉGRATION ET MISE EN PROD



Serveurs de développement



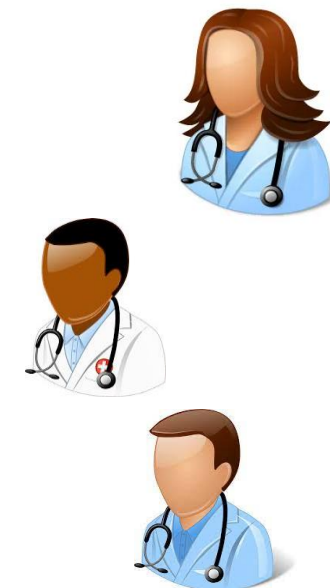
Serveurs de Tests



Serveurs d'intégration



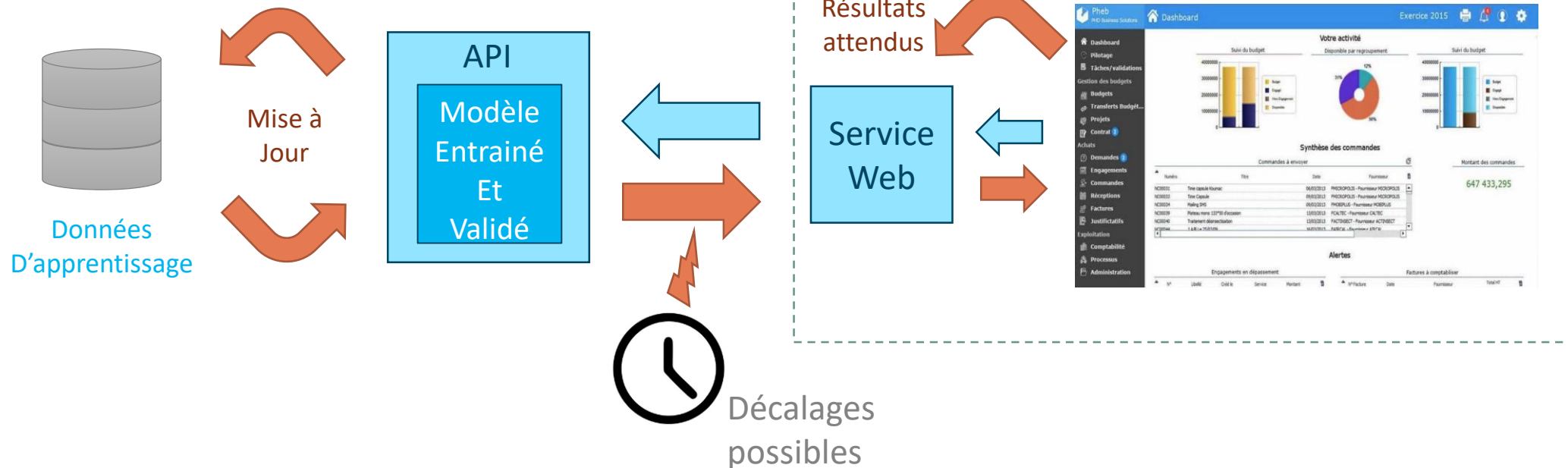
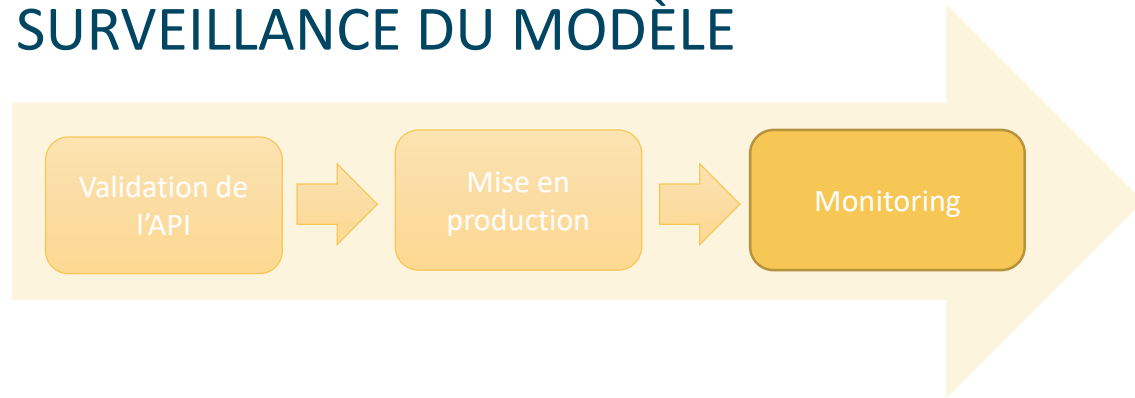
Serveurs de Production



