



# Les grands modèles de langage (LLM) en agriculture : aspects pratiques et démonstration








***Etienne Lord, Ph.D. Chercheur scientifique agronomie numérique,  
Agriculture et Agroalimentaire Canada***

***Haechan Mark Bong, étudiant au doctorat en IA et  
robotique agricole, MILA, Astrolith, Polytechnique Montréal***



# Agriculture 5.0

Nous assistons présentement à l'introduction de nouveaux outils pour la robotisation de l'agriculture, conséquence de l'application de l'intelligence artificielle.

	<b>Rampes</b>	<b>Drones</b>	<b>Serres</b>	<b>Horticulture</b>	<b>Viticulture</b>	<b>Capteurs</b>
<b>Buts</b>	Herbicides Pesticides Engrais	Herbicides Pesticides Engrais Cartographie	Pesticides Récoltes Observation Cueillette	Désherbage Cartographie Pesticides	Désherbage Cartographie Élagage Tondeuse	Spore Biodiversité Insectes
<b>Exemples</b>	EcoRobotix John Deere	DJI Agros T40	IUNU	Nexus robotique	Naïo	Trapview Weed sentinel
						 

Lord et Simard,  
AAC, 2026

**Est-ce que les robots conversationnels peuvent aussi mener à une révolution en agriculture?**

# Déroulement de la présentation

## Introduction

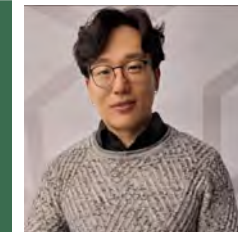
- Intelligence Artificielle
- Grandes Modèles de Langages (LLM)
- Concept-clés dans l'utilisation des LLMs



**Etienne Lord, PhD**  
**Agriculture et**  
**agroalimentaire**  
**Canada**

## Démonstrations

- Installation d'un LLM privé
- Ingénierie de prompts en contexte agricole
- Automatisation de « chaînes de données »



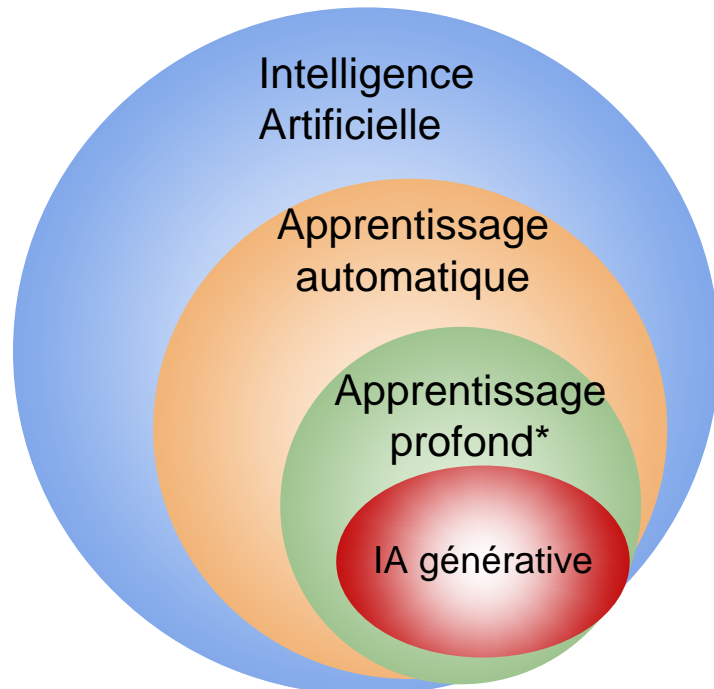
**Haechan Mark Bong,**  
**étudiant au PhD**  
**Polytechnique**  
**Montréal**

# Intelligence Artificielle (IA)

## Qu'est-ce que l'IA?

**Définition simple:** Systèmes informatiques ou algorithmes capables de réaliser des tâches nécessitant normalement l'intelligence humaine (e.g. classification d'images)

