

# Utilisation de l'IA en agriculture : opportunité, réalités et limites

Préparé par **Samuel Foucher**; présenté par **Yacine Bouroubi**

Université de Sherbrooke  
Département de Géomatique appliquée

**Contributeurs:** *Étienne Lord, Yacine Bouroubi, Mickael Germain, Ramata Magagi*

# Samuel Foucher, Professeur

## Département de géomatique appliquée



- Chercheur membre du CARTEL (Centre d'applications et de recherches en télédétection)
- Chercheur associé au CRIM (Centre de recherche informatique de Montréal)



<https://cartel.recherche.usherbrooke.ca/samuel-foucher/>



[samuel.foucher@usherbrooke.ca](mailto:samuel.foucher@usherbrooke.ca)

- **Formation:**
  - Maîtrise en physique
  - Ingénieur en télécommunications (France) - Spécialisation traitement d'images
  - Doctorat en télédétection (UdS) - Traitement d'images SAR
- **Parcours:**
  - Chercheur senior au CRIM
  - Directeur de l'équipe Vision et imagerie au CRIM (2013-2019)



- **Expertises:**
  - Télédétection, SAR, forage des données, apprentissage automatique, traitement d'image, plateformes, fusion de données
- **Intérêts de recherche:**
  - Applications de l'apprentissage profond en observation de la terre et aux sciences de l'environnement:
    - Recensement faunique
    - Agriculture de précision
  - Application des réseaux de neurones sur des graphes en géomatique
  - *Quantum Machine Learning*
  - Apprentissage machine basé sur la physique (*Physics-informed Machine Learning*)
- **Infrastructure géospatiale:**
  - Manipulation des mégadonnées en infonuagique
  - Plateforme pour l'annotation des données

# Département de géomatique appliquée

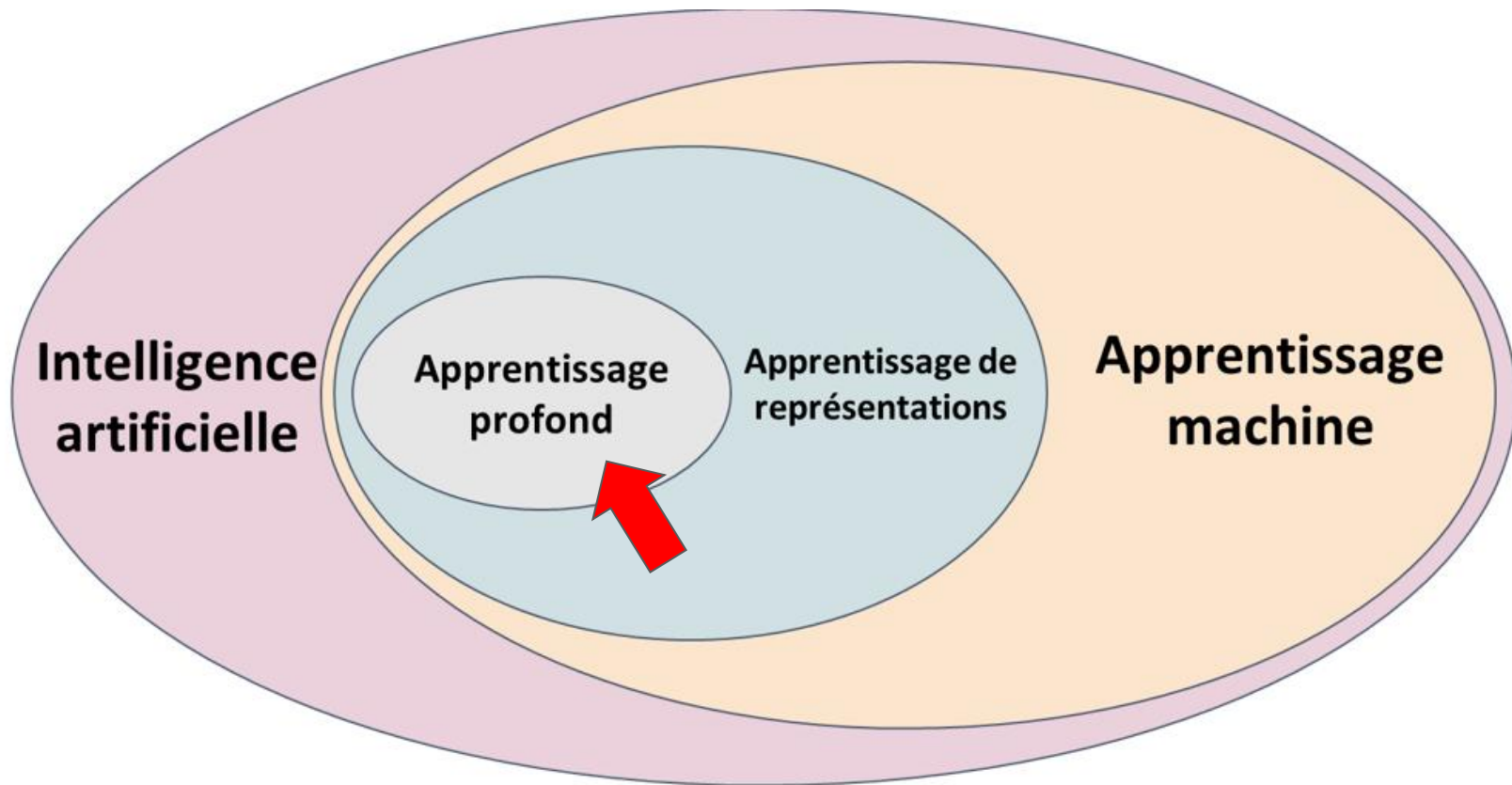
- 12 professeurs
- 100+ étudiants aux 3 cycles
- <https://www.usherbrooke.ca/geomatique/>
- Trois axes:
  - *Physique de la télédétection*
  - *Traitement de la données*
  - *Applications thématiques*
- Thématiques:
  - Agriculture de précision
  - Milieux nordiques
  - Foresterie
  - Biodiversité
  - Cartographie



# Partie I

## Introduction aux principes généraux de l'IA

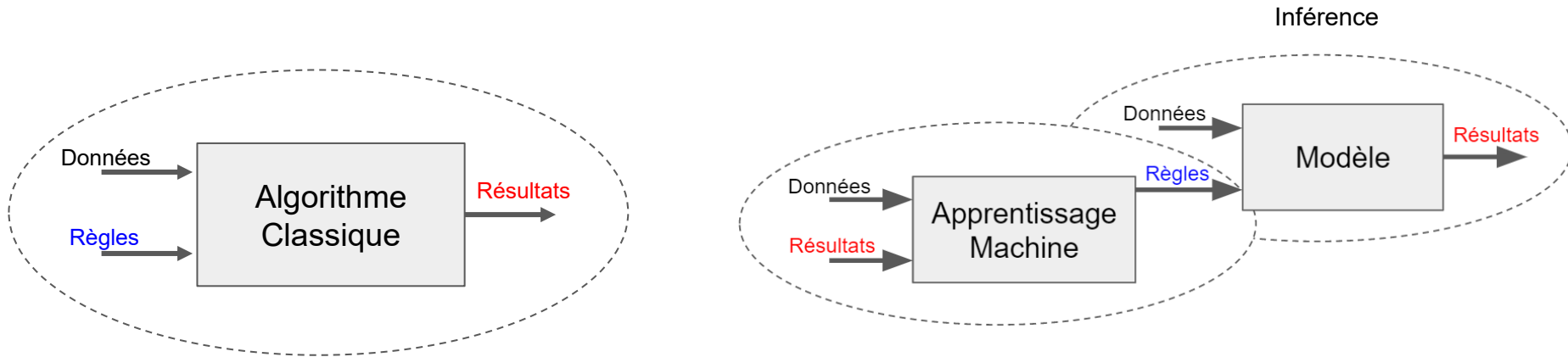
# L'intelligence artificielle : un domaine très vaste



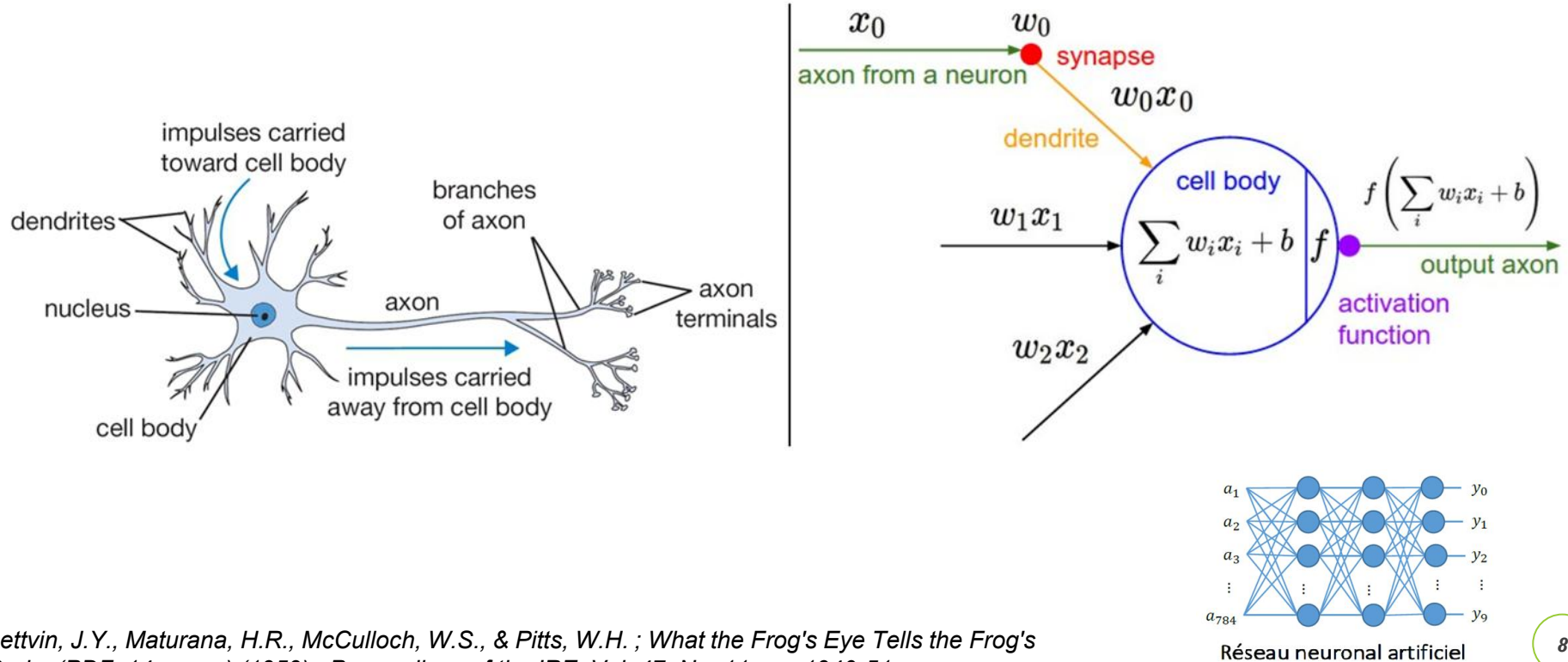
**Depuis 2012, l'apprentissage profond a révolutionné le domaine**

# L'apprentissage automatique (*machine learning*)

- Approche traditionnelle : on trouve des règles (exemple : systèmes experts)
- Apprentissage automatique : on dérive les règles des données (**data driven**)
- L'ensemble des règles = **un modèle**



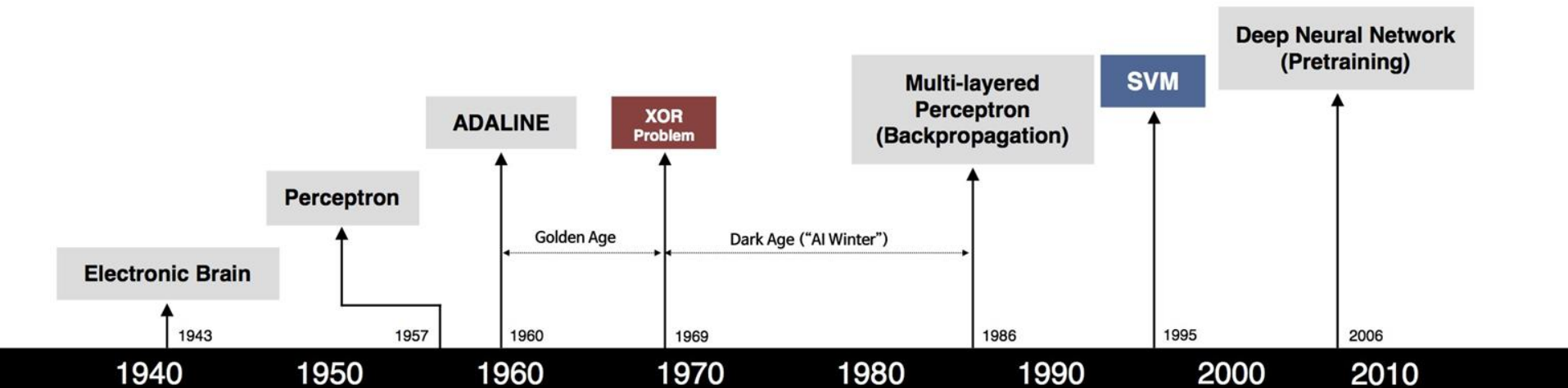
# Les neurones artificiels: une inspiration biologique



Lettvin, J.Y., Maturana, H.R., McCulloch, W.S., & Pitts, W.H. ; *What the Frog's Eye Tells the Frog's Brain*, (PDF, 14 pages) (1959) ; *Proceedings of the IRE*, Vol. 47, No. 11, pp. 1940-51.