# LE PROCESSUS DE DÉPLOIEMENT DU MODÈLE

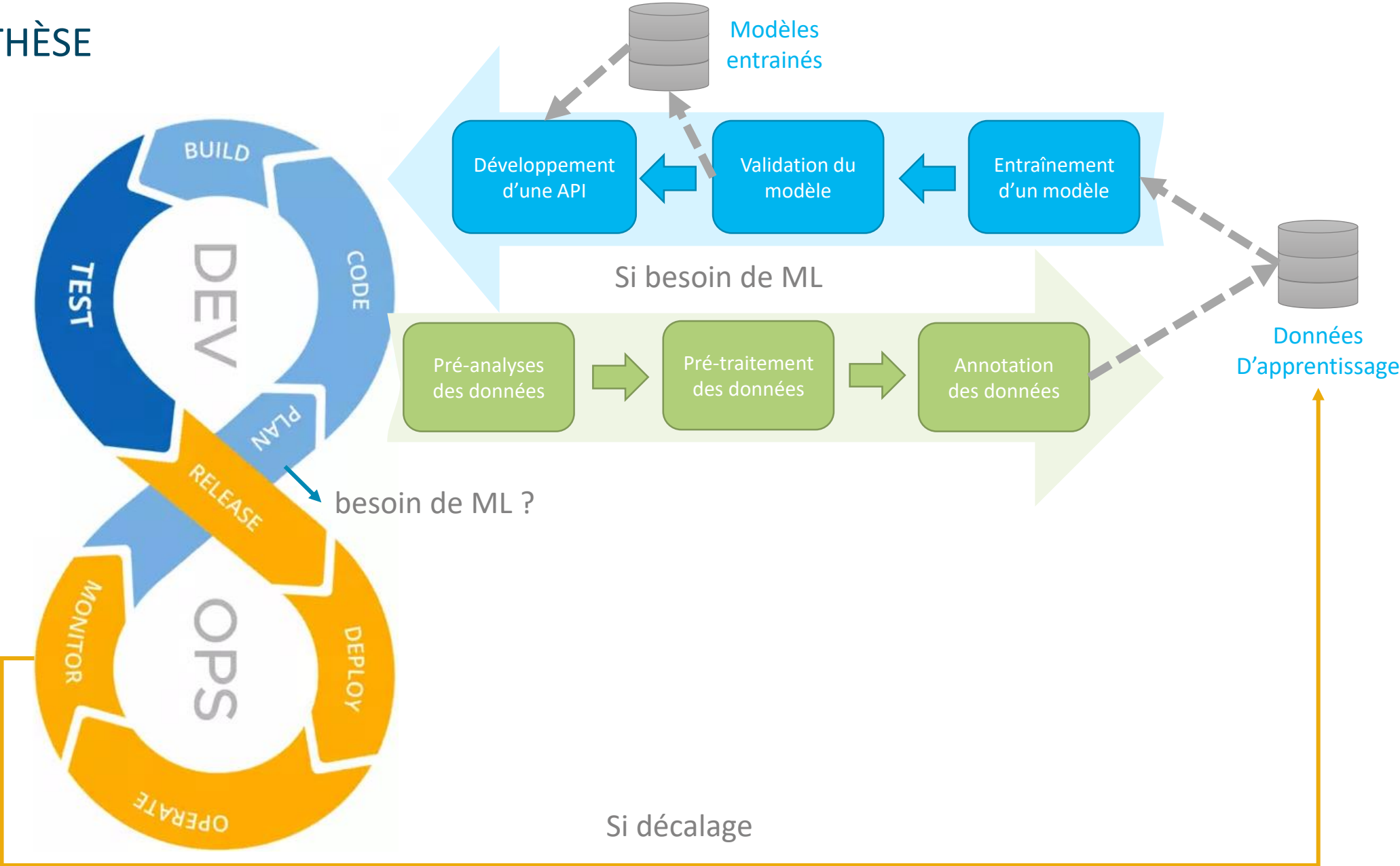
28

## SURVEILLANCE DU MODÈLE



# LE MLOPS

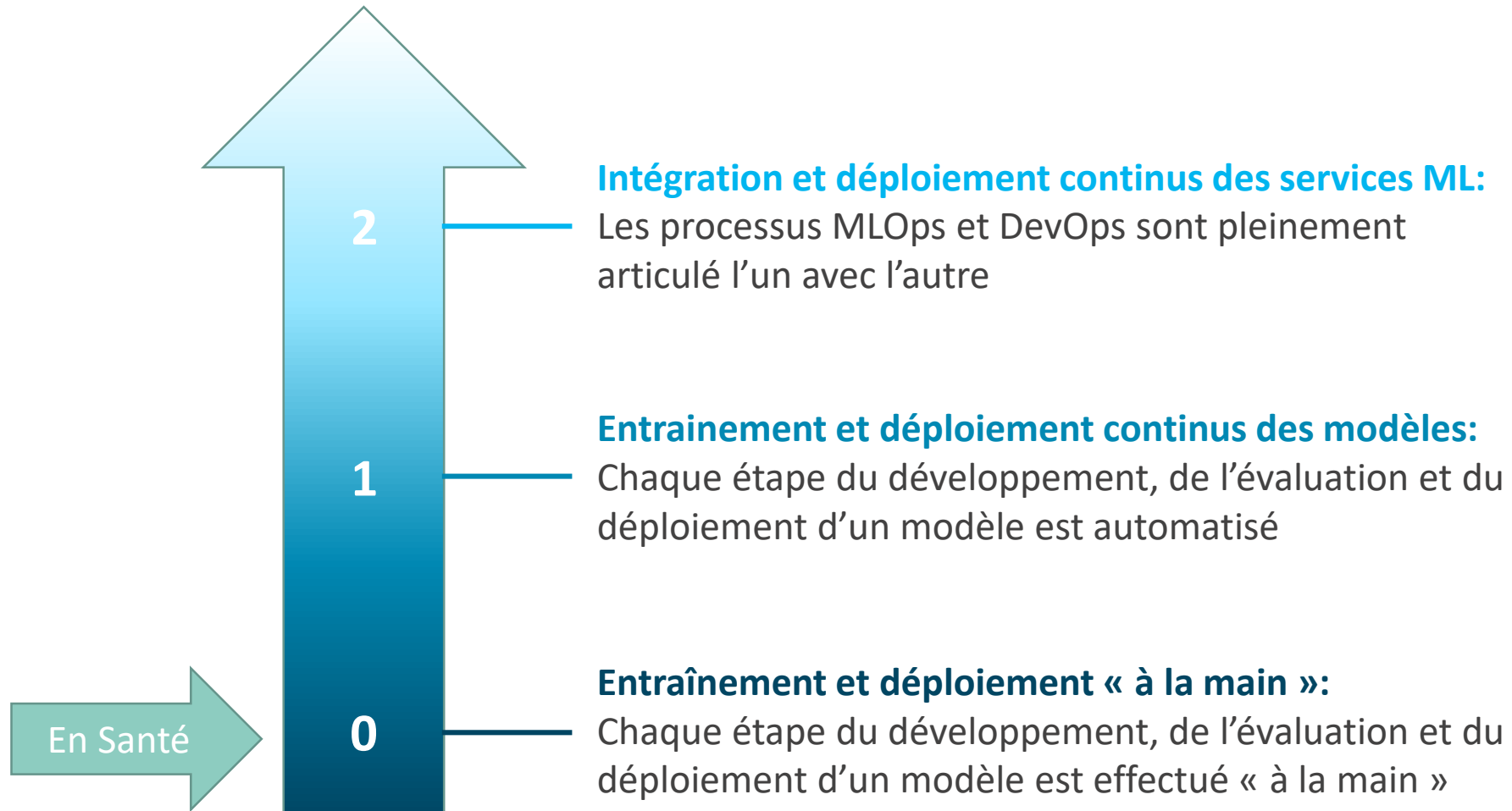
## SYNTHÈSE



# METTRE EN PLACE LE MLOPS

30

## LES NIVEAUX DE MATURITÉ <sup>1</sup>



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



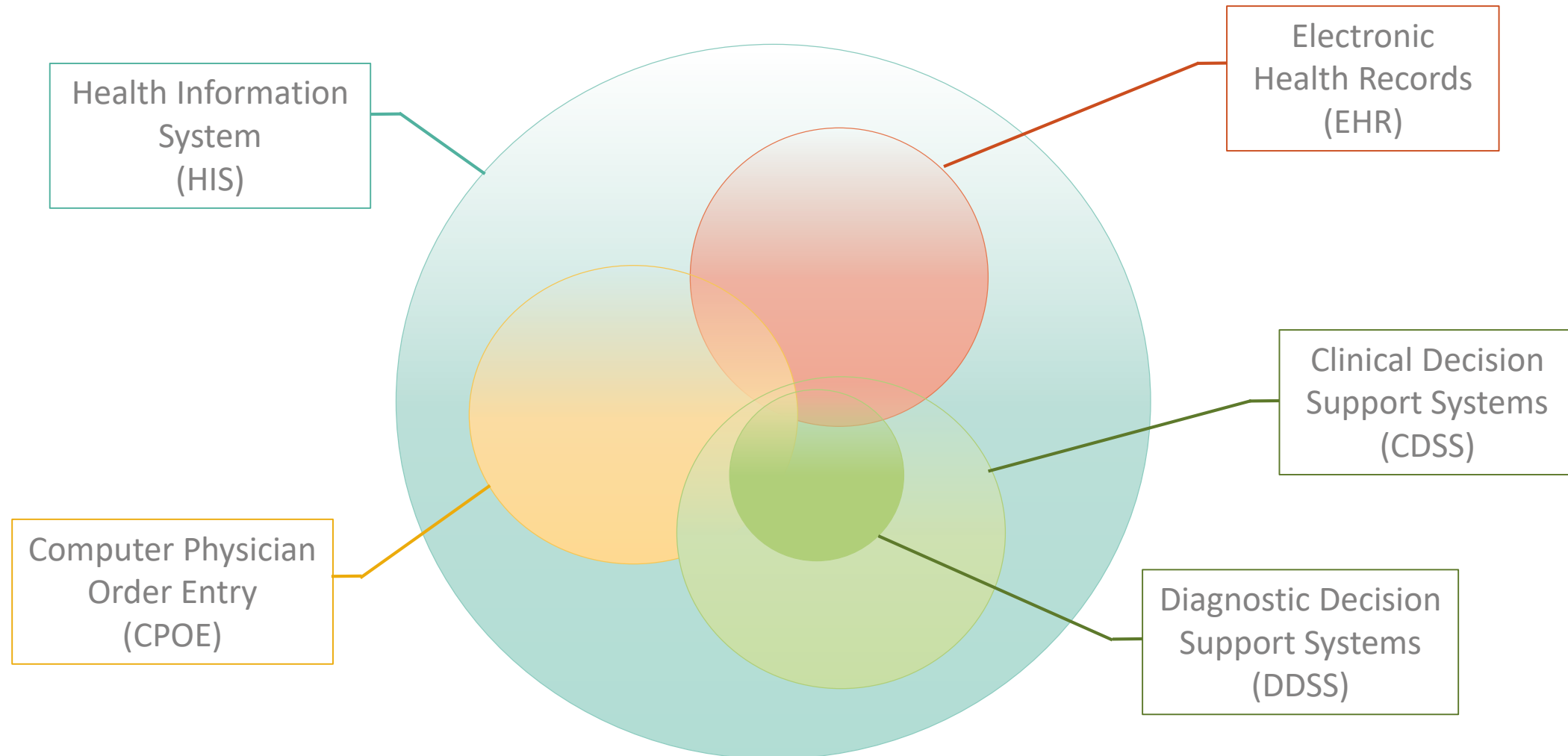
# ADAPTER LE MLOPS À LA SANTÉ

CONTRAINTES ET SOLUTIONS

# SYSTÈMES D'INFORMATION HOSPITALIER (SIH) <sup>1</sup>

32

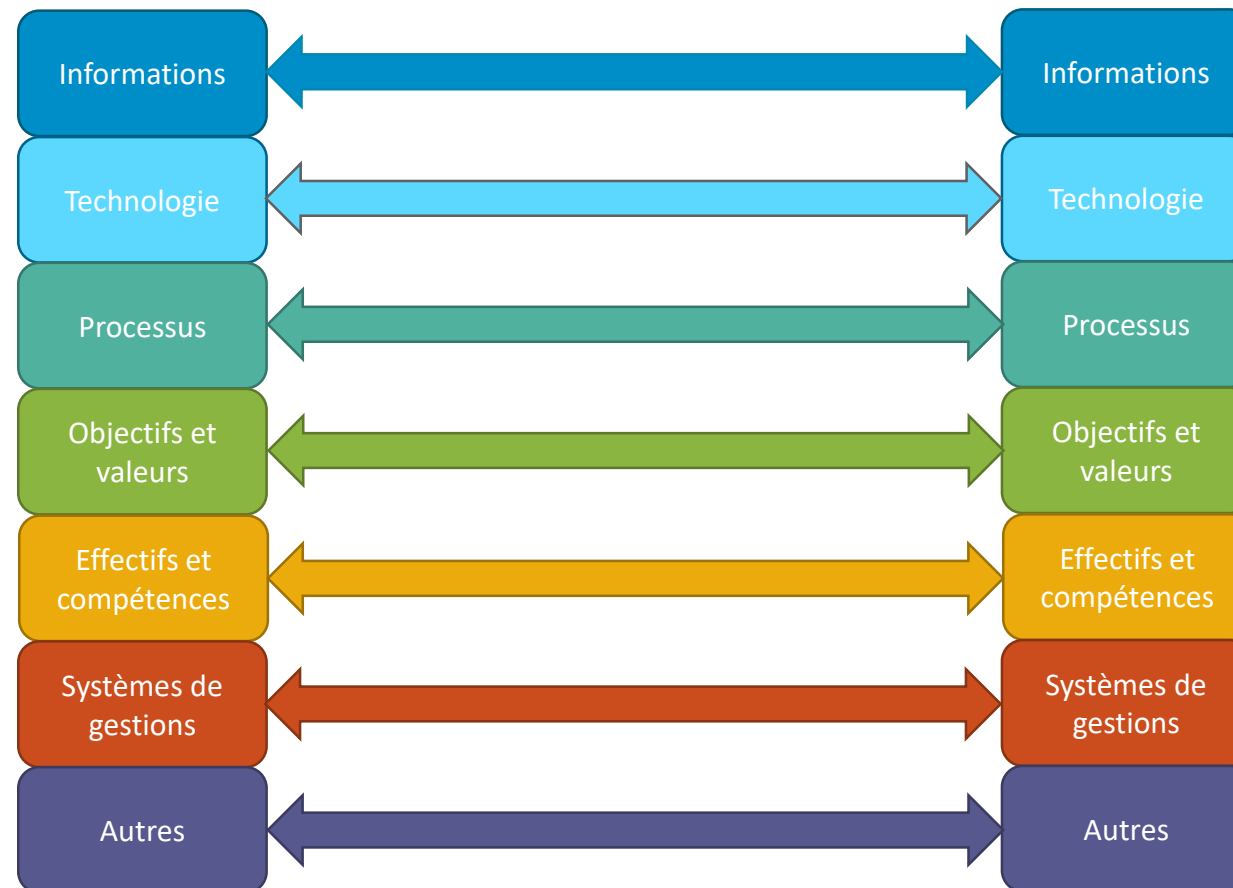
## L'INFORMATISATION DES PRATIQUES MÉDICALES



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



## RAISONS D'ÉCHECS: ÉCARTS CONCEPTION-RÉALITÉ <sup>1 2</sup>



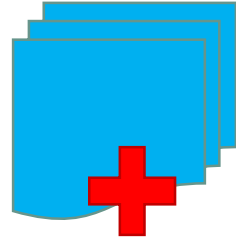
1. [Heeks \(2006\) – Health Information Systems:: Failure, success and improvisation](#)
2. [Masiero \(2016\) – The Origins of Failure: Seeking the Causes of Design-Reality Gaps](#)

# LE MLOPS EN SANTÉ

## COMMENT L'ADAPTER? <sup>1</sup>

34

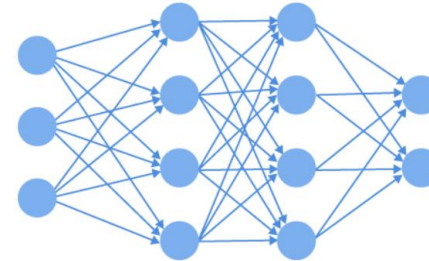
Protection de  
la Vie Privée  
des  
patient·e·s