## Différents types d'IA



*\*Deep Learning*

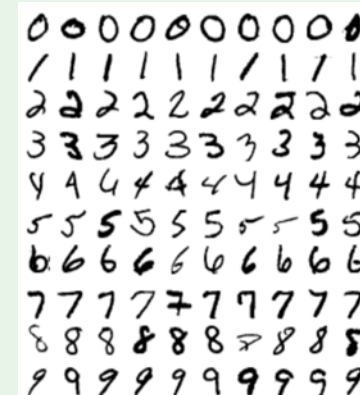
- **IA classique** - Règles et algorithmes prédéfinis (e.g. SI → ALORS)
- **Apprentissage automatique** - Apprend à partir de données à construire une représentation utile
- **Apprentissage profond** - Réseaux de neurones complexes
- **IA générative** - Crée du nouveau contenu (texte, images, sons, video, molécules...)

# L'IA et l'Apprentissage Profond

## Réseaux de neurones artificiels

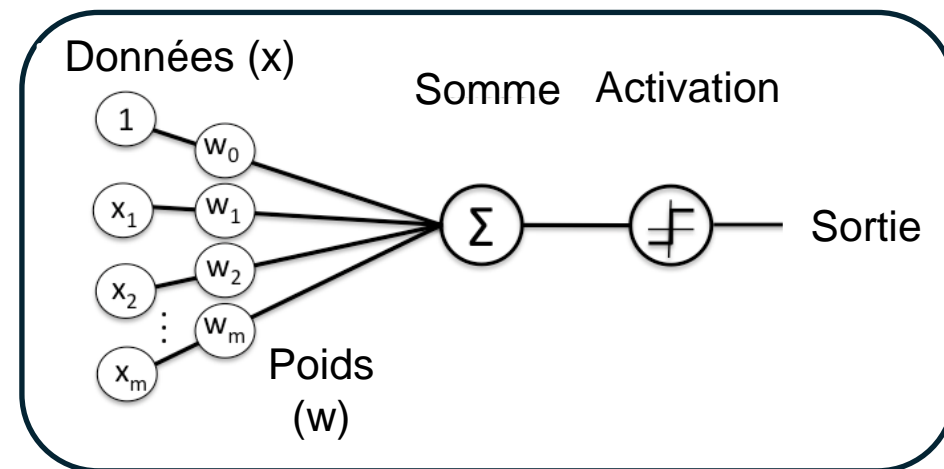
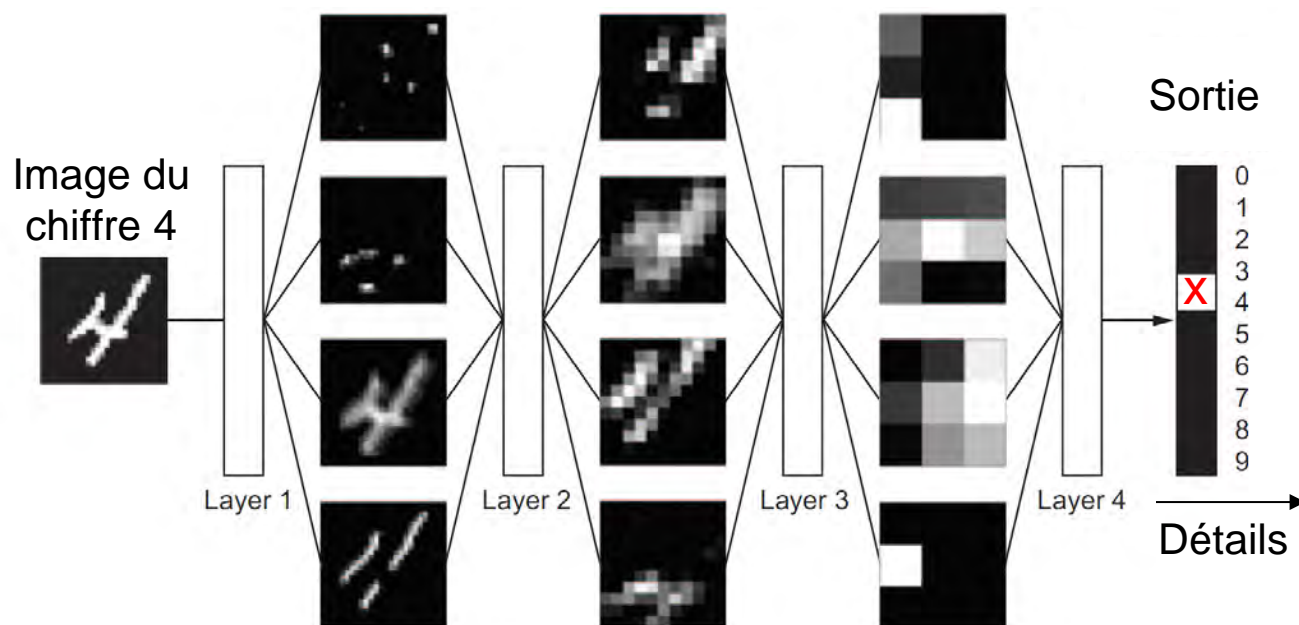
Inspirés du cerveau humain, ces systèmes apprennent par l'expérience