# Bref historique



S. McCulloch – W. Pitts



F. Rosenblatt



B. Widrow – M. Hoff



M. Minsky – S. Papert



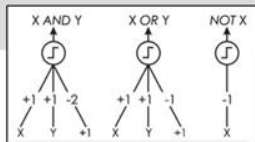
D. Rumelhart – G. Hinton – R. Williams



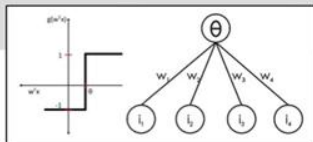
V. Vapnik – C. Cortes



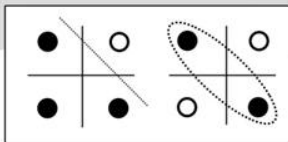
G. Hinton – S. Ruslan



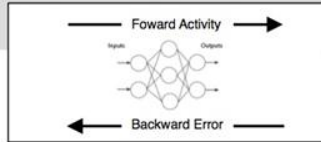
- Adjustable Weights
- Weights are not Learned



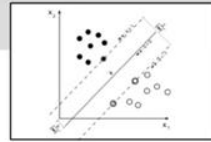
- Learnable Weights and Threshold



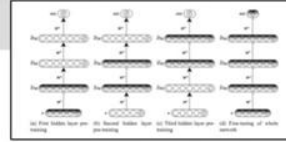
- XOR Problem



- Solution to nonlinearly separable problems
- Big computation, local optima and overfitting



- Limitations of learning prior knowledge
- Kernel function: Human Intervention

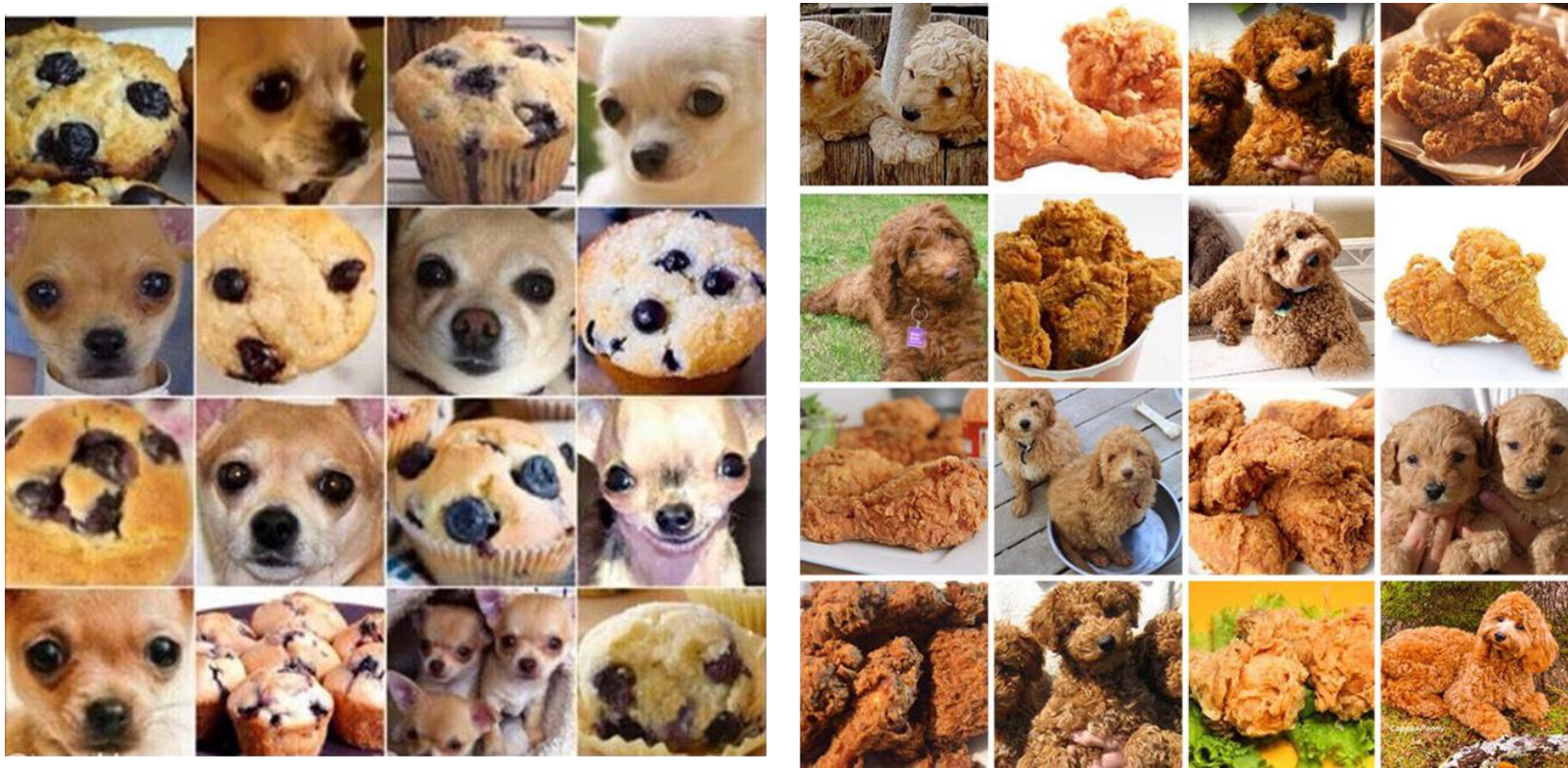


- Hierarchical feature Learning

# La vision par ordinateur :

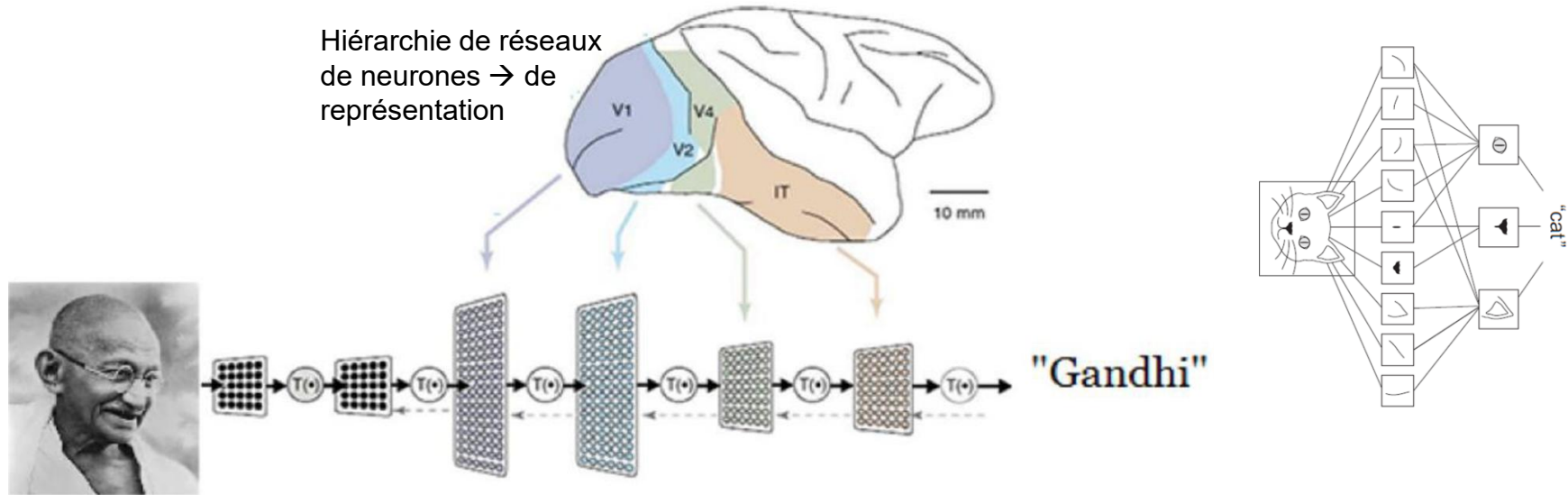
## L'exploitation de la donnée image est un problème difficile

- Pas juste extraire des couleurs mais aussi comprendre l'image (**sémantique**)



# Étude du système visuel humain

- Étude du cerveau humain (neuroscience)
- Le système visuel est une **hiérarchie** de couches de neurones



From: *Large-Scale Deep Learning for Intelligent Computer Systems*, Jeff Dean, WSDM 2016, adapted from *Untangling invariant object recognition*, J DiCarlo et D Cox, 2007

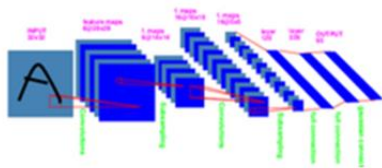
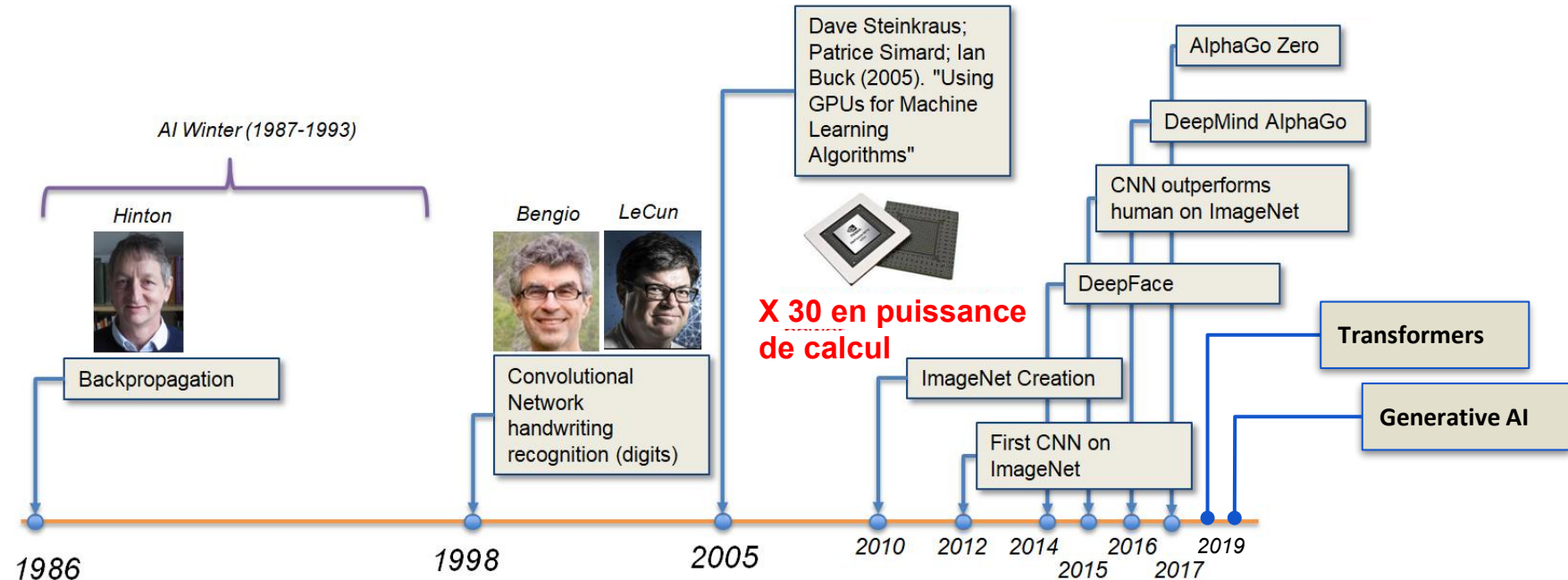
# Les données sont organisées de manière hiérarchique

Une information complexe est très souvent une **hiérarchie** de blocs élémentaires

- **Texte:**
  - Lettre  $\Rightarrow$  mot  $\Rightarrow$  phrase  $\Rightarrow$  paragraphe  $\Rightarrow$  chapitre  $\Rightarrow$  histoire  $\Rightarrow$
- **Image:**
  - Pixel  $\Rightarrow$  Contours  $\Rightarrow$  Texture  $\Rightarrow$  Motif  $\Rightarrow$  Partie  $\Rightarrow$  Objet  $\Rightarrow$  Scène  $\Rightarrow$
- **Parole:**
  - Son  $\Rightarrow$  Phonème  $\Rightarrow$  Morphème  $\Rightarrow$