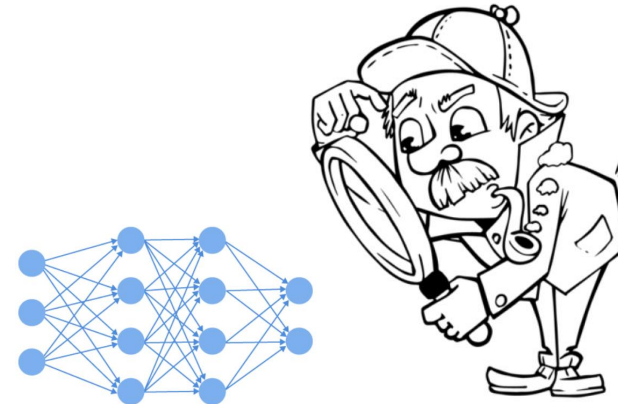
Données de santé



Infrastructures



Modèles



Monitoring

Confiance  
envers les  
outils

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

# LA PROTECTION DE LA VIE PRIVÉE

35

## DEUX APPROCHES <sup>1 2</sup>

### PVP « stricte »

Suppose un attaquant quasi-omniscient  
et quasi-omnipotent



Maximiser le temps  
d'attaque

### PVP « relaxée »

Suppose un investigateur honnête  
mais curieux

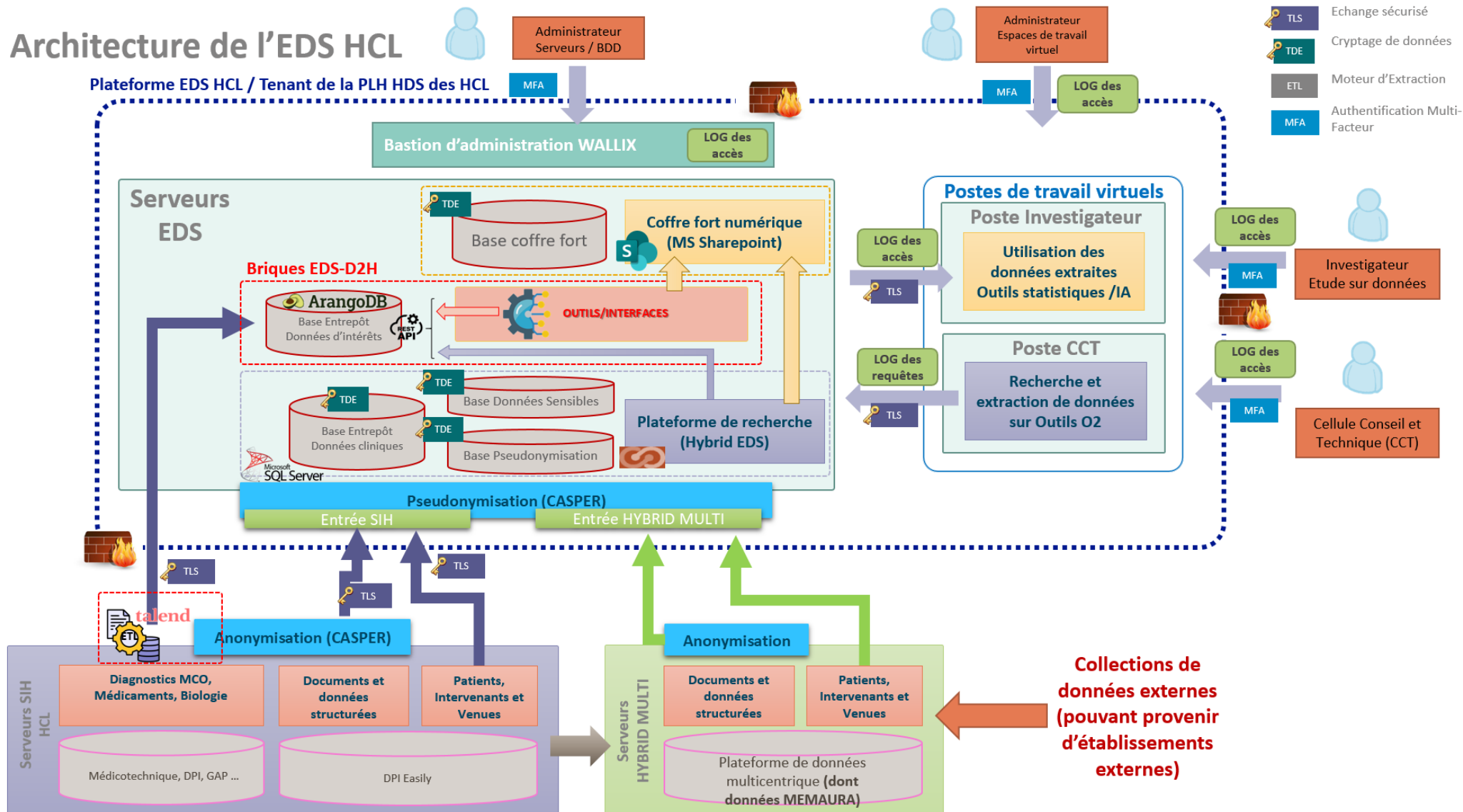


Minimiser les risques

1. [Ahikki et al. \(2024\) – « Entrepôts de Données de Santé et Protection de la Vie Privée: Synthèse de discussions Inter-CHU »](#)

2. Images générées avec Stable Diffusion XL 1.0

## SÉCURISER LES ACCÈS – ENTREPÔT DE DONNÉES DE SANTÉ (EDS) <sup>1</sup>

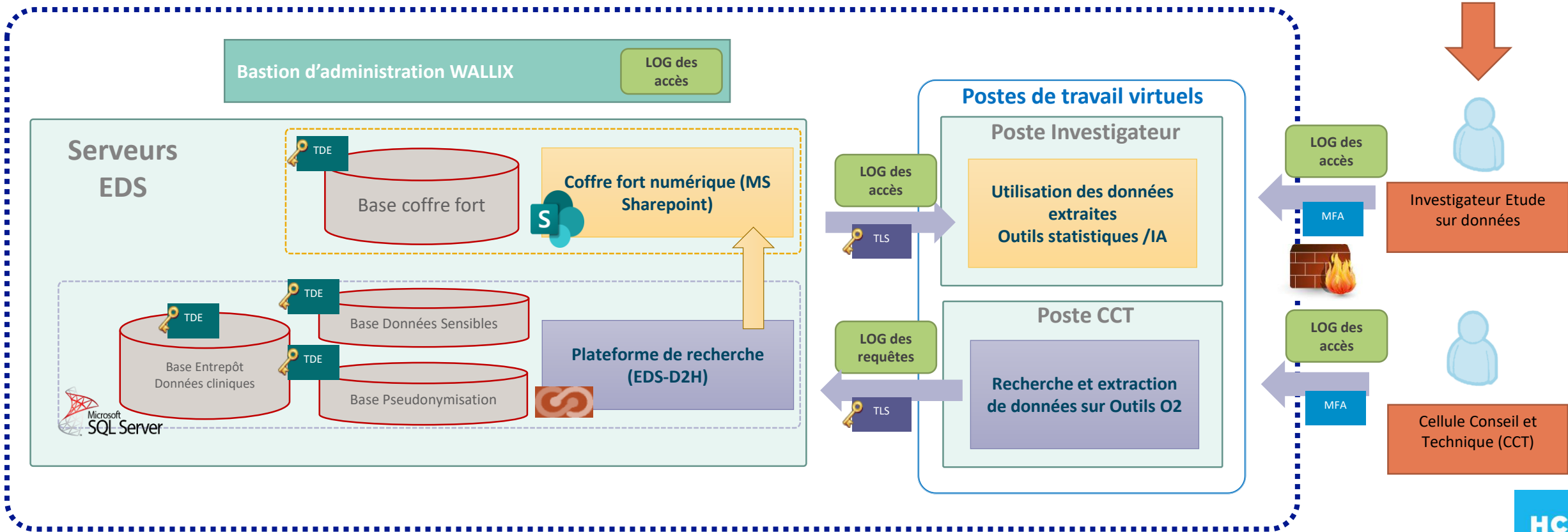
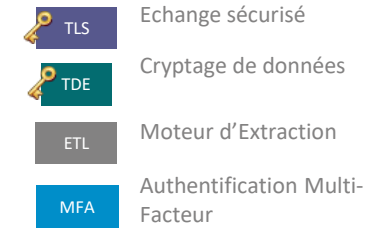


# SÉCURISER LES ACCÈS

## MACHINES VIRTUELLES (VM)

37

Plateforme EDS HCL / Tenant de la PLH HDS des HCL



# ÉVITER LA RÉ-IDENTIFICATION

## ANONYMISATION <sup>1</sup>

### Individualisation impossible:

Il ne doit pas être possible d'isoler un individu dans un jeu de données

### Corrélation impossible:

Il ne doit pas être possible de relier entre eux des ensembles de données distincts concernant un ou plusieurs individus

### Inférence impossible:

Il ne doit pas être possible de déduire, de façon quasi certaine, de nouvelles informations sur un ou plusieurs individus

1. <https://www.cnil.fr/fr/technologies/lanonymisation-de-donnees-personnelles>



# ÉVITER LA RÉ-IDENTIFICATION

## PSEUDONYMISATION <sup>1 2 3</sup>

### 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

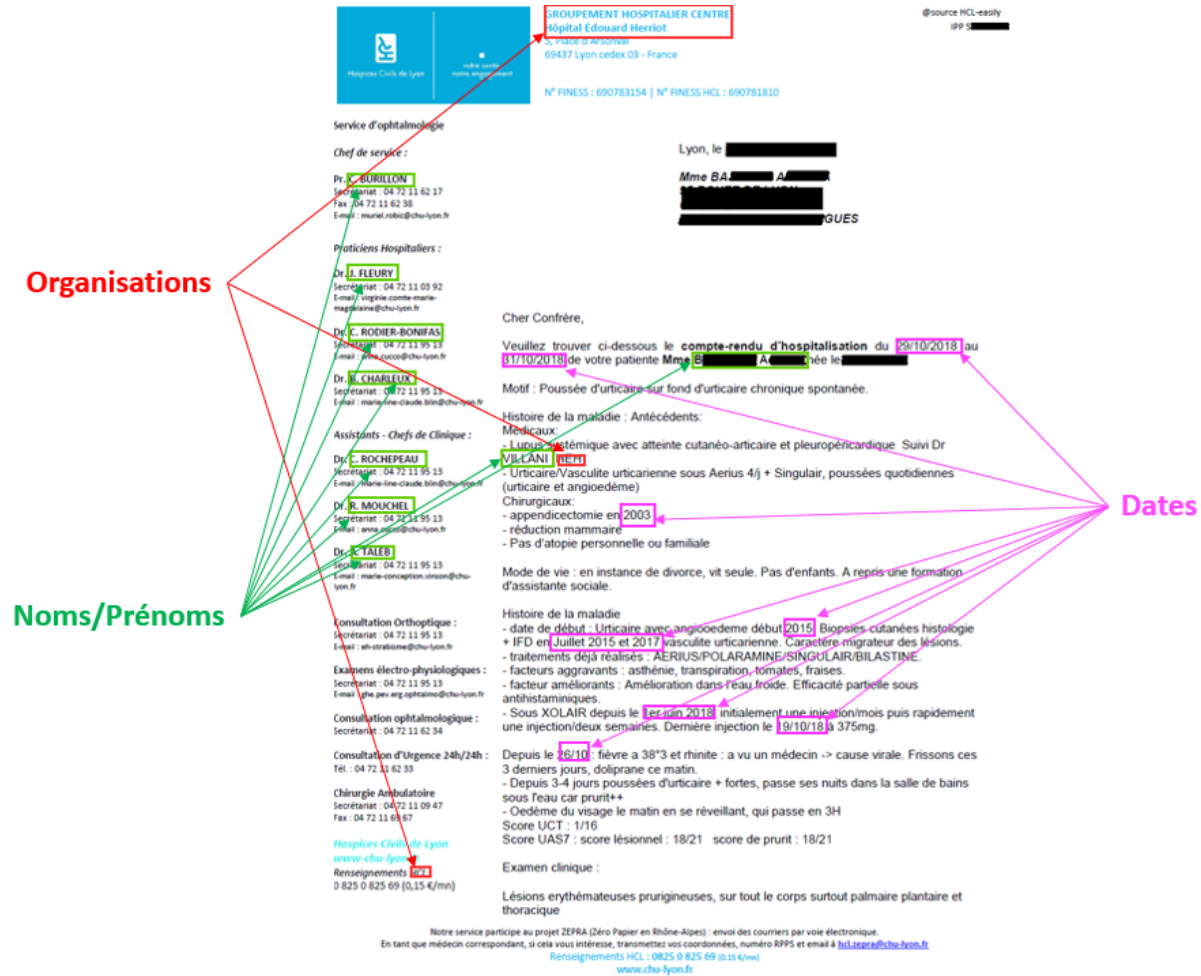
Identifiants directs			Identifiants indirects		Données sensibles		
Numéro de Sécurité Sociale	Nom	Prénom	Âge	Adresse	Diagnostic	Allergies	Médicaments
123-45-6789	Durand	Marie	45	123 Rue de Paris, 75001 Paris	Diabète	Arachides	Metformine
234-56-7890	Martin	Jean	58	45 Avenue des Champs, 75008 Paris	Hypertension	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