- Millions/milliards de paramètres ajustables
- Apprentissage de paramètres à partir de grands volumes de données
- Capacité à identifier des patrons complexes



yann.lecun.com/exdb/mnist

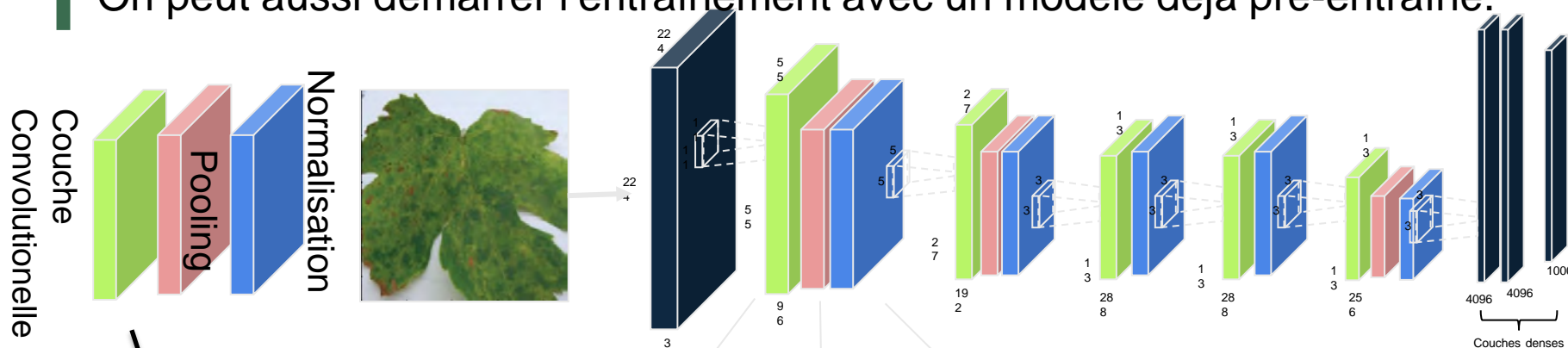
1989



# Entraînement apprentissage profond

Durant l'entraînement, plusieurs **caractéristiques sont apprises automatiquement.**

On peut aussi démarrer l'entraînement avec un modèle déjà pré-entraîné.