# Développements récents



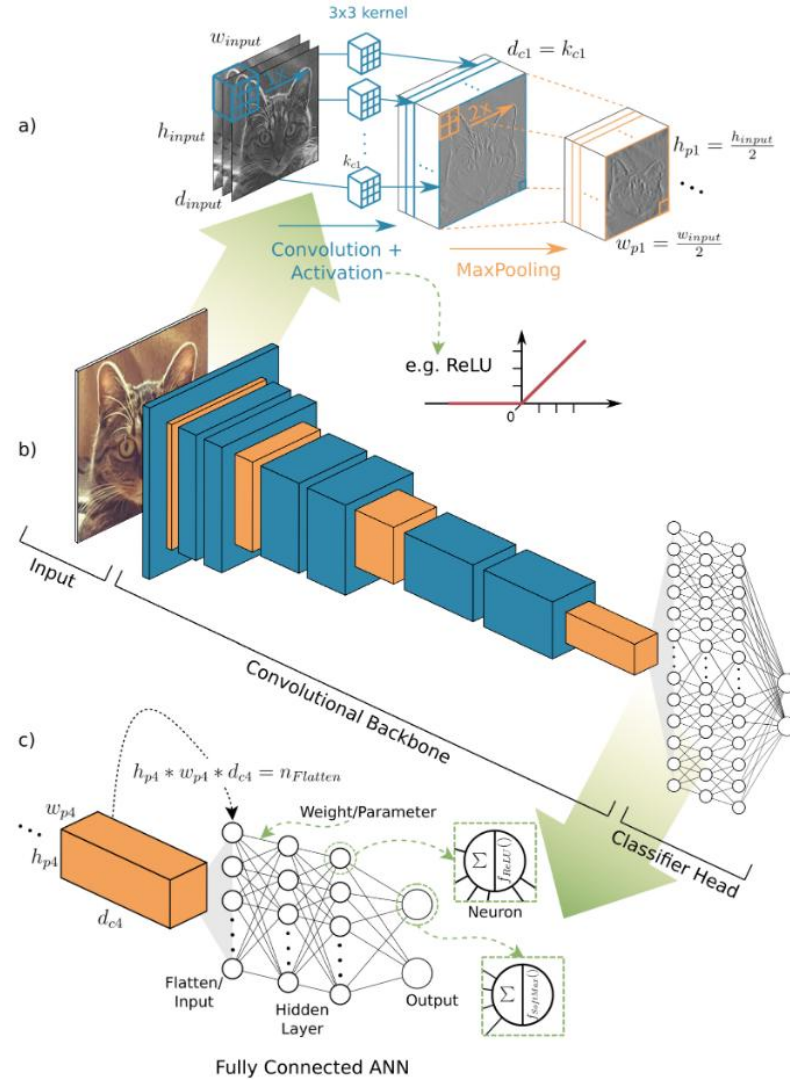
Réseau de neurone convolutionnel



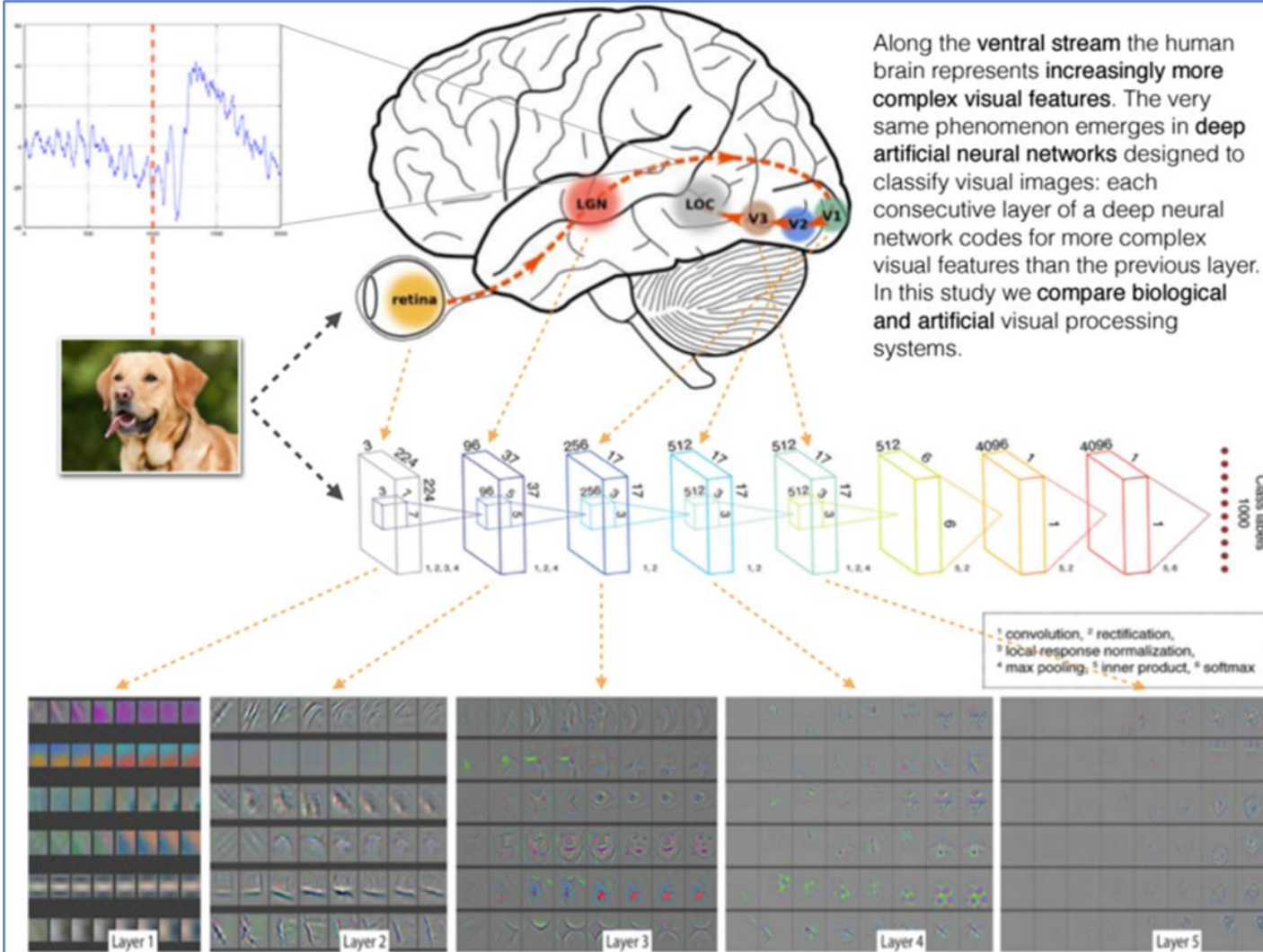
Base de données ImageNet

# L'IA perceptif : les réseaux à convolutions (CNN)

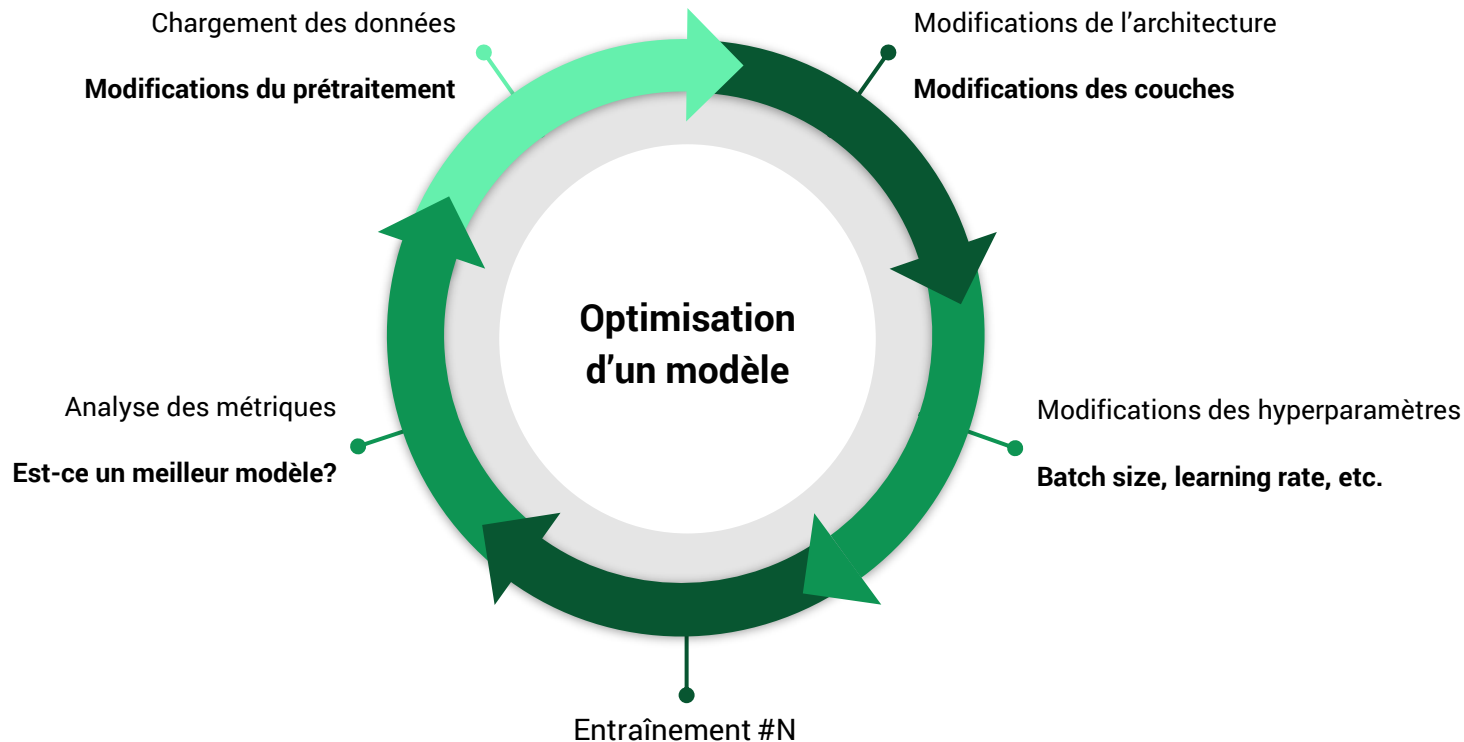
- **Hiérarchie** de caractéristiques visuelles
- Permet d'**encoder** une image
- Très proche du système visuel humain
- Dizaines de millions de paramètres
- Nécessite plusieurs millions d'images
- A révolutionné le domaine



## Hiérarchie des features visuels dans le cerveau et dans les RNA

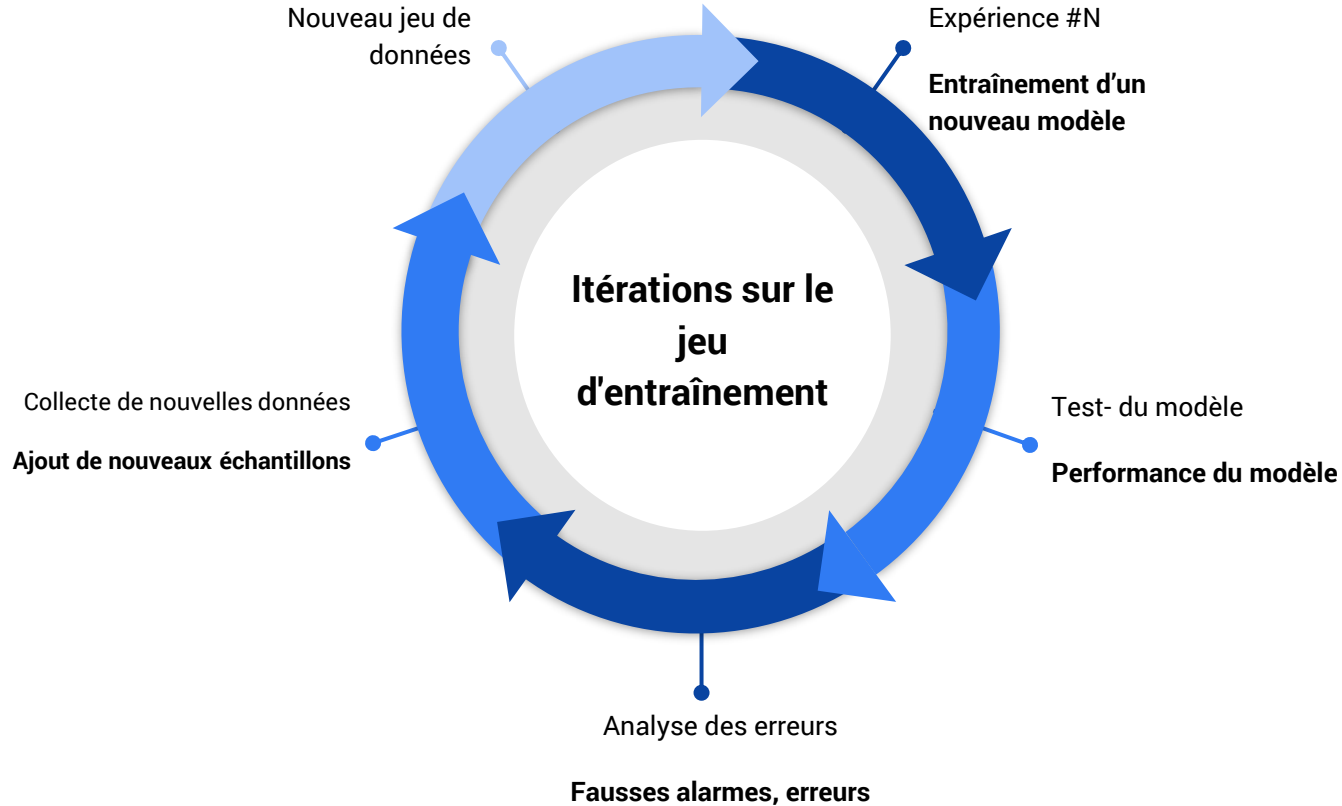


# L'entraînement d'un modèle est itératif





# La construction du jeu de données est aussi itérative



## Ce qu'il faut retenir

- Le réseau de neurone profond est une technique d'apprentissage automatique qui est un sous-domaine de l'IA (IA perceptif)
- Les réseaux de neurones profonds construisent des règles hiérarchiques à partir des données (**profondeur = hiérarchie**)
- Il n'y a pas de raisonnements
- Les données produisent des règles (**intelligence des données**)
- Demande un grand volume de données annotées
- Certains **modèles pré-entraînés** peuvent être adaptés
- Applications en reconnaissance, classification, détection et régression
- Produire des modèles est un **processus itératif** expérimental

# Partie II

## Exemples de projets en agriculture de précision

# Détection de la maladie dans la vigne



Diversité dans le feuillage  
et de la prise de vue



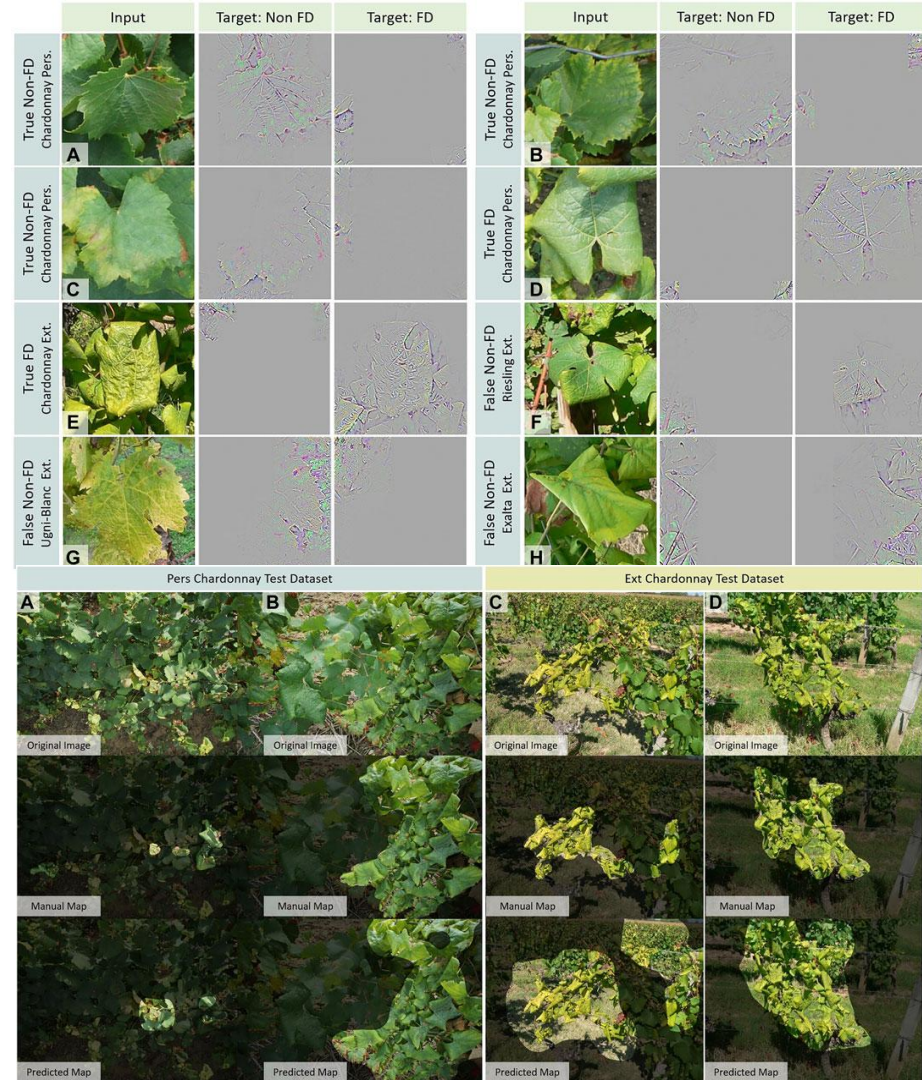
Complexité du diagnostique  
Symptômes très variés



Diversité des cépages

# Détection de la maladie dans la vigne

- Application de l'apprentissage profond (classification et segmentation) en agriculture de précision
- Détection du Mildiou
- Détection de la flavescence dorée et du Mildiou
- Annotation de plusieurs milliers d'images
- Adaptation de **réseaux pré-entraînés**



Boulent, J., Foucher, S., Théau, J., and St-Charles, P.-L. (2019b). Convolutional neural networks for the automatic identification of plant diseases. *Front. Plant Sci.* 10, 941. doi:10.3389/fpls.2019.00941



# Classification des mauvaises herbes

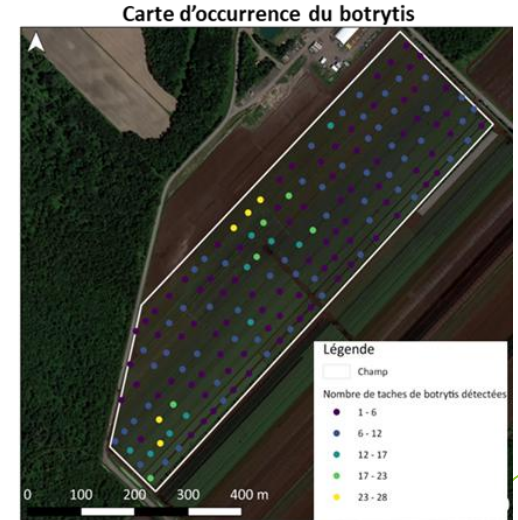
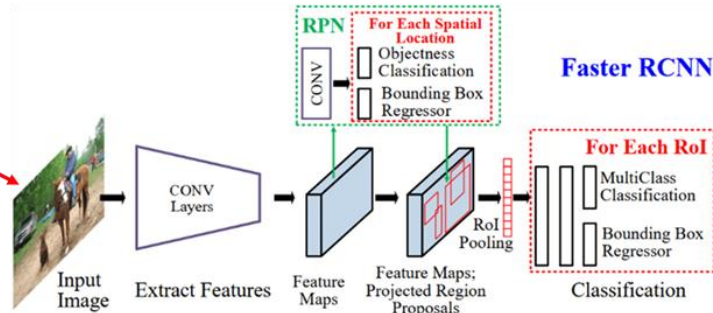
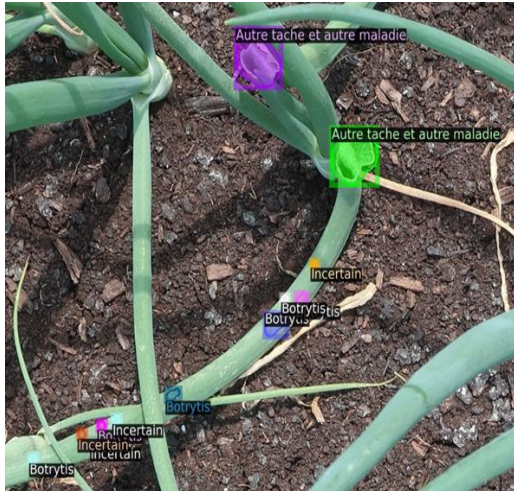
- Reconnaissance des mauvaises herbes à des **stades précoces** de croissance
- Adaptation de **réseaux pré-entraînés**
- Techniques d'apprentissage avec peu de données





# Dépistage du botrytis de d'oignon

Dépistage du botrytis de l'oignons sur des images UHR  
(MSc Mathieu St-Laurent, 2019-2021 – AAC et Phytodata)





# Dépistage du puceron de la laitue

Doctorat d'Emma Dubrûle (Projet RQRAD, Marc Bélisle)

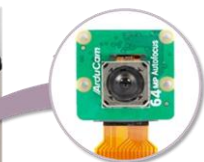
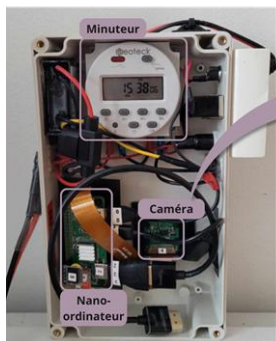
Quoi ?