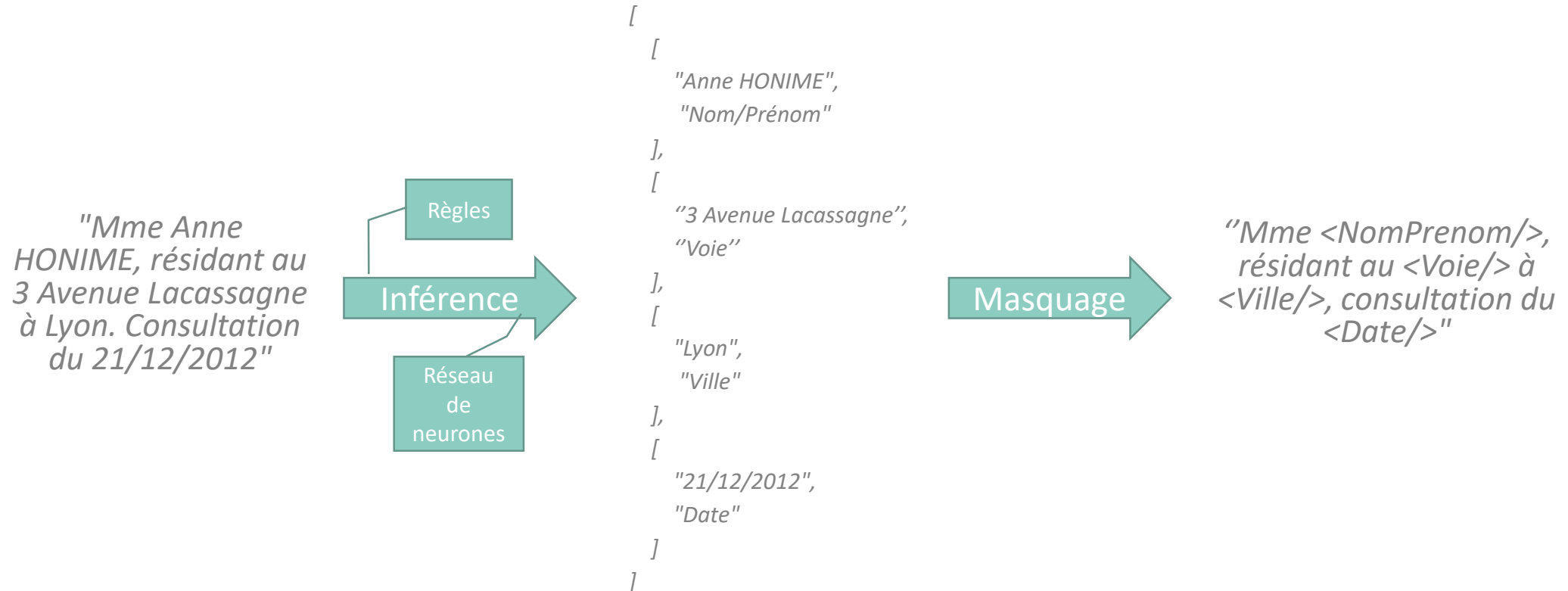
## DONNÉES NON-STRUCTURÉES



### 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 <sup>1 2</sup>



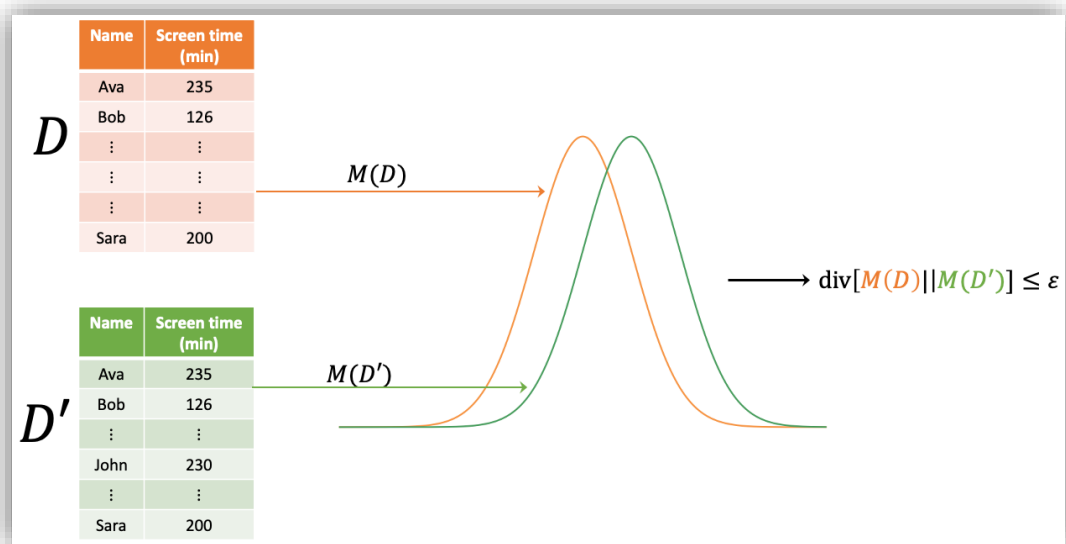
1. [Richard A., Talbot F. and Gimbert D. \(2023\) – « Anonymisation de documents médicaux en texte libre et en français via réseaux de neurones »](#)

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 »](#)