Filtres appris

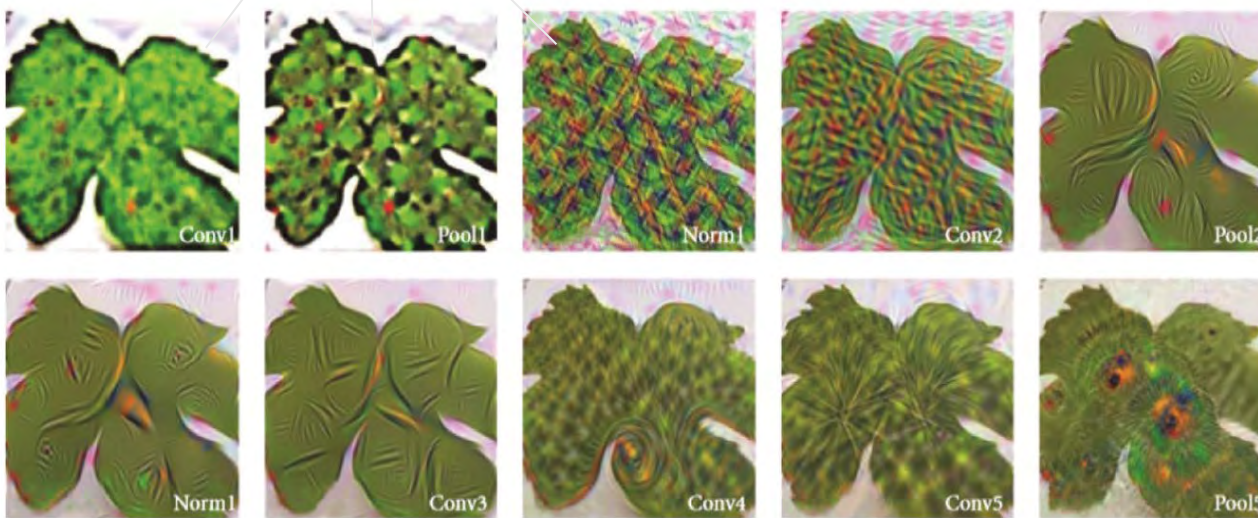
1	0	1
0	1	0
1	0	1

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Image

4		

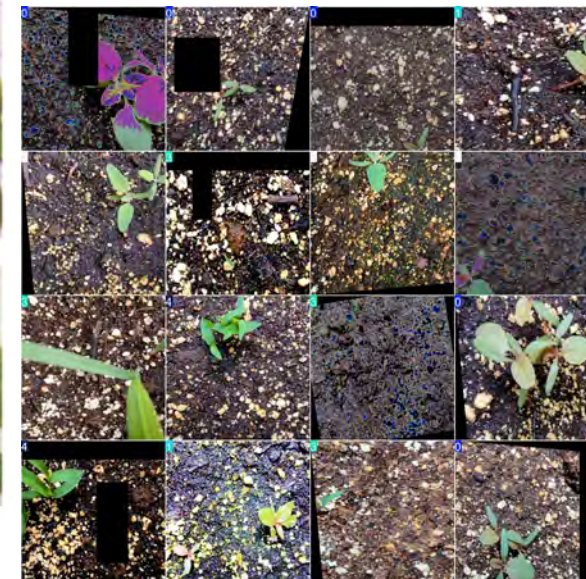
Convolved Feature



Modèles emboîtés



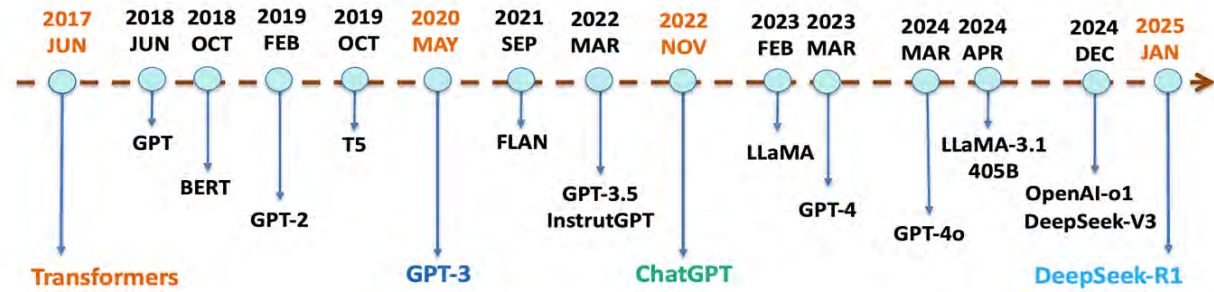
Augmentation des données



# L'IA générative

## Large Language Model (Grands Modèles de Langage)

**Définition simple:** Modèles IA entraînés sur des milliards de textes pour comprendre et générer du langage naturel.



Architecture des LLM basé sur les *transformers* (*mécanisme d'attention*)

Source: Medium.com

## Caractéristiques principales

- **Comprennent le contexte et les nuances**
- **Peuvent raisonner\*** sur des problèmes complexes (modèles avec agents)
- **S'adaptent à différents domaines**
- **Apprennent de nouvelles informations**
- **Communiquent naturellement dans différentes langues**

Les LLMs vont toujours donner une réponse!