Puceron de la laitue



Comment ?



Yolo en mode « edge computing » : détection d'objets en temps réel, rapidité et précision

IA en périphérie pour la détection en temps réel du puceron de la laitue

PhD Emma Dubrûle

YOLO : plus rapide

Détection en une étape

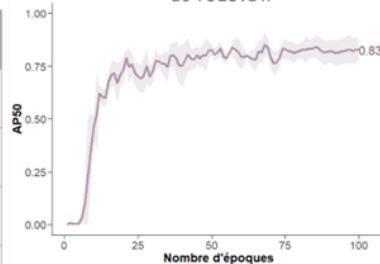


Entraînements

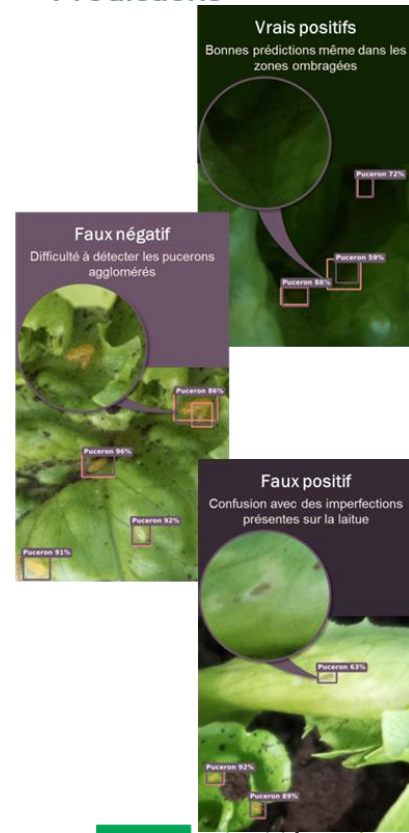
Comparaison des performances des modèles YOLO

Modèle	Précision	Rappel	AP50	F1 score
Yolov8 n	1	0.81	0.90	0.90
Yolov9 t	1	0.70	0.89	0.82
Yolov10 n	0.87	0.70	0.78	0.78
Yolo11 n	0.94	0.78	0.90	0.85

Performance moyenne de 5 entraînements de YOLOv8 n

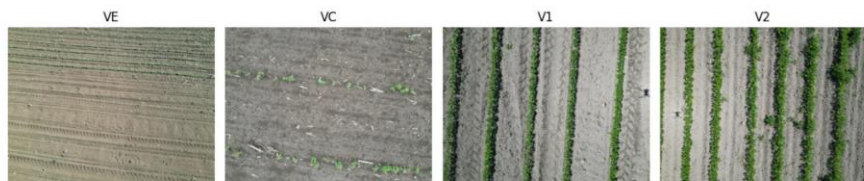


Prédictions

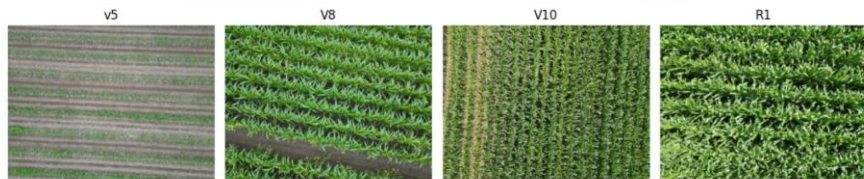


# Stades phénologiques du maïs et du soya (Agrisoft et Databio)

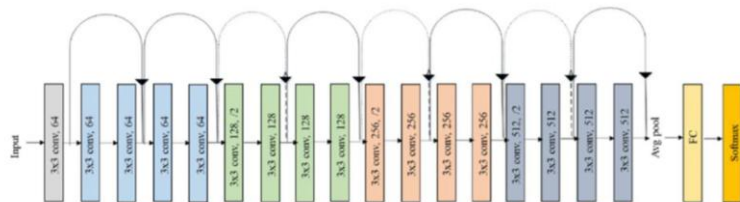
Reconnaitre les stades phénologiques du maïs/soya sur des images de drone



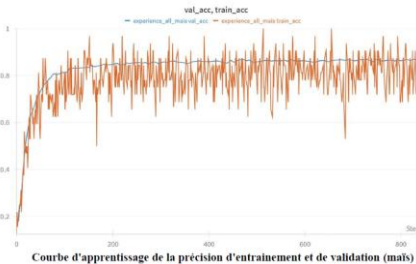
Exemples de stades phénologiques soya



Exemples de stades phénologiques maïs



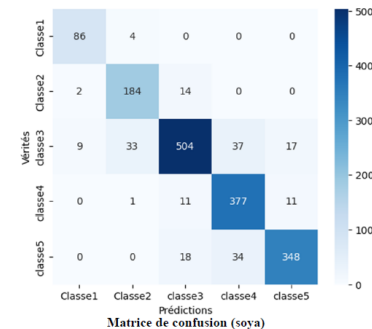
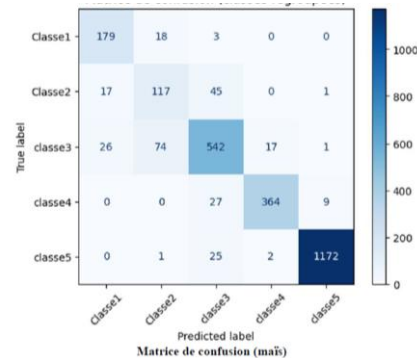
Architecture ResNet18



Courbe d'apprentissage de la précision d'entraînement et de validation (maïs)

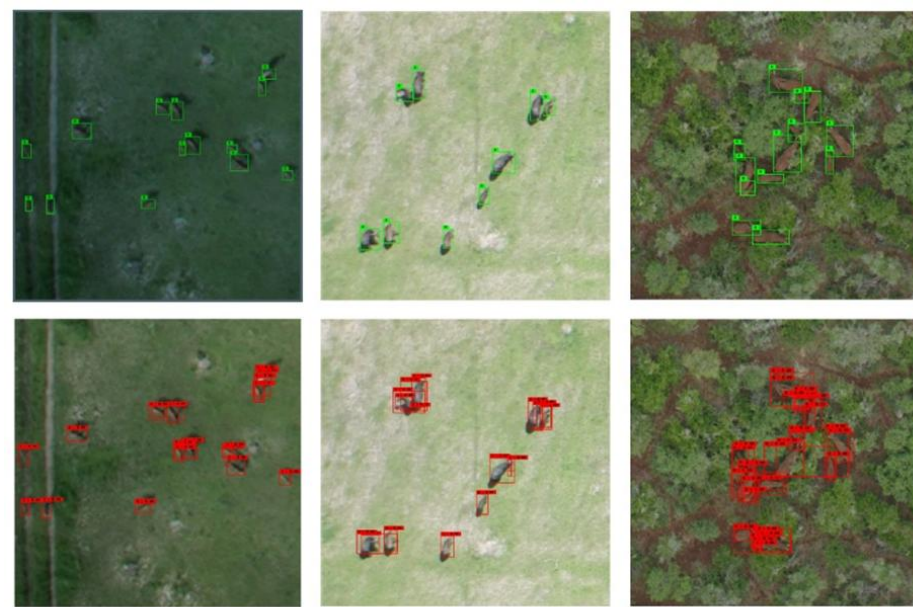


Courbe de perte pour l'entraînement et la validation (soya)



# Recensement faunique

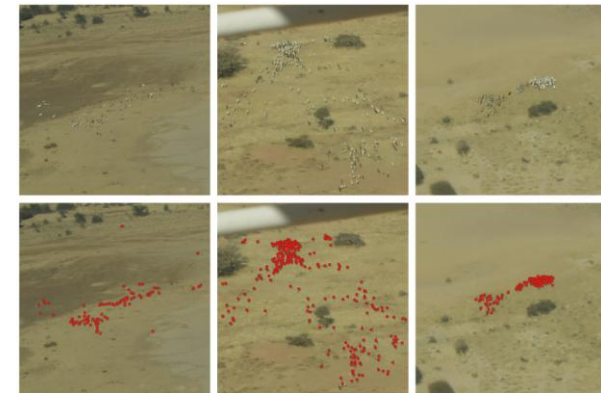
- Comptage d'animaux sur de l'imagerie drone ou aéroportée
- Milliers d'images collectées sur des centaines de km<sup>2</sup>
- Comptage de troupeaux denses
- Réduction du temps d'analyse par un facteur 10



Topi

Buffalo

Elephant

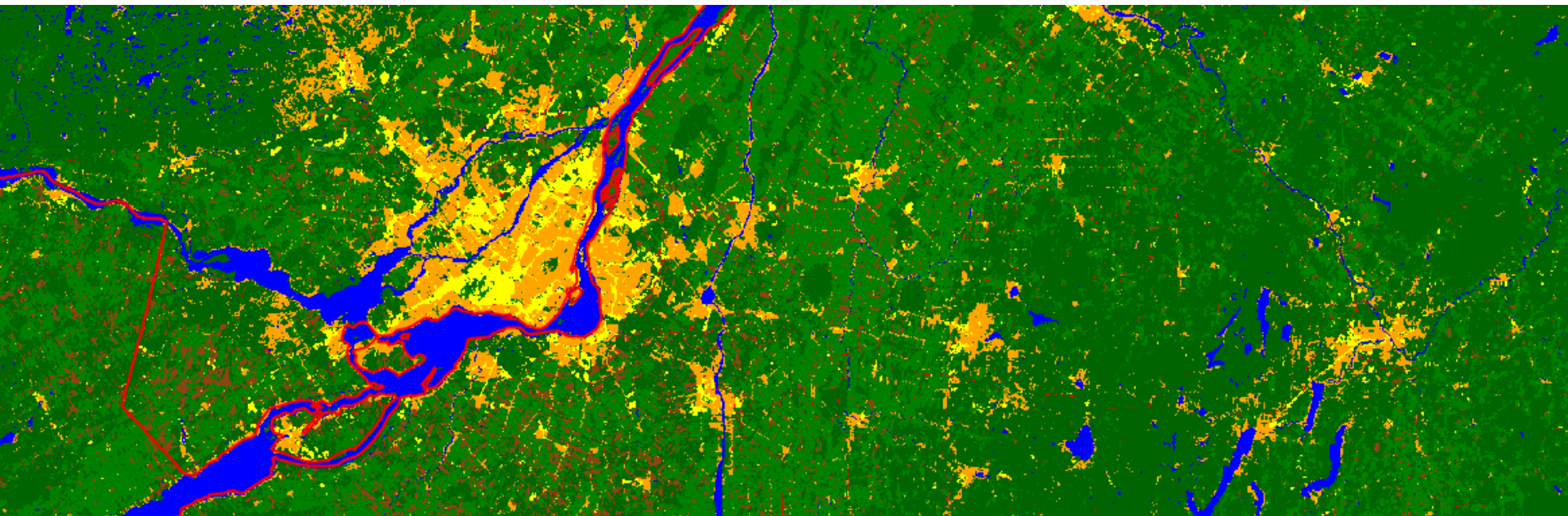


Delplanque, et al. (2023). Surveying wildlife and livestock in Uganda with aerial cameras: Deep Learning reduces the workload of human interpretation by over 70%. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 11. <https://doi.org/10.3389/fevo.2023.1270857>



# Carte de la couverture des sols

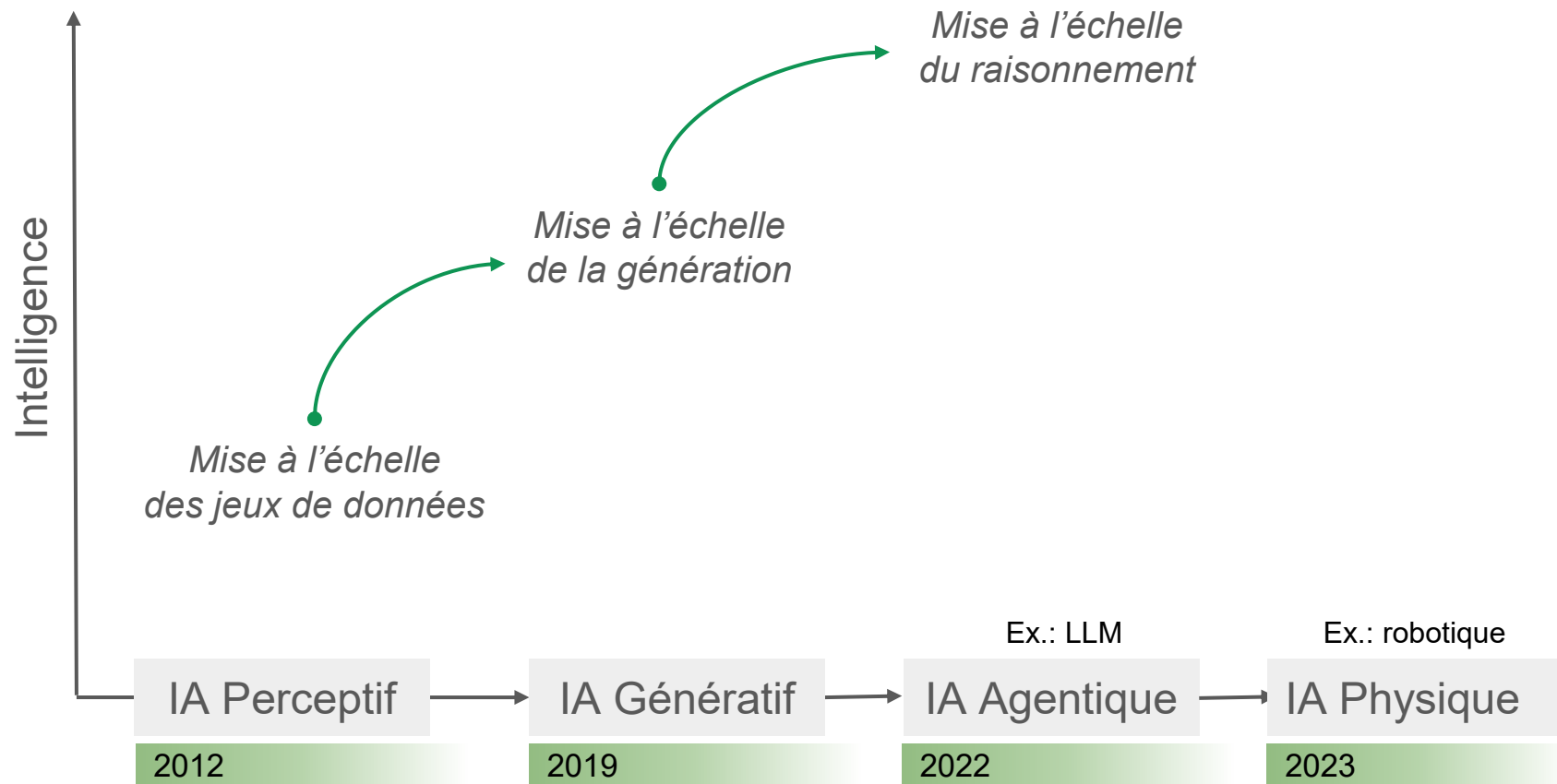
- Première carte d'occupation des terres du Québec basée sur de l'IA
- 10 m de résolution, 12 classes, 2022-2025
- <https://mrnf.gouv.qc.ca/repertoire-geographique/occupation-terres/>