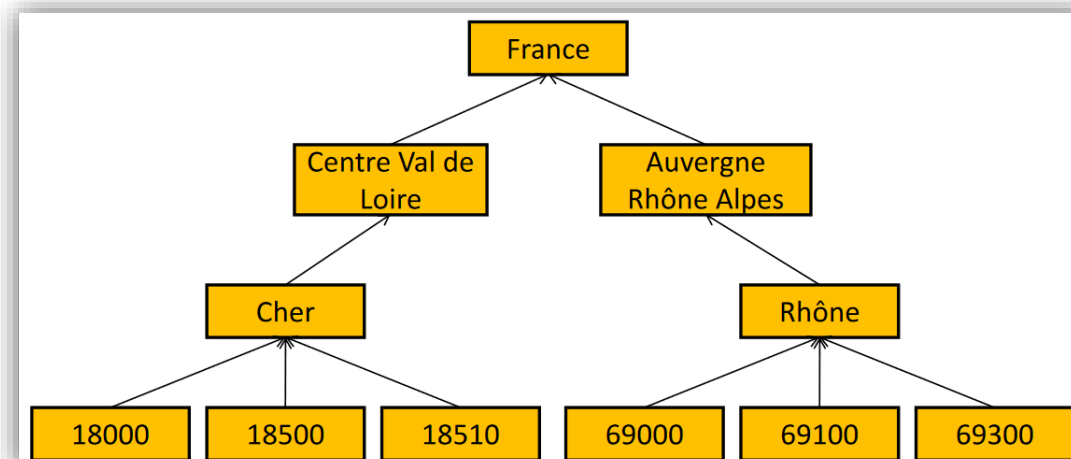
# PROTECTION DES DONNÉES

43

## ALGORITHMES DE RANDOMISATION ET DE GÉNÉRALISATION <sup>1</sup>



La « Differential Privacy » <sup>2</sup>



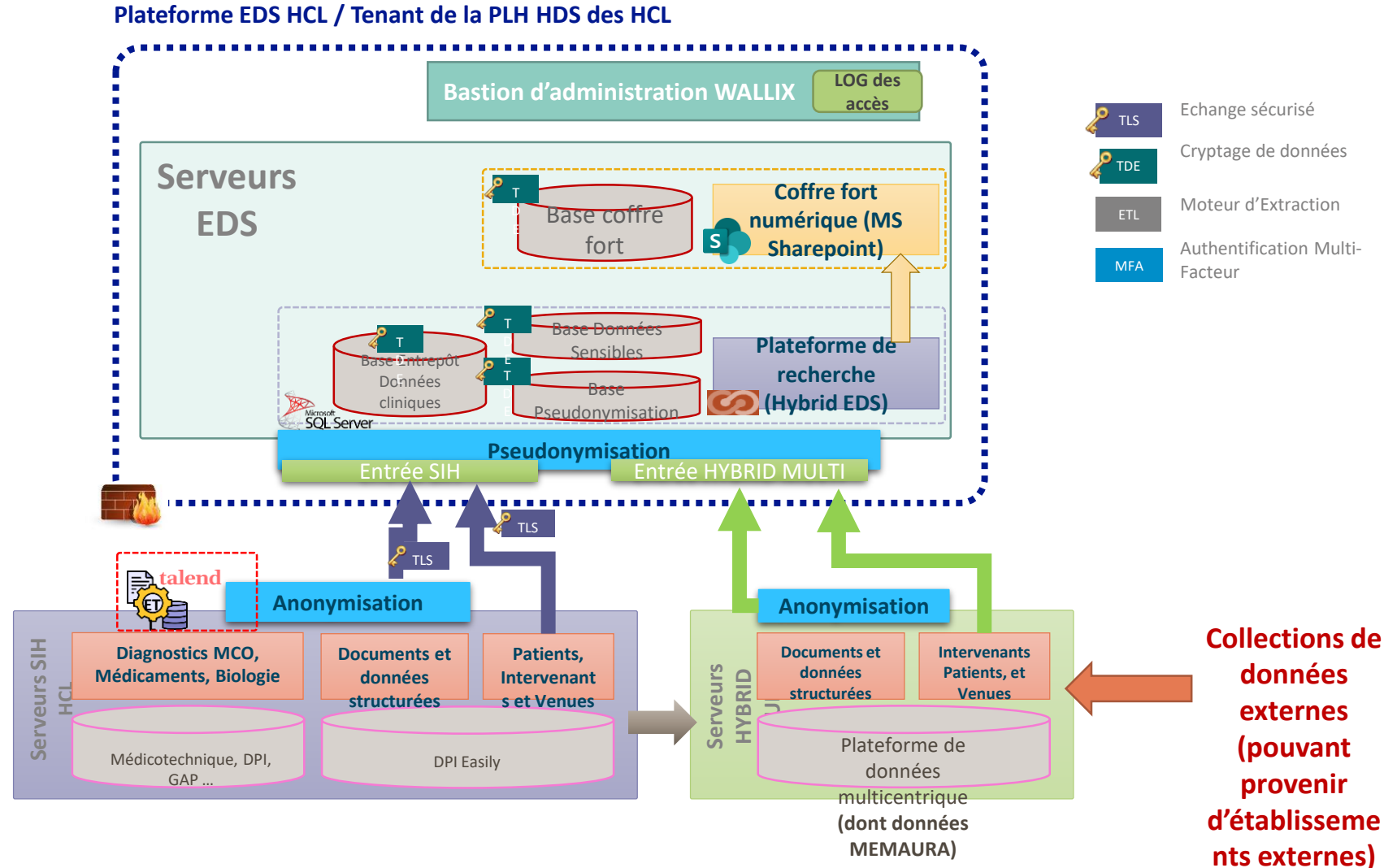
Exemple de Généralisation <sup>3</sup>

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 »

# DONNÉES DE SANTÉ

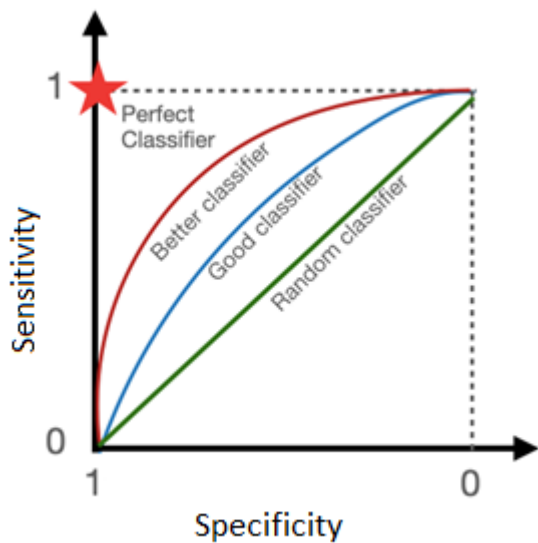
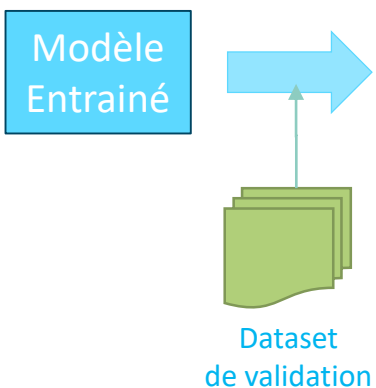
44

## MASQUAGE DES DONNÉES AVANT TRAITEMENT



## 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 »



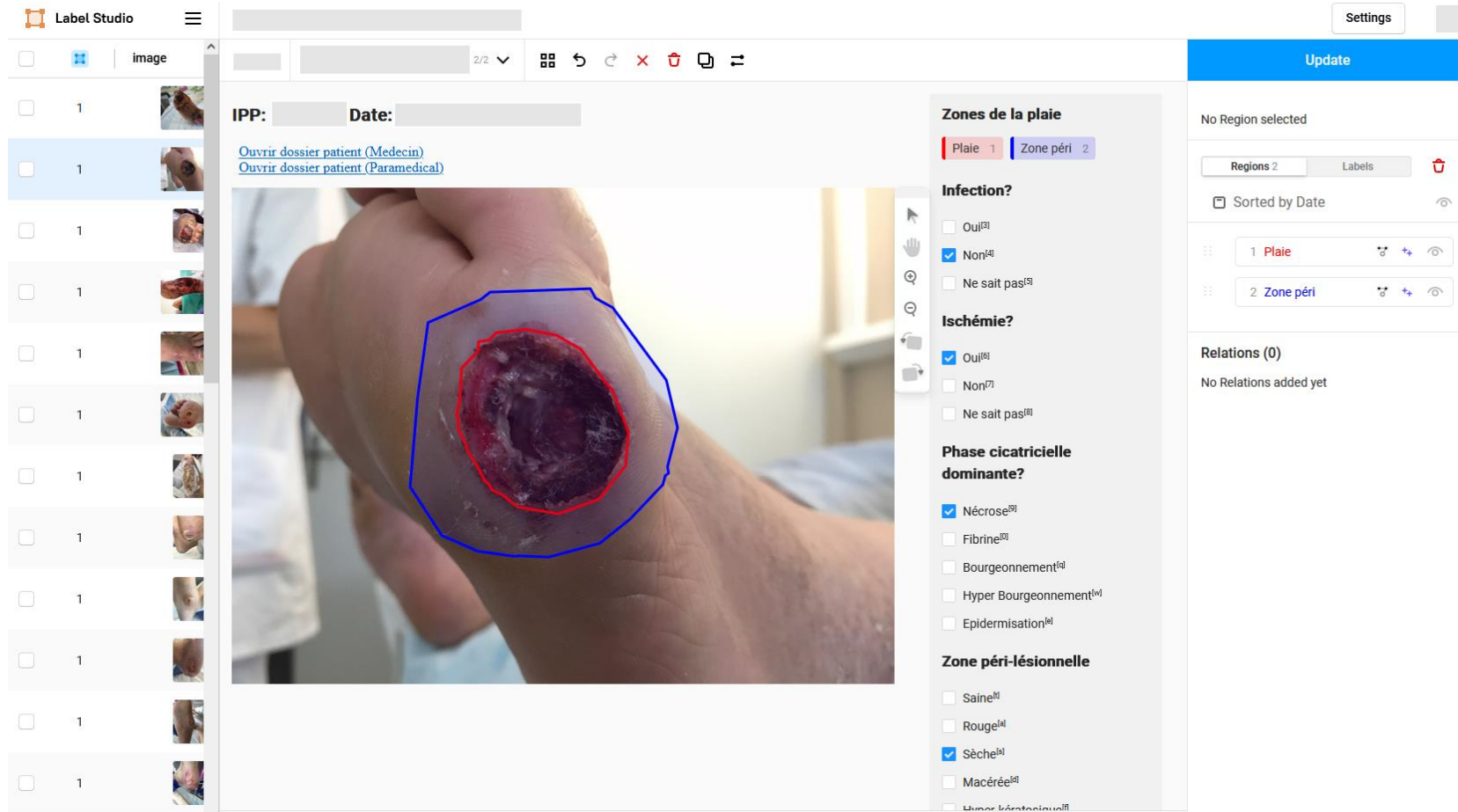
### Comment déterminer si un modèle est valide?