Temps total de la requête: ~ 1 minute

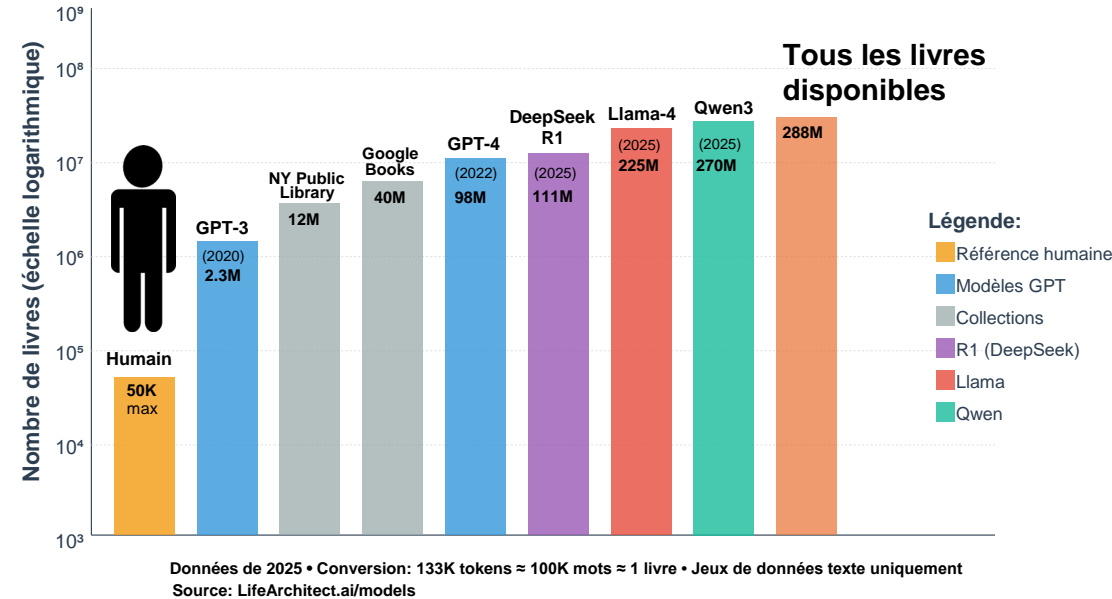
# Fonctionnement d'un LLM

## Entraînement

1. **Pré-entraînement** : Lecture de milliards de textes
2. **Fine-tuning** : Spécialisation pour des tâches\*
3. **Reinforcement Learning** : Ajustement selon rétroaction d'experts (e.g agronome)

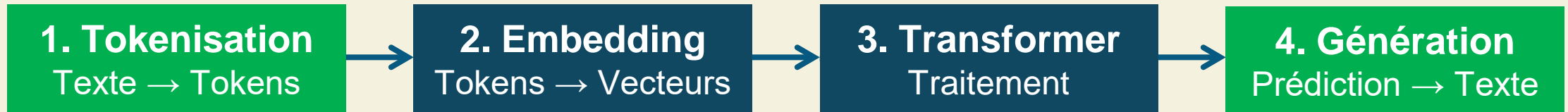
\* Avec des exemples de questions et réponses

Comparaison des données d'entraînement des modèles IA (2025)



## Fonctionnement *en bref*

Question/Prompt\*



Exemple : "Bonjour, comment" → Prédiction : "allez" (probabilité 78%), "vas" (12%), "êtes" (5%)...

# Les RAG

**RAG (Retrieval Augmented Generation)** permettent des connexions à des bases de connaissances



## LangChain

Framework complet pour applications LLM

## LlamaIndex

Spécialisé dans l'indexation de données

# Les MCP

Les MCP (**Model Context Protocol**) agissent comme une **couche d'interface standardisée dynamique** entre le système RAG et les sources de données externes.