# Partie III

## Perspectives et tendances

# Toujours plus de calculs... plus d'intelligence?

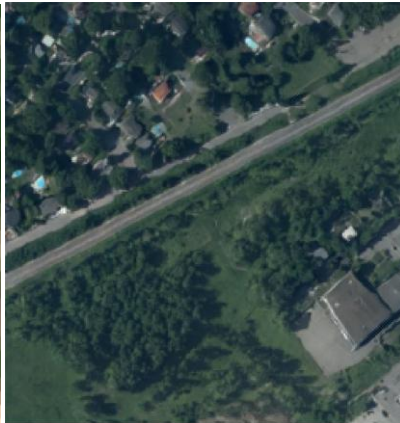


# Approches génératives

- Une deuxième révolution (depuis 2019)
- Les IA génératives s'**auto-entraînent** à générer la donnée d'entrée:
  - Images : DALL-E (open AI)
  - Texte : ChatGPT
  - Vidéos : SORA (Open AI)
  - Voix
  - Le geste
  - **Multimodal** : vidéo + texte + image + voix + ...
- Très gros modèles (plusieurs milliards de paramètres!)
- Ces modèles capturent la structure du langage mais pas forcément le sens
- Génèrent toujours un résultats (bon ou mauvais!)

# Exemples d'approche générative en super-résolution

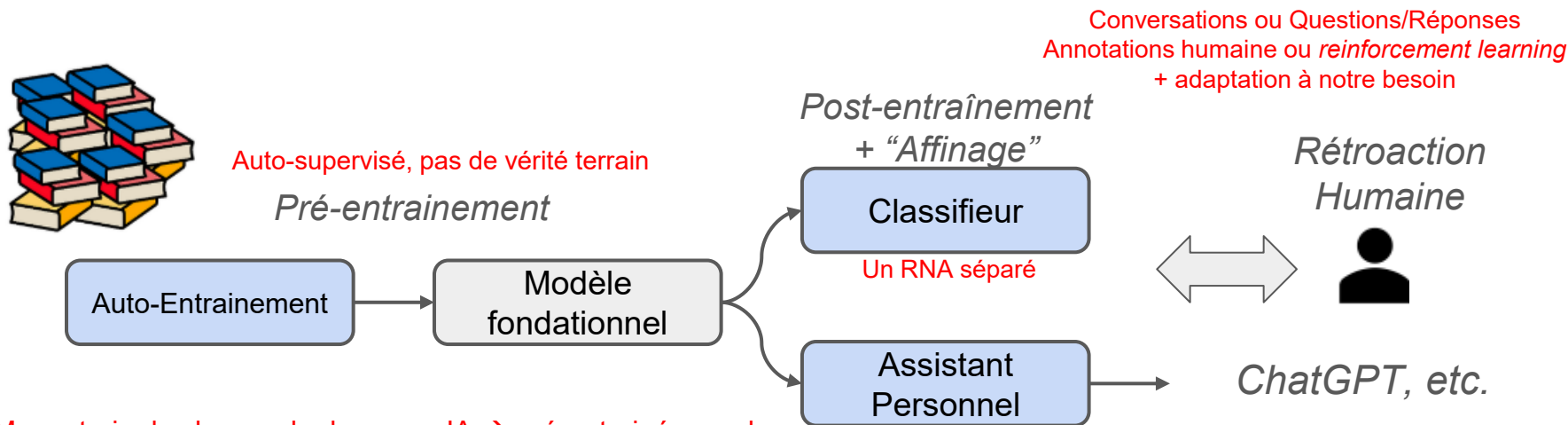
- IA génératif
- Amélioration de la résolution d'un facteur 4 à 8
- On passe de 10 mètres à 1,25 mètres!
- On **génère** les pixels manquants





# Les modèles de langues (LLM)

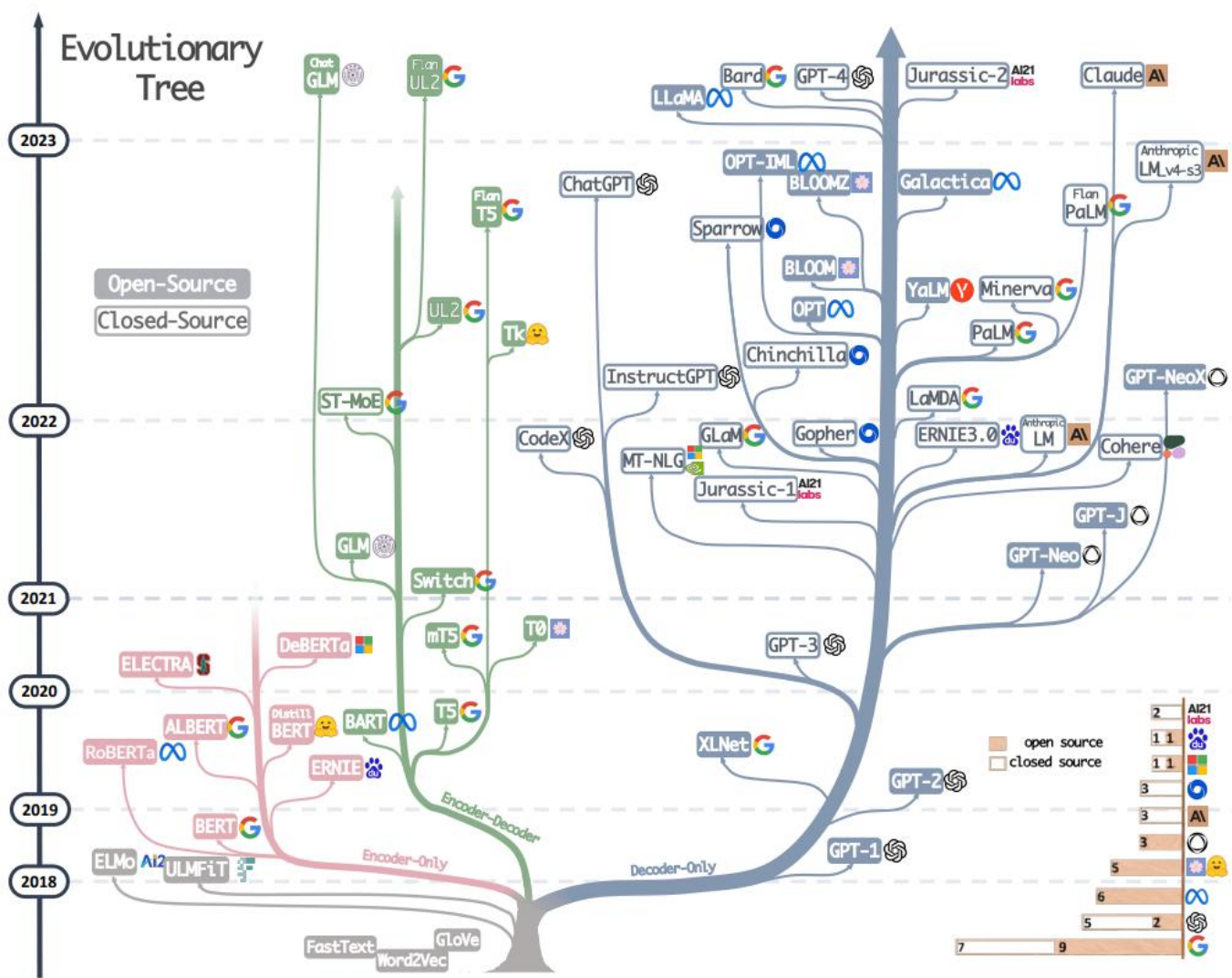
- Modèles dits **fondationnels** : entraînement sur tout ce qui a été écrit! → 10s de TB de documents texte ... de bonne qualité
- Ces modèles sont entraînés à prédire le prochain mot dans une phrase
- Entraînement sur l'internet au complet + plusieurs librairies (plusieurs millions d'ouvrage!)
- Investissement de plusieurs centaines de millions de dollars!



LLM : en train de changer la donne en IA → pré-entraînés sur de très larges datasets ("tout l'Internet"; il suffit de "peu" de données (milliers) ou de règles en langage humain pour les *finetuner*)

# Explosions de modèles!

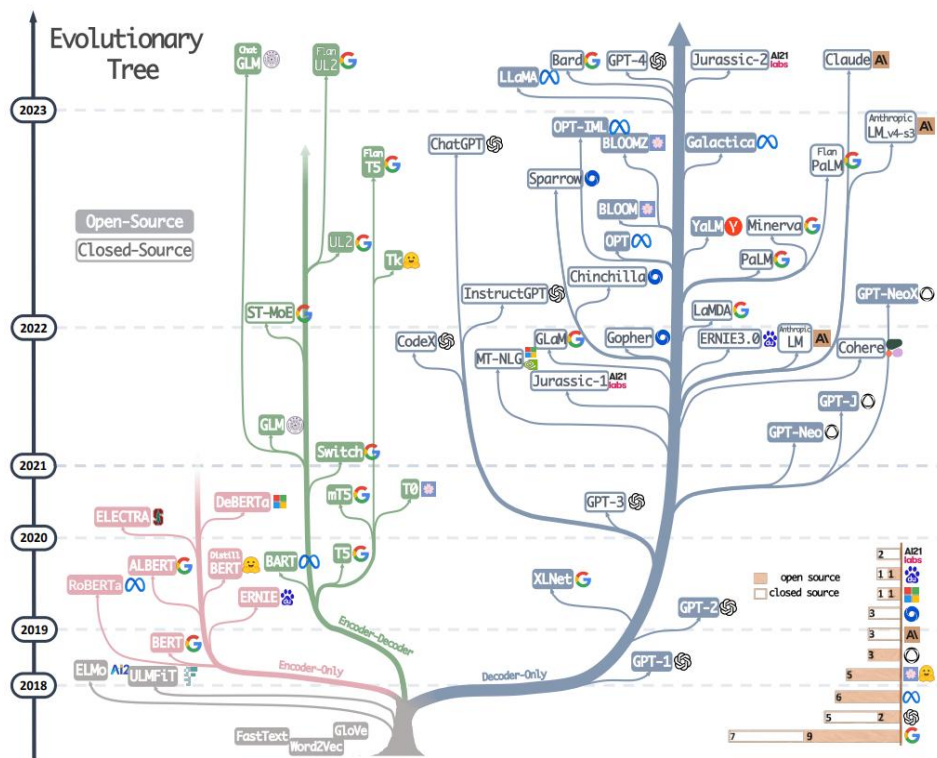
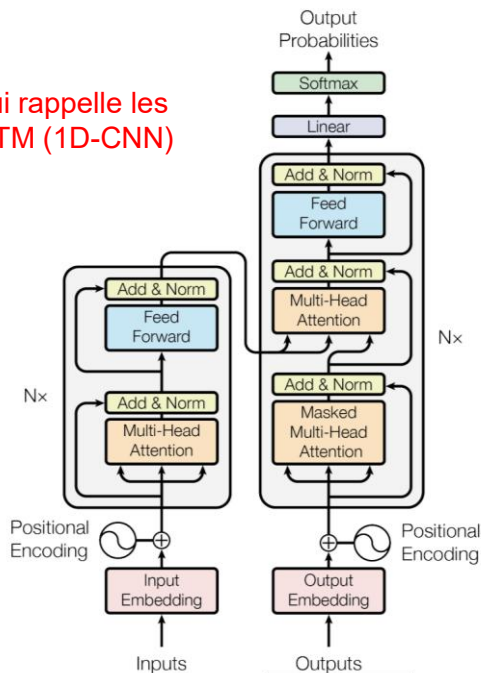
- **Course à la taille:**
  - Milliards de paramètres
  - Trillion!
- **Très coûteux en infrastructure**
- **Compétition et investissements** → plus grande BDs d'entraînement (pré et post); plus longue séquence (nb de tokens); précision la plus élevée
- **Open source** (open weights) v.s. propriétaires