- 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

# DONNÉES DE SANTÉ

## ANNOTATION

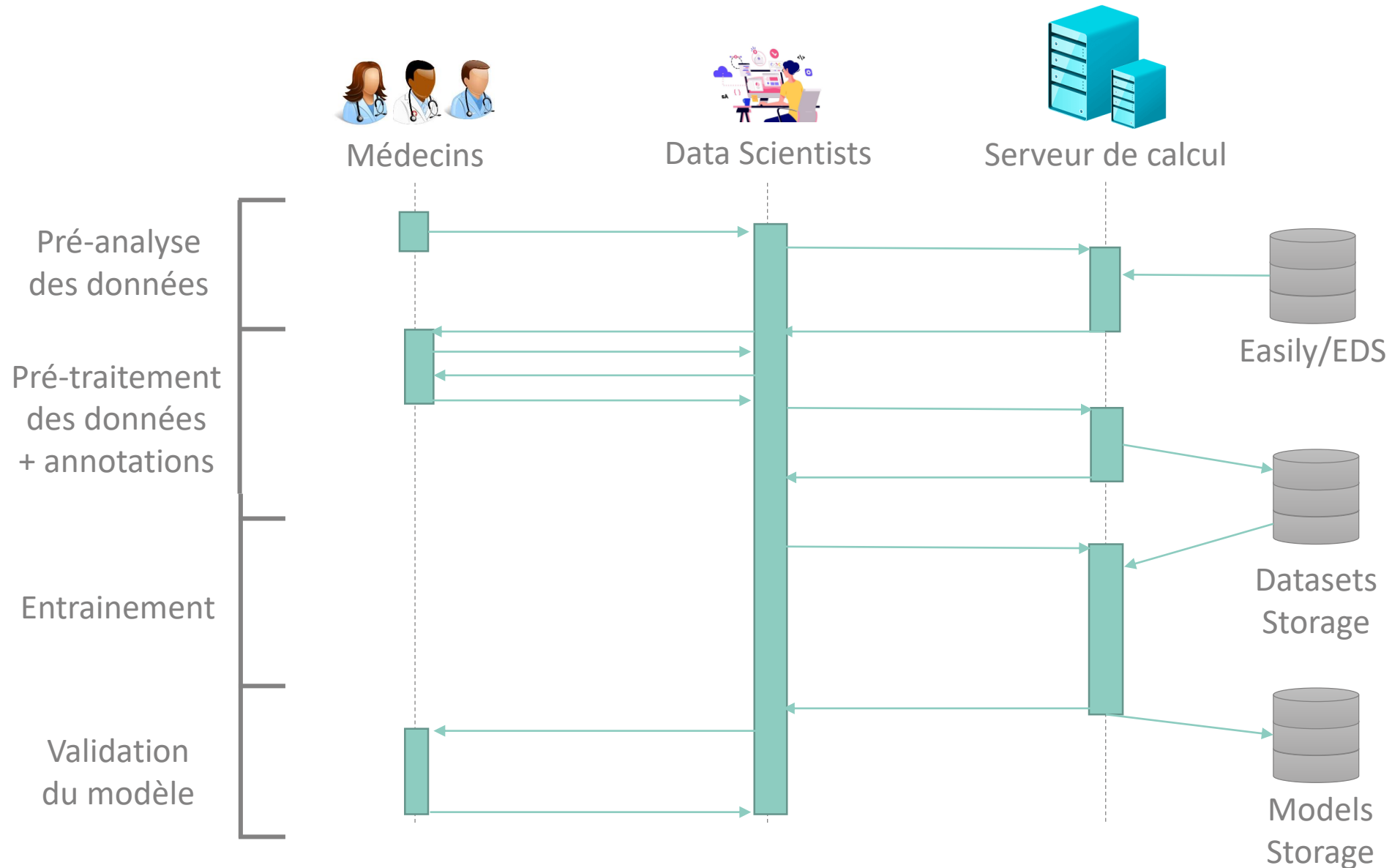
46



## Besoins:

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

## PROCESSUS DE DÉVELOPPEMENT



## BESOIN D'INFRASTRUCTURES DÉDIÉES

### Pour les entraînements:



Serveurs  
de calcul

- Fermes de serveurs avec des GPU
- Mutualisation des ressources
- Ordonnancements des calculs

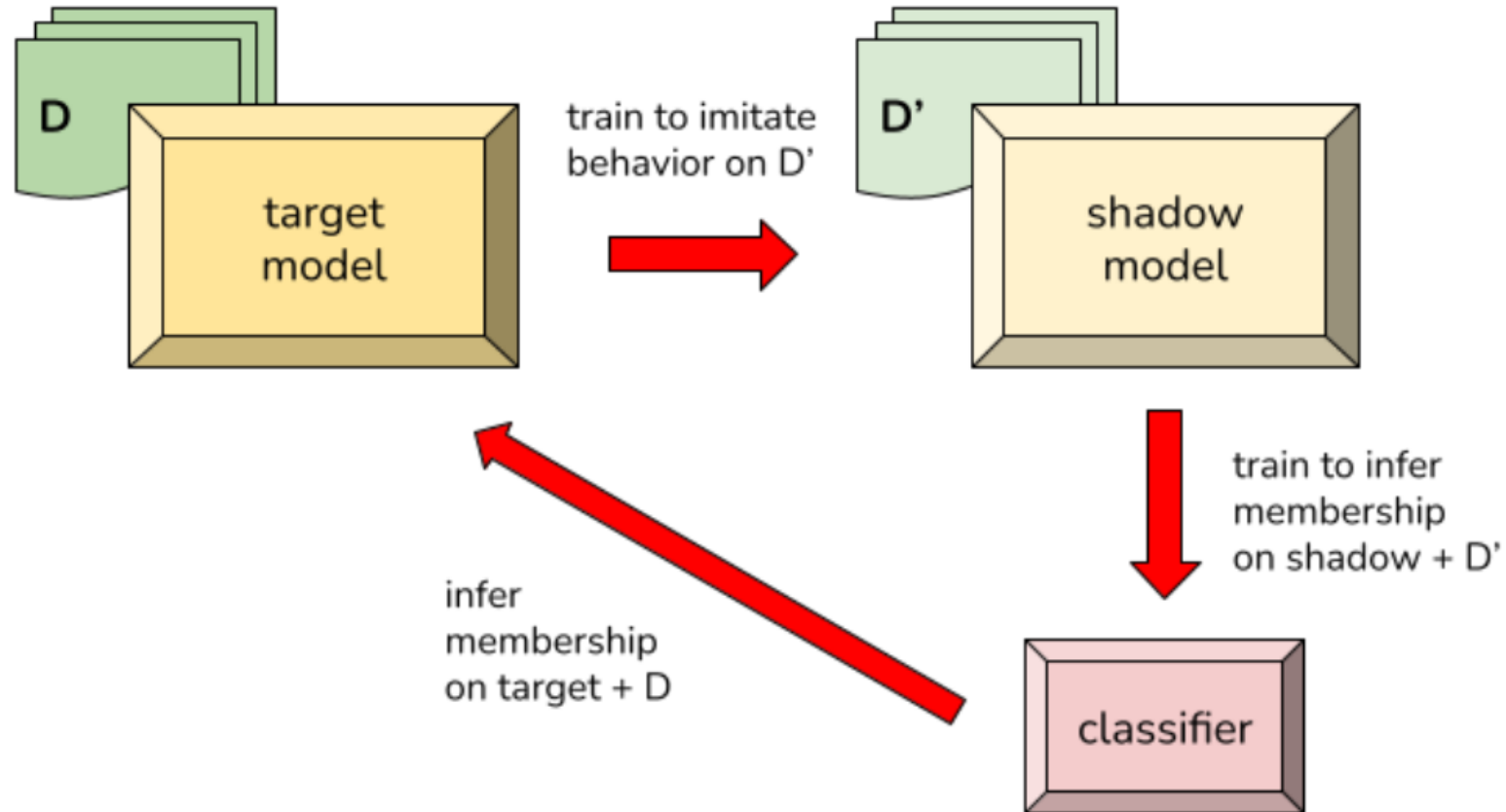
### Pour l'inférence:



Serveurs  
de  
Développement  
d'Intégration  
et Production

- Avec des GPU
- Beaucoup de mémoire pour charger plusieurs modèles en parallèle
- Capacité de traiter plusieurs appels en parallèle



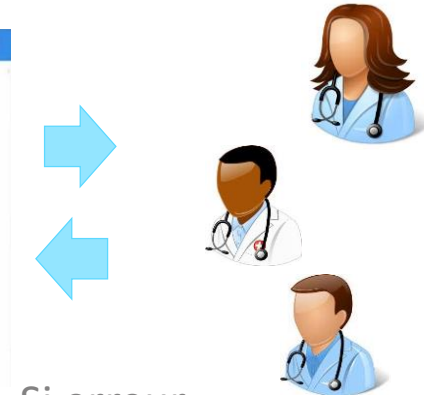


1. [Carlini N., Tramer F., Wallace E., et al. \(2021\) – « Extracting training data from Large Language Models »](#)
2. [Bertheliet G., Boutet A., and Richard A. \(2023\) – « Toward training NLP models to take into account privacy leakages »](#)

## INCLURE EFFICACEMENT LES RETOURS UTILISATEURS <sup>1</sup>

### Besoins:

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



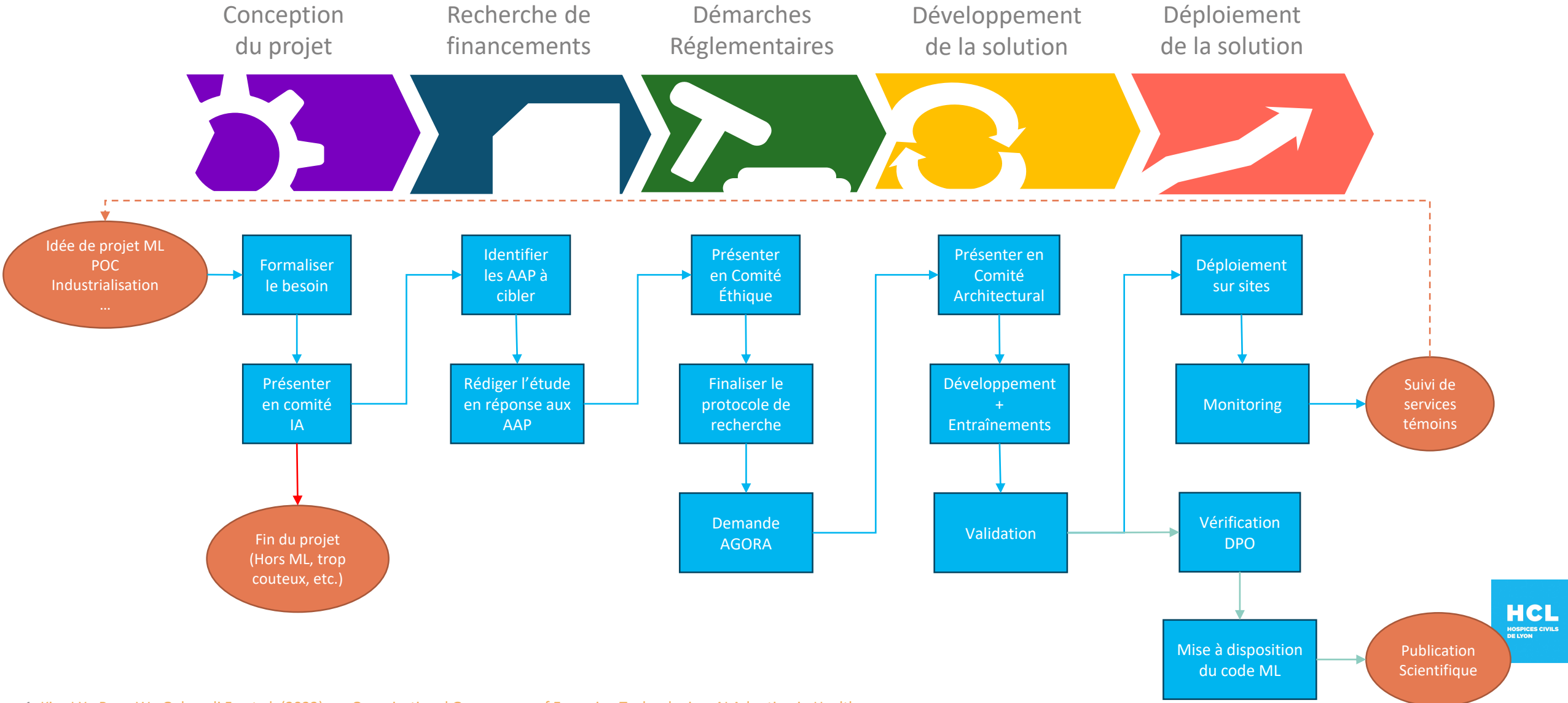
Si erreur



Résultats  
attendus

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 »](#)

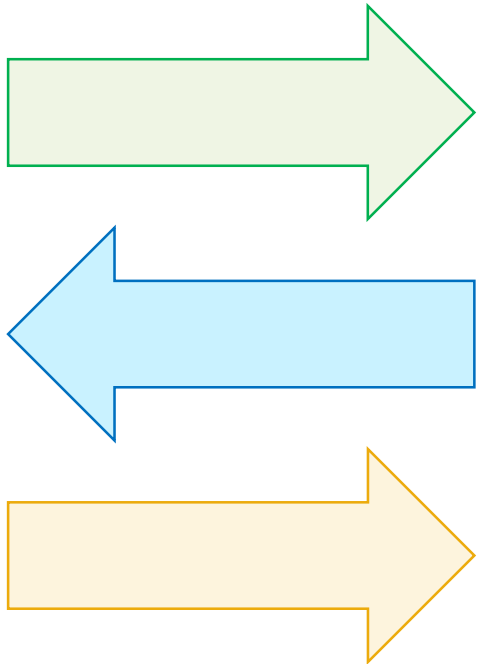
## INTÉGRATION DU ML DANS UN PROCESSUS ORGANISATIONNEL <sup>1</sup>



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

# CONCLUSION

## SYNTHÈSE ET PERSPECTIVES



### Le MLOps:

- Adapte le DevOps au développement de fonctionnalités ML
- Permet d'industrialiser efficacement ces fonctionnalités
- Doit s'articuler avec un processus de DevOps classique

### Le MLOps en Santé:

- Nécessite de mettre en place de protocoles et des environnements sécurisant la vie privée des patients
- Nécessite d'inclure les soignants dans le développement et la surveillance des outils basés sur du ML <sup>1</sup>
- Nécessite de former *a minima* les soignants sur le ML et sur l'utilisation d'outils basé sur du ML
- Nécessite d'inclure le développement d'outils basé sur du ML dans des processus organisationnels plus globaux <sup>2</sup>



Quid de l'impact sur les patients, les soignants et les parcours de soin ?

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](http://www.chu-lyon.fr)



**HCL**  
**HOSPICES CIVILS  
DE LYON**