## Question d'un l'agriculteur

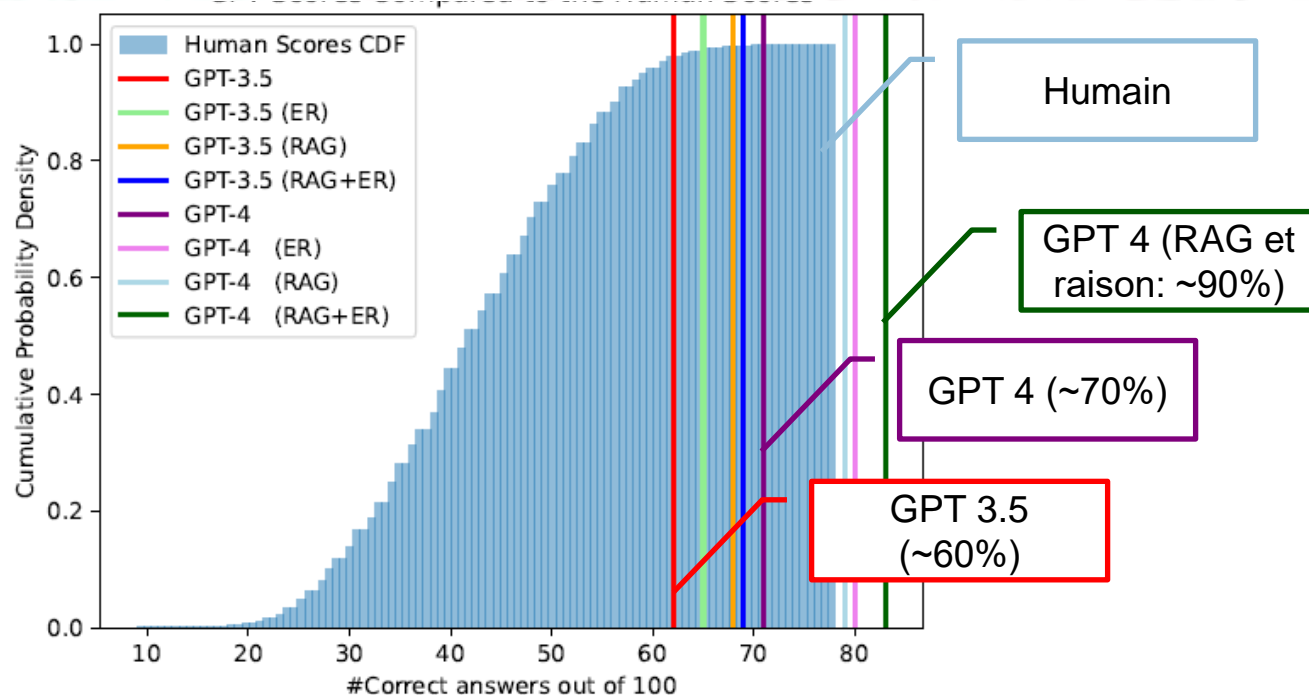
*"Dois-je irriguer ma parcelle de maïs aujourd'hui ?  
Je ne sais pas si c'est le bon moment."*

## LLM avec RAG + MCP

- Récupère via MCP les données de sondes tensiométriques de la parcelle
- Consulte les prévisions météo des 7 prochains jours
- Analyse l'imagerie satellite pour évaluer le stress hydrique
- Accède à l'historique des interventions et au stade phénologique

# Allez plus loin que l'entraînement

GPT-4 as an Agronomist Assistant? Answering Agriculture Exams Using Large Language Models



Silva, B., Nunes, L., Estevão, R., & Chandra, R. (2023). GPT-4 as an agronomist assistant? Answering agriculture exams using large language models. *arXiv preprint arXiv:2310.06225*.