# Explosions de modèles!

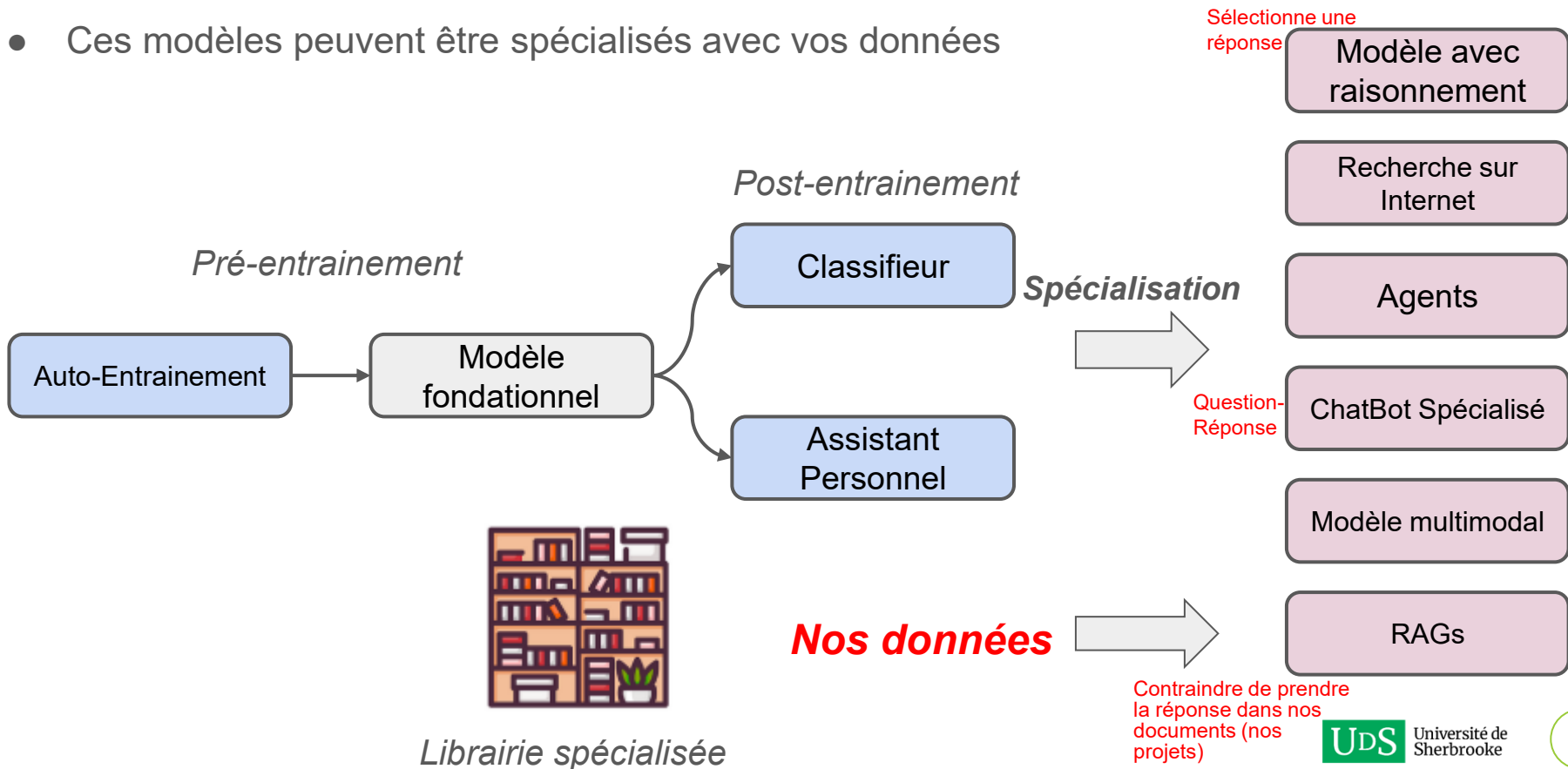
- Architecture de base : Transformers (milliards de paramètres; ça reste un réseau de neurones profond)
- GPT = Generative Pretrained Transformer
- Pour entrainer: des mois, des K GPU et des M\$

Architecture qui rappelle les  
RNN et les LSTM (1D-CNN)



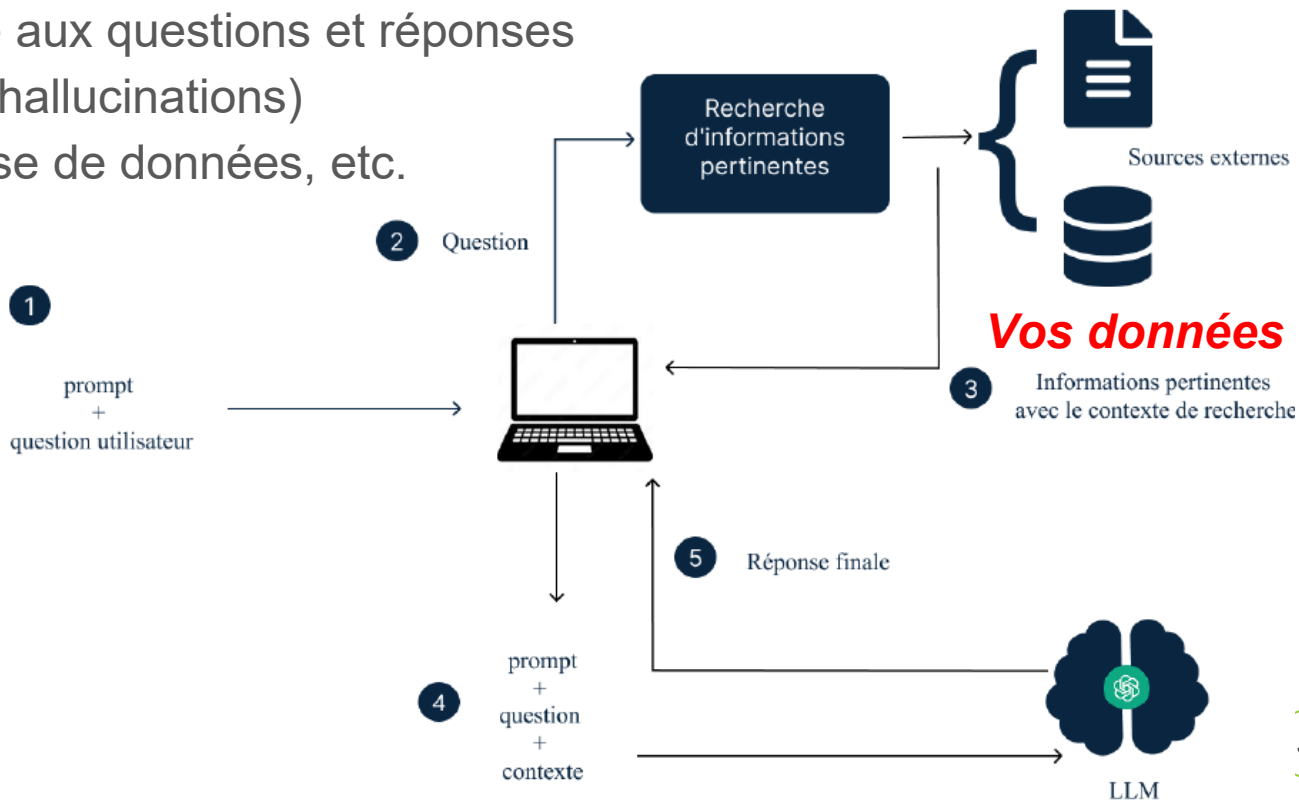
# Spécialisation des modèles de langues (LLM)

- Ces modèles peuvent être spécialisés avec vos données



# La génération augmentée de récupération (RAG)

- Permet au modèle de se concentrer uniquement sur les données fournies
- Donne un contexte aux questions et réponses
- Limite les erreurs (hallucinations)
- Données texte, base de données, etc.



# Modèles avec “raisonnement”

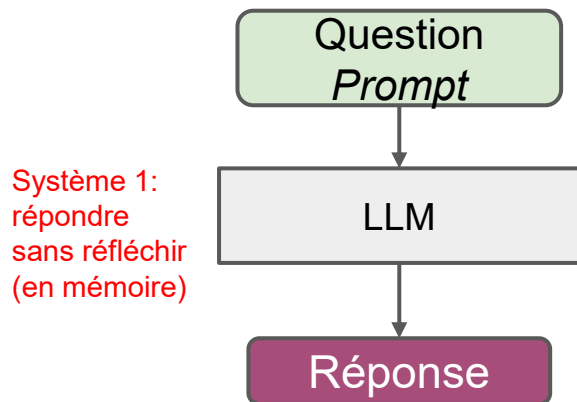
Chaine de pensée: forcer un raisonnement par rapport à la réponse du modèle en inférence

- Certains modèles semblent être capables de raisonner
- Précurseurs de l'Intelligence Artificielle Générale (AGI) ?
- Encore très controversés (mémorisation versus raisonnement)
- Les nouveaux modèles : ChatGPT-o1, DeepSeek-R1, ChatGPT 5.1, Gemini 3  
“raisonnent” en boucle (*test time inference*)
- Plus adaptés pour des problèmes complexes (décomposition en étapes)
- Plus coûteux à l'utilisation à cause des itérations

# Modèles avec “raisonnement”

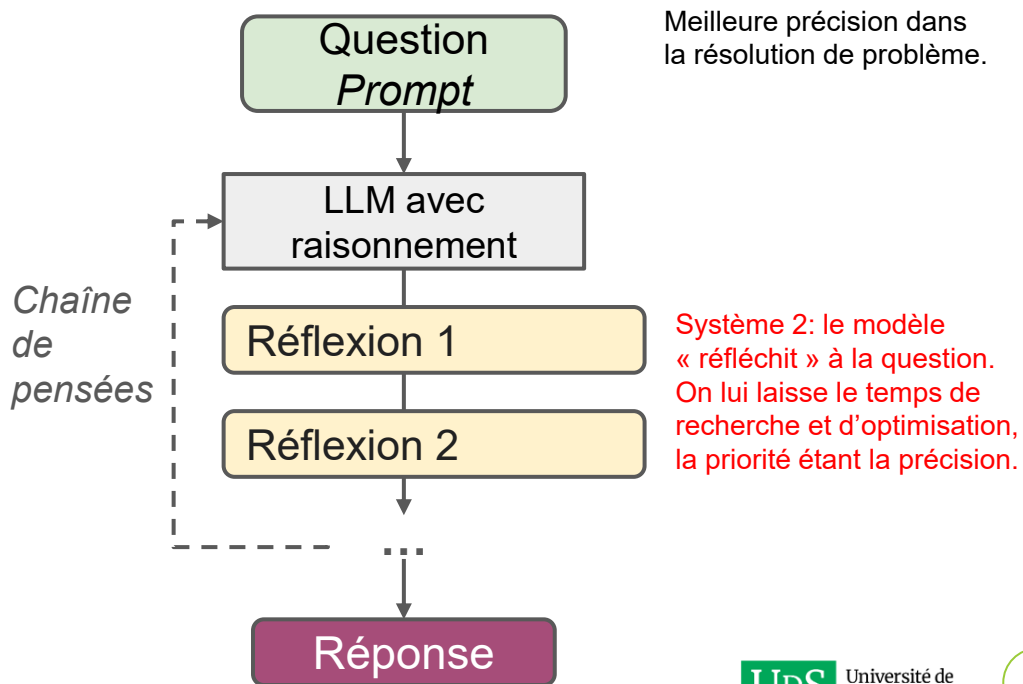
- Le modèle semble “réfléchir” avant de donner une réponse

## ChatBot traditionnel



Système 1 vs 2 : théorie en psychologie (Daniel Kahneman)

## ChatBot avec raisonnement

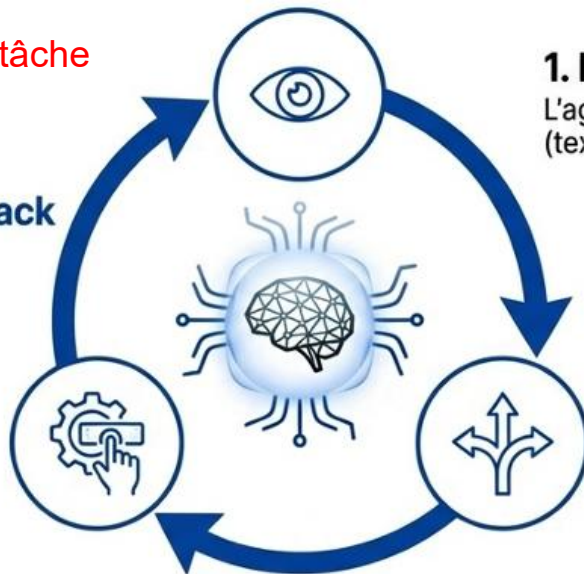


# Les agents conversationnels

- Un agent :
    - un modèle de langue (LLM)
    - + une série d'outils exécutant diverses tâches, avec une spécialisation (recherche sur internet, base de données, ...)
    - + une interface texte avec l'utilisateur
- Problème complexe → divisé en tâches avec spécialisation
  - On parle d'approche agentique

1 agent = 1 tâche

Feedback



## 1. Perception

L'agent observe son environnement (texte, images, données).

## 2. Planification

Il décompose un objectif en étapes et sélectionne des outils.

## 3. Action

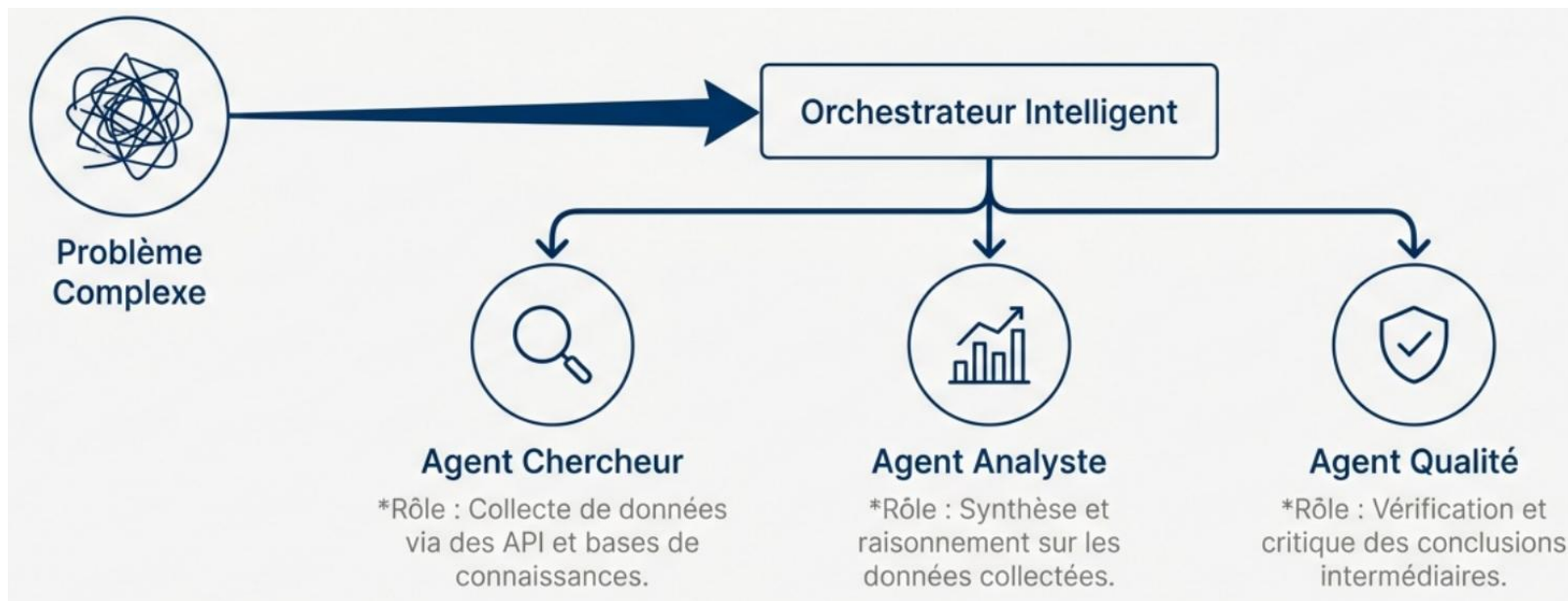
Il exécute les étapes en utilisant des outils (APIs, code, navigation web).