Balaguer, A., Benara, V., Cunha, R. L. D. F., Hendry, T., Holstein, D., Marsman, J., & Chandra, R. (2024). RAG vs fine-tuning: pipelines, tradeoffs, and a case study on agriculture. *arXiv preprint arXiv:2401.08406*.

## Jeux de données

- Certified Crop Adviser (CCA) exam questions (<https://www.sciencesocieties.org/>) (USA)
- EMBRAPA 500 Questions – 500 Answers (Brésil)
- AgriExam data (Inde)
- [45acp/agronomy](#) · Datasets at Hugging Face

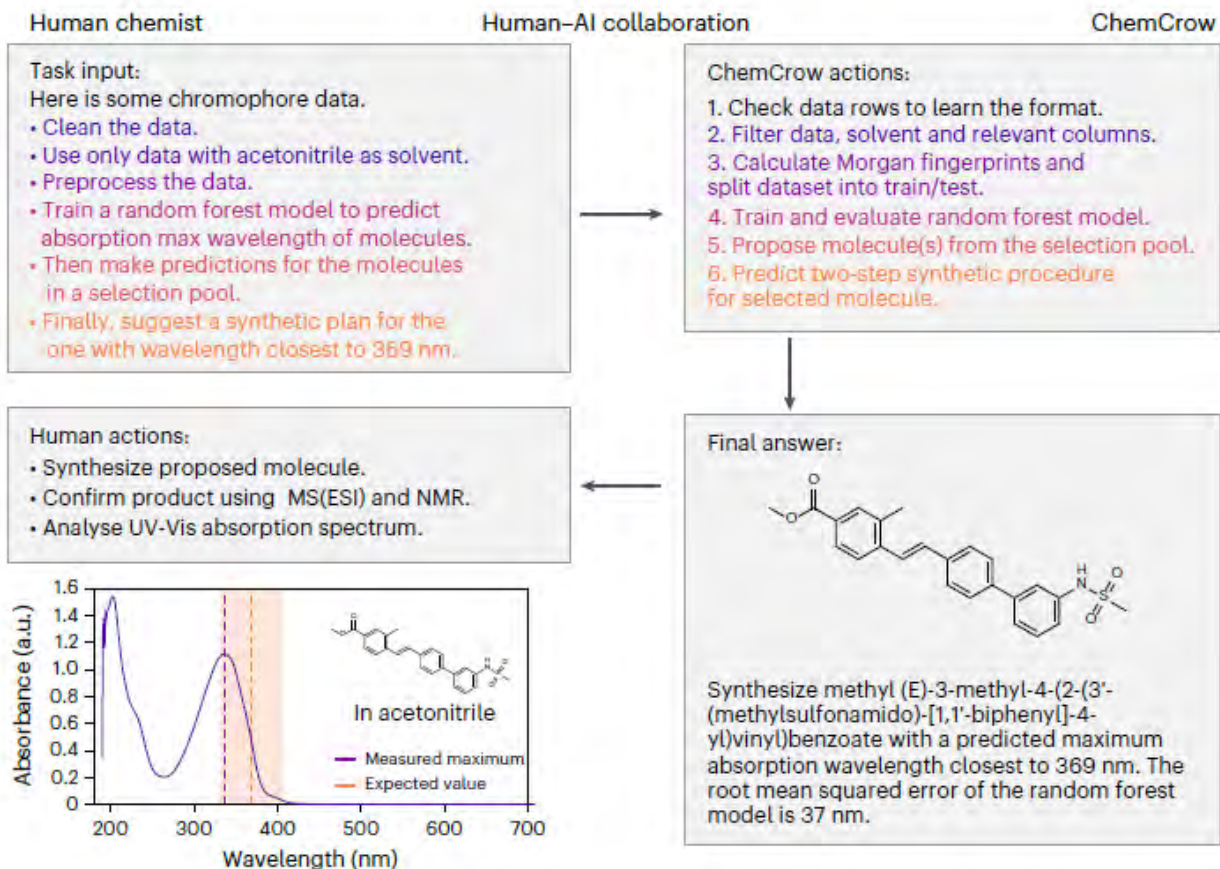
## Investissements (\$)