# Approches Agentiques

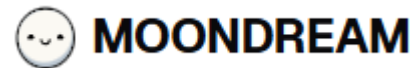
- Un agent = un modèle de langue (LLM)
- Plusieurs agents peuvent interagir
- Exemple en médecine (Med-Gemini)

Voir le projet RQRAD  
de Ramata Magagi



# Émergence de petits modèles

- Les petits modèles peuvent être aussi performants que les plus gros
- Ces modèles peuvent fonctionner localement
- Ces modèles peuvent être embarqués sur des nano ordinateurs ou des drones
- Également des modèles multimodaux
- Exemple: Moondream
  - 0,5 - 1.0 GB
  - Texte + Image
  - Tâches de détection d'objet, description d'image



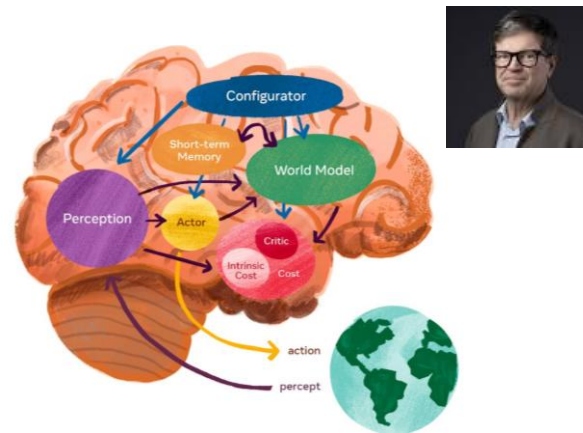
# Jumeaux numériques

- Modélisation complète (virtuelle) de l'exploitation ... pour entraîner un modèle
- Générer un nombre important de données synthétiques
- La donnée est déjà annotée par construction
- Important pour l'IA physique
- Applications:
  - Véhicules autonomes
  - Robotique
- Exemple: TomatoSynth



# Joint Embedding Predicting Architecture (JEPA)

- World model / modèle du monde
- Proposée par LeCun (>800 articles déjà)
- **Le futur de l'IA (?)**
- Principe :
  - Connaitre le “Monde” au temps  $t$ ,  $t-1$ ,  $t-2$ , ...,  $t-n$
  - Prédire le “Monde” au temps  $t+1$ ,  $t+2$ , ...
- On peut donc planifier une séquence d'actions pour arriver à un objectif particulier
  - Dans notre cas, des pratiques agricoles pour atteindre un but économique et écologique ...



Ajout d'un « *prior* » : connaissance *a priori* du monde (la physique du monde courant) issue du bon sens, ce que les LLM n'ont pas et peuvent donc fabuler

# Spatial Intelligence

- 3D World model (ou 4D avec t) → focus sur la vision (vs LLMs qui sont des 1D-CNN)
- Proposé par Fei-Fei Li, initiatrice d'ImageNet (2009)
- Le monde qu'on voit est plus compliqué que le langage → problème de perception (sensing ...) et non de génération
- Adapté à la robotique, la conduite autonome, ...
- **Autre futur de l'IA (?)**



# Ce qu'il faut retenir

- ✓ Les approches génératives utilisent des gros modèles pré-entraînés
- ✓ Les modèles intègrent des modalités multiples (images, texte, code, etc.)
- ⚠ Les modèles de langue ne font pas vraiment de raisonnement mais peuvent donner l'apparence d'en faire
- ⚠ Ne pas utiliser ces modèles comme une base de connaissance
- ⚠ Les modèles génératifs hallucinent facilement (10-20%) et vont toujours générer une réponse
- ✓ Les approches agentiques ont la possibilité de faciliter l'exploitation des données complexes



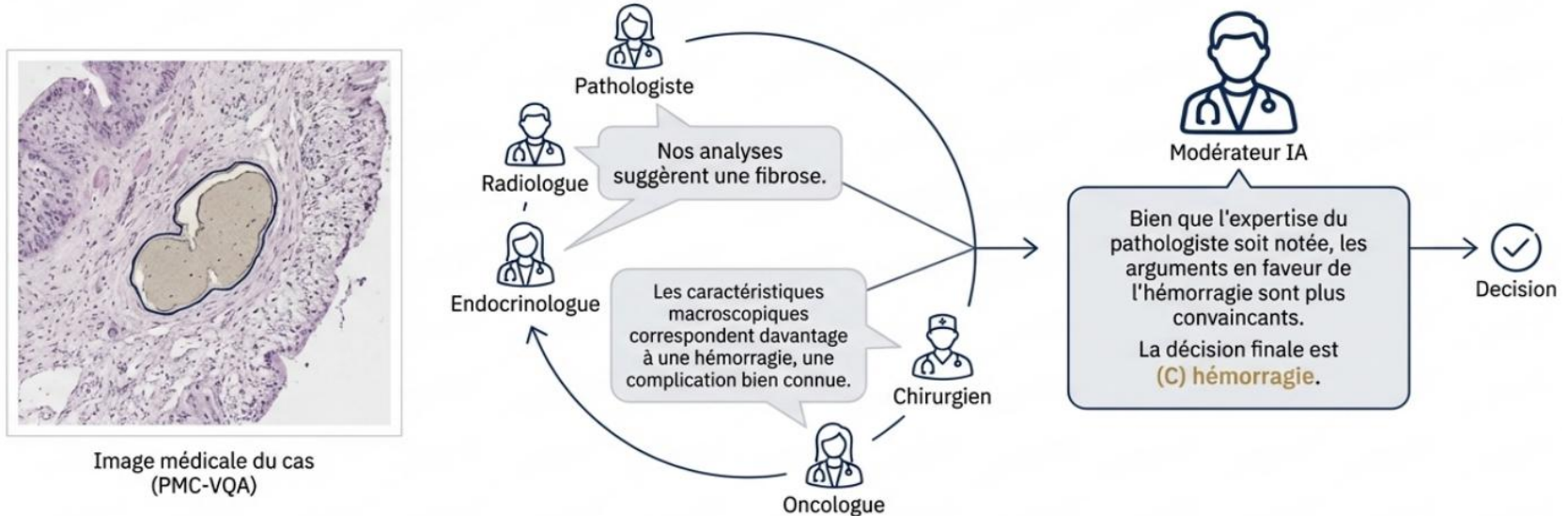
## Partie IV

Applications de ces nouveaux modèles en  
agriculture de précision : RQRAD-UdeS

# Projet RQRAD UdeS Ramata Magagi – Samuel Foucher – Mickaël Germain

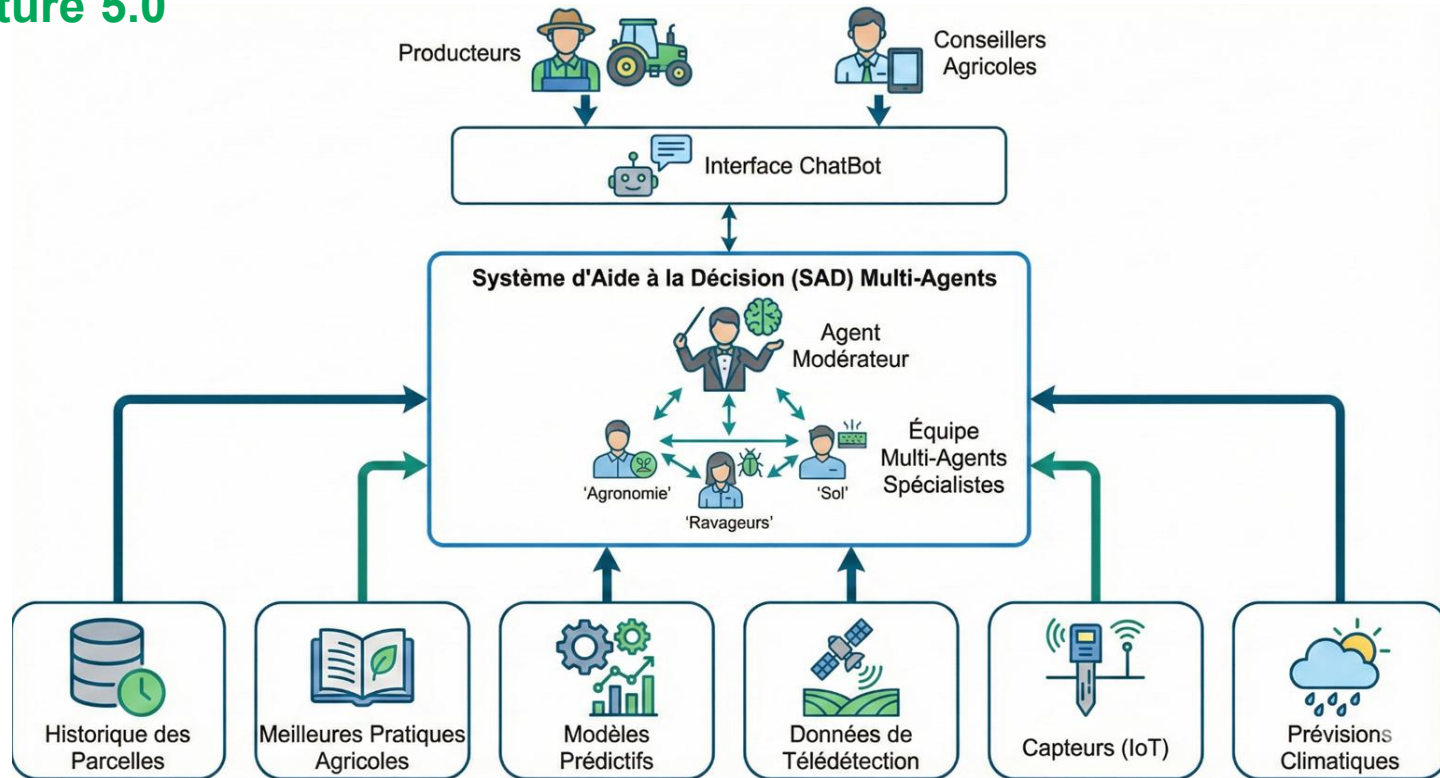
## Inspiration : l'aide à la décision en médecine

Le système est capable de combiner des expertises contradictoires pour converger vers la conclusion la plus probable, imitant ainsi un raisonnement clinique avancé → nécessité d'une intelligence collective



# Projet RQRAD UdeS Ramata Magagi – Samuel Foucher – Mickaël Germain

## Agriculture 5.0

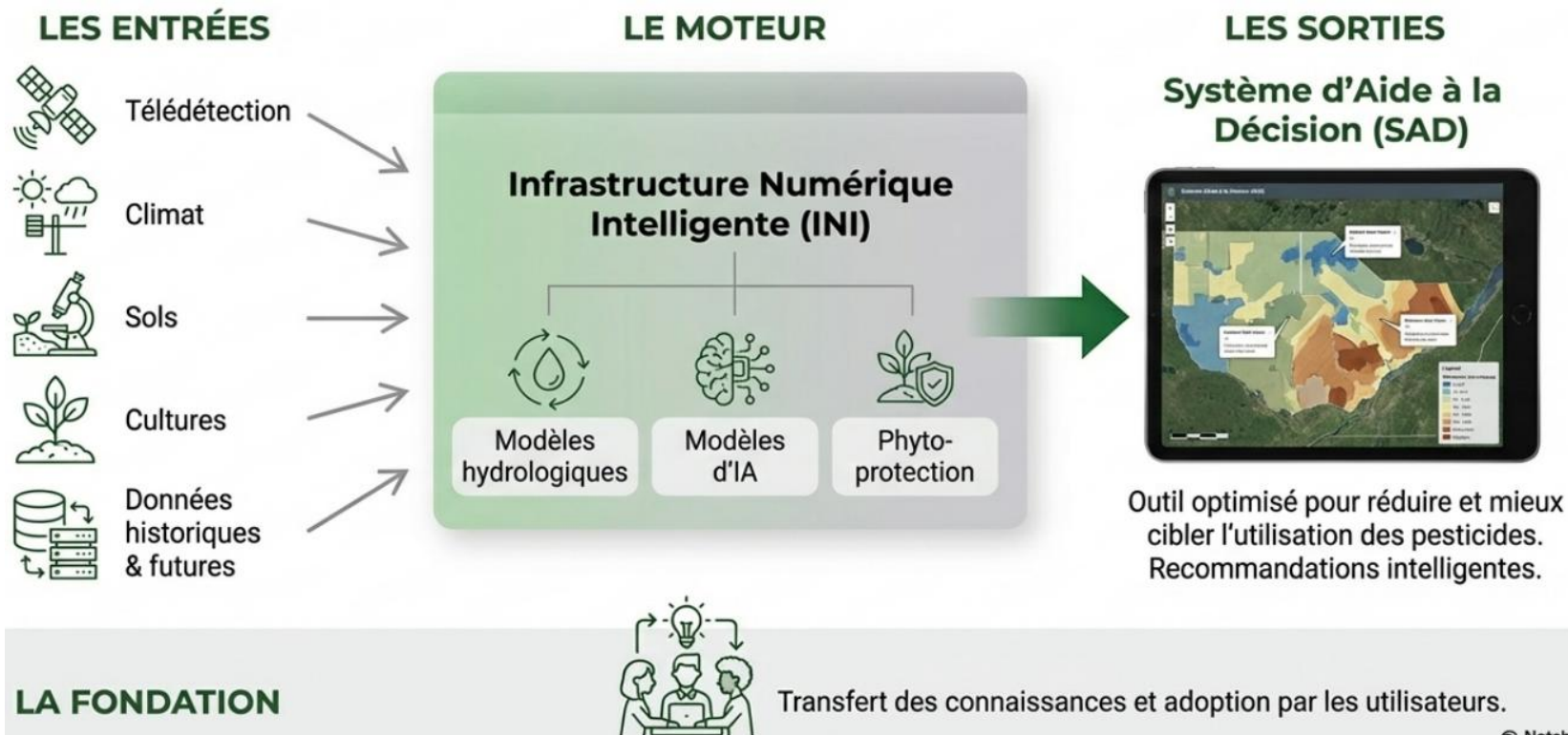


# Projet RQRAD UdeS

Ramata Magagi – Samuel Foucher – Mickaël Germain

## Agriculture 5.0

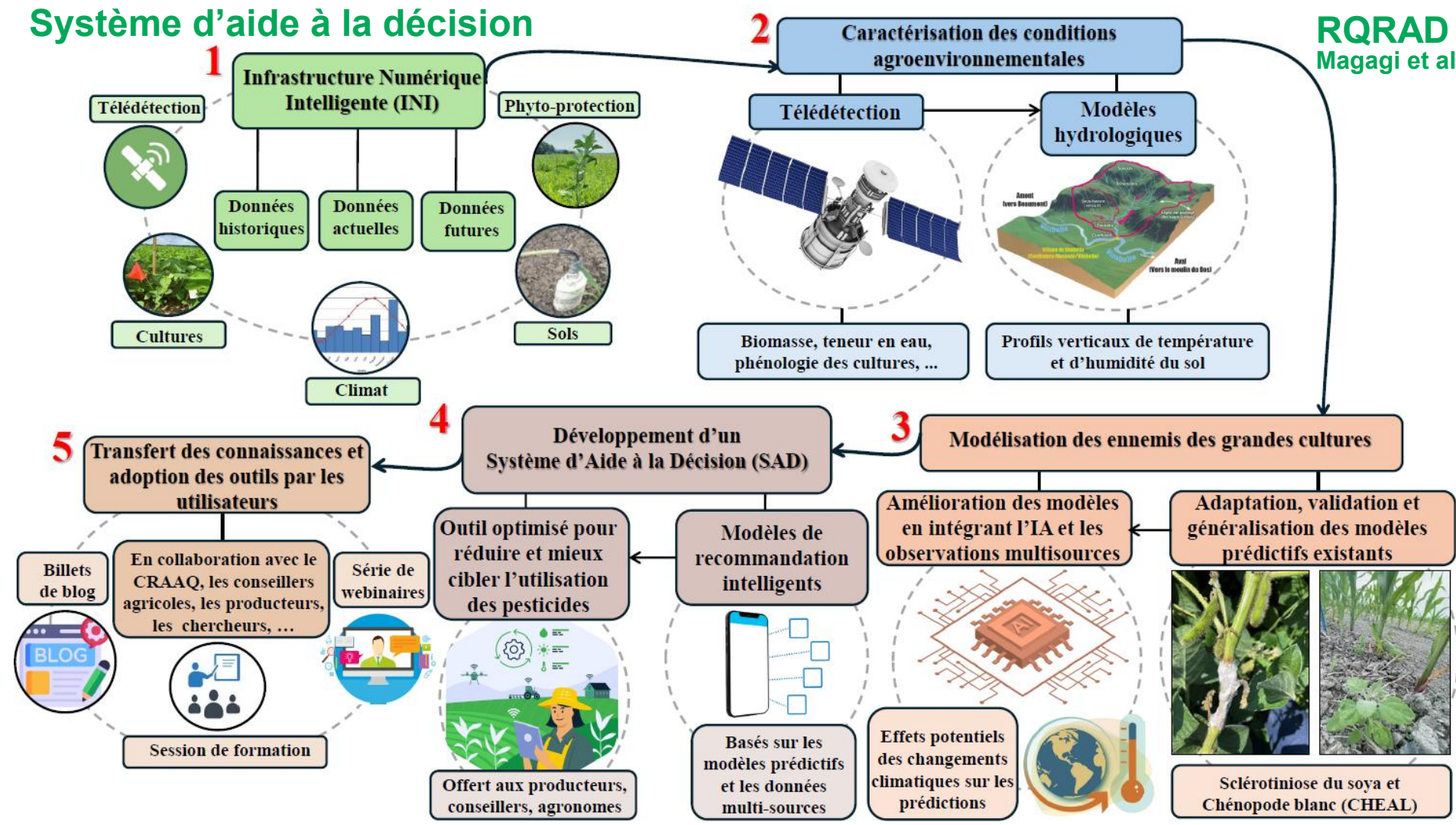
Un peu plus concrètement





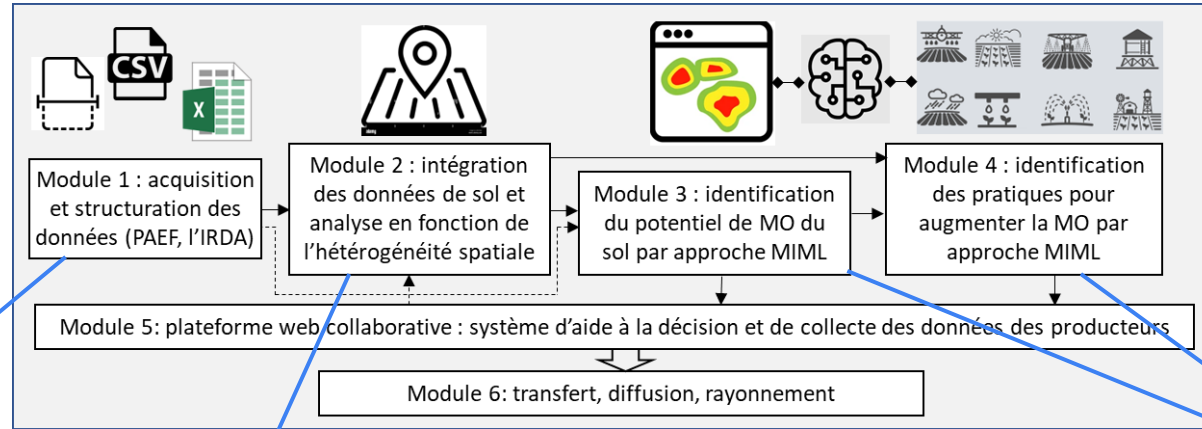
# Système d'aide à la décision

RQRAD  
Magagi et al.



# Projet RQRAD UdeS Y. Bouroubi – M. Leduc - S. Foucher – M.-O. Gasser – M.-É. Samson

## Matière organique des sols : potentiel et meilleures pratiques à l'échelle de la parcelle

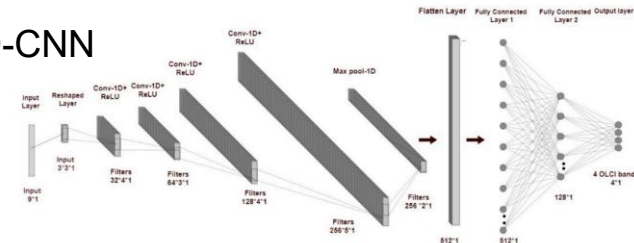


Lecture de PAD par IA : Maxime Leduc s'est occupé de ce volet

Spatialisation de la MOS à partir de la texture, la topographie, les images Sentinel-2, la météo : doctorant dirigé par Slava Adamchuk → 3 articles, méthodes basées sur les RNA

**Simulations DNDC + IA pour répondre aux 2 questions**

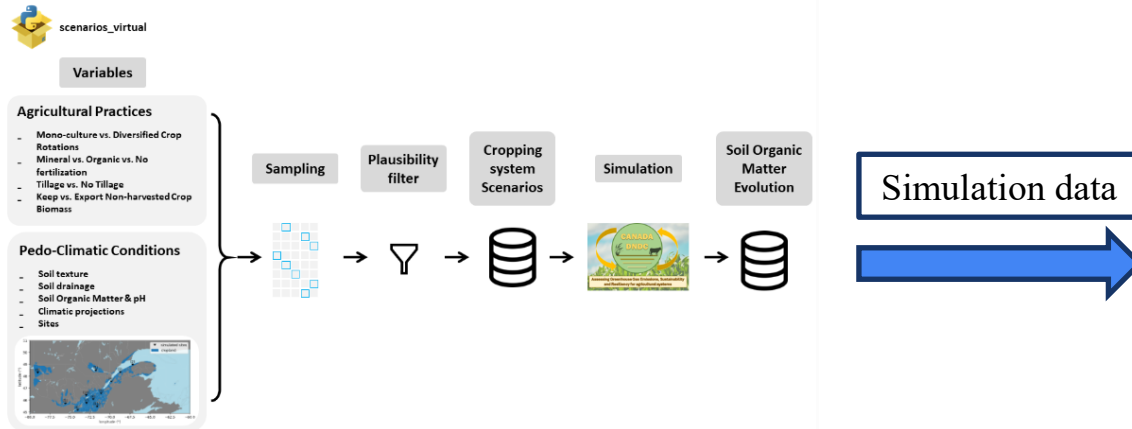
1D-CNN





## Matière organique des sols : potentiel et meilleures pratiques à l'échelle de la parcelle

Simulations DNDC + IA → potentiel de MOS et pratiques agricoles



```
"drain_depth": 0.5,  
"drain_spacing": 20.0,  
"sand_perc": 6.28,  
"clay_perc": 69.85,  
"bulk_density": 1.35,  
"ph": 6,  
"soc": 0.0696,  
"cropping_systems": [  
  {  
    "crops": [  
      {  
        "crop": "Spring_wheat",  
        "crop_tdd": 2065,  
        "max_biomass_c": 8055,  
        "sowing_date": {  
          "month": 4,  
          "day": 27  
        },  
        "harvest_date": {  
          "month": 8,  
          "day": 10  
        },  
        "fraction_residues": 1.0  
      },  
      {  
        "crop": "Annual_grass",  
        "crop_tdd": 2581,  
        "max_biomass_c": 4589,  
        "sowing_date": {  
          "month": 4,  
          "day": 27  
        },  
        "harvest_date": {  
          "month": 8,  
          "day": 10  
        },  
        "fraction_residues": 1  
      },  
      {  
        "crop": "Radish",
```

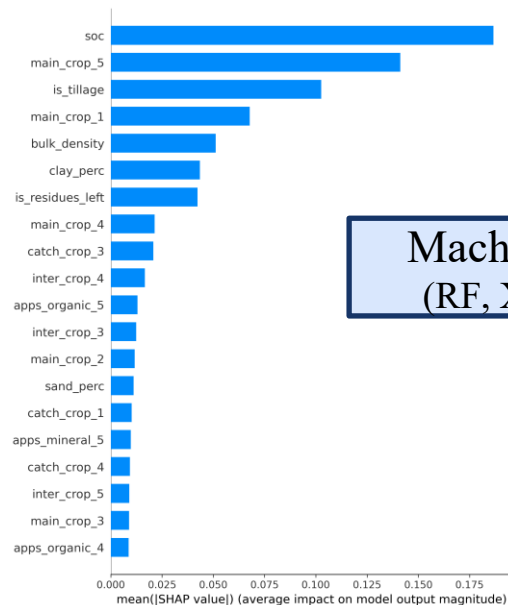
# Projet RQRAD UdeS Y. Bouroubi – M. Leduc - S. Foucher – M.-O. Gasser – M.-É. Samson

## Matière organique des sols : potentiel et meilleures pratiques à l'échelle de la parcelle

Simulations DNDC + IA → potentiel de MOS et pratiques agricoles

	id_site	latitude	sand_perc	clay_perc	bulk_density	ph	soc	drain_depth	drain_spacing	ghg_scenario	...	inter_crop_3	inter_crop_4	inter_crop_5	is_resi
scenario_id															
3	11	45.41	19.19	46.07	1.35	7.0	0.0696	1.0	10.0	rcp45	...	NaN	Cover_crop	NaN	
4	3	48.30	44.93	21.21	1.20	7.0	0.0348	1.0	10.0	rcp45	...	NaN	NaN	NaN	
7	10	46.36	16.27	24.38	1.35	6.0	0.0348	1.0	10.0	rcp45	...	Cover_crop	NaN	NaN	
9	10	46.36	16.27	24.38	1.35	6.0	0.0058	1.0	10.0	rcp45	...	NaN	NaN	NaN	
13	4	47.50	73.51	9.76	1.35	7.0	0.0348	1.0	10.0	rcp45	...	NaN	NaN	NaN	
16	5	45.66	6.28	69.85	1.50	7.0	0.0522	1.0	10.0	rcp45	...	NaN	NaN	Cover_crop	
18	1	48.44	19.19	46.07	1.35	6.0	0.0522	1.0	10.0	rcp45	...	Cover_crop	NaN	Cover_crop	
20	6	45.13	44.93	21.21	1.20	5.0	0.0348	1.0	10.0	rcp45	...	NaN	NaN	NaN	
25	10	46.36	73.51	9.76	1.50	5.0	0.0696	1.0	10.0	rcp45	...	NaN	NaN	NaN	
27	6	45.13	16.27	24.38	1.20	6.0	0.0522	1.0	10.0	rcp45	...	Cover_crop	Annual_grass	NaN	

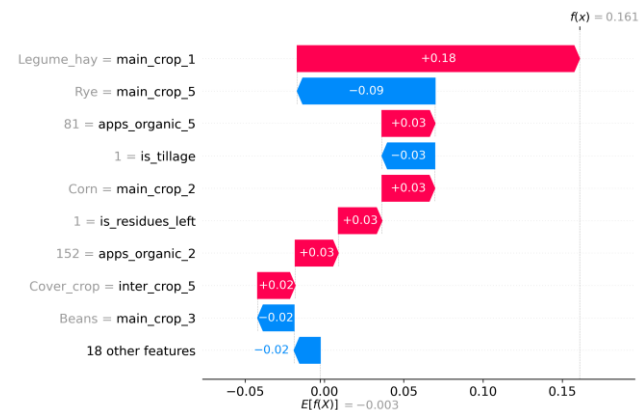
10 rows × 53 columns



Machine Learning model  
(RF, XG-Boost, ExtraTrees)

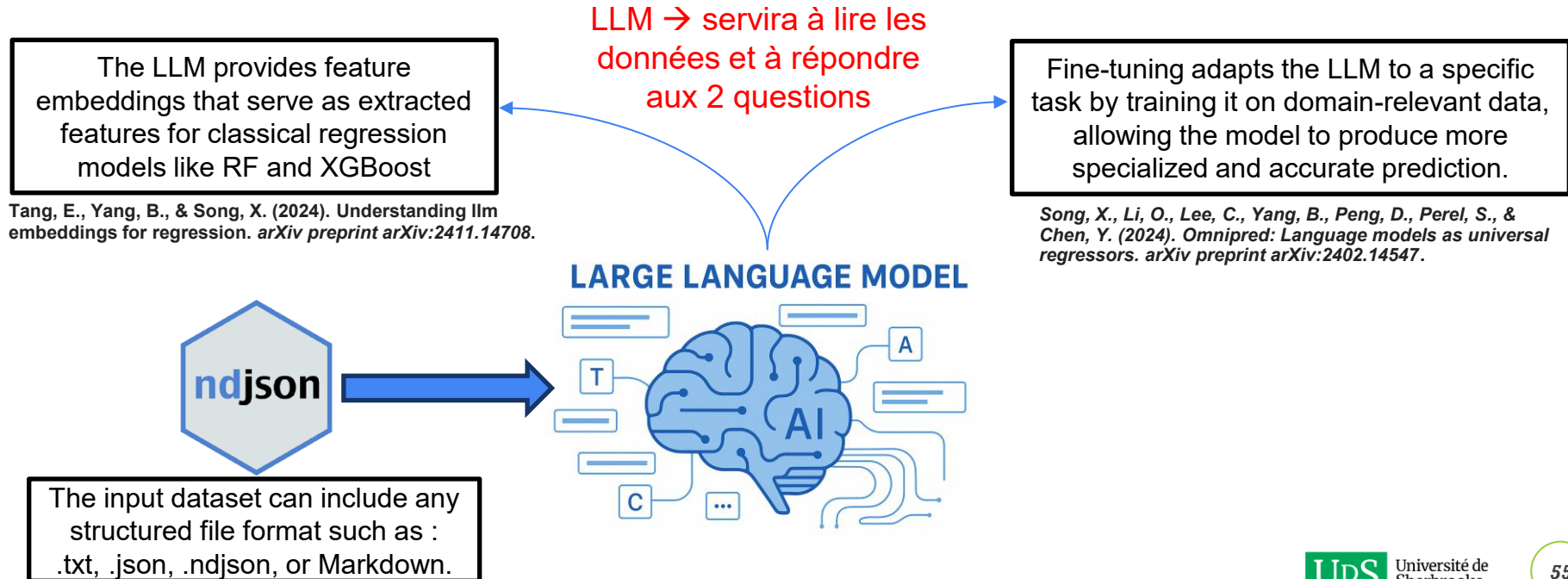
XG-Boost (best prediction model)

Metrics	R2	RMSE	MAE
	0,7115	0,2695	0,1910



## Matière organique des sols : potentiel et meilleures pratiques à l'échelle de la parcelle

Simulations DNDC + IA → potentiel de MOS et pratiques agricoles



Merci de votre  
attention

*Merci*



Samuel Foucher 

[Samuel.Foucher@USherbrooke.ca](mailto:Samuel.Foucher@USherbrooke.ca) 