GPT 3 : \$5M USD (2020)  
ChatGPT : \$100M USD (2023)  
DeepSeekV3 : \$5M USD (2024)  
DeepSeekR1 : \$294k USD (2025)  
NanoChat: 1000\$ USD (2025) ~GPT-3

# Allez plus loin que l'entraînement

## Accès à plus de connaissances

**Modèles agentiques, connaissance humaine, et chaîne de raisonnement:** LLM appelant d'autres modèles ou lui-même.



**b Task:** Find and synthesize a thiourea organocatalyst which accelerates a Diels-Alder reaction.

First, I need to find a thiourea organocatalyst that can accelerate the Diels-Alder reaction. I will perform a web search to find a suitable catalyst.

**Web Search tool:** Schreiner's thiourea catalyst

Now, I will obtain the SMILES. **Name2Smiles tool:**

FC(F)(F)c1cc(NC(=S)Nc2cc(C(F)(F)F)cc(C(F)(F)F)c2)cc(C(F)(F)F)c1

I will plan a synthesis for Schreiner's thiourea catalyst.

**SynthesisPlanner tool:** detailed synthesis plan

I will execute the synthesis.

**SynthesisExecutor tool:** successful synthesis.

Connection with physical world

**C RoboRXN synthesis platform**



M. Bran, A., Cox, S., Schilter, O., Baldassari, C., White, A. D., & Schwaller, P. (2024). Augmenting large language models with chemistry tools. *Nature Machine Intelligence*, 6(5), 525-535.

# LLMs en agriculture

Nom du modèle	Architecture	Specialisation	Références
AgriGPT	Multiple models (7B-72B params)	Agricultural knowledge Q&A, multi-modal understanding	Yang et al., 2025 (arXiv:2508.08632)
AgriLLM	T5, BART, Pegasus	Farmer query resolution	Didwania et al., 2024 (arXiv:2407.04721)
AgroLLM	ChatGPT-4o-mini with RAG	Agricultural knowledge transfer	Samuel et al., 2025 (arXiv:2503.04788)
AgriSentinel	CNN, GPT-2	Privacy-Enhanced Embedded-LLM Crop Disease Alerting System	Mylay et al. 2025 (arXiv: 2509.09103)
PLLaMa	LLaMA-2 (7B & 13B)	Plant science	Yang et al., 2024 (arXiv:2401.01600)
LLMI-CDP	VisualGLM/ChatGLM	Multimodal crop disease & pest identification	Wang et al., 2025 (Scientific Reports)
KissanGPT	GPT-3.5 + Whisper	Indian farmer assistance	Verma, 2024; Desai, 2023
PlantDeBERTa	DeBERTa	Plant science NER <a href="#">PHENOMA/PlantDeBERTa · Hugging Face</a>	Khey et al., 2025; arXiv:2506.08897
Agri-LLaVA	LLaVA-1.5	Agricultural pests & diseases multimodal	Wang et al., 2024 (arXiv:2412.02158)
AgriGPT-VL	Vision-language model	Agricultural vision-language understanding	Yang et al., 2025 (arXiv:2510.04002)
AgroGPT (vision)	Qwen-VL	Efficient agricultural vision-language	Awais et al., 2025 (WACV)
CDP-MCNER	Multimodal architecture	Chinese Named Entity Recognition (NER) for the Agricultural Domain for crop diseases/pests	Liu et al., 2025 (Scientific Reports, 2025 15:5429)
PepperNet	Multimodal framework	Pepper diseases & pests detection	Liu, J., & Wang, X., 2024, Scientific Reports, 10.1038/s41598-024-80675-w)





# Démonstration

# Révolution 2022-2025: L'IA qui crée du contenu

Capable de générer textes, images, code, vidéos, etc.

**ChatGPT**

OpenAI

**Claude**

Anthropic

**Gemini**

Google

**Copilot**

Microsoft

**Cohere**

Canada 🇨🇦

**LLaMA**

Meta (Open)

**Mistral**

France (Open)

**DeepSeek**

Chine (Open)

**SORA**

OpenAI

(Video)

**CLAUDE  
CODE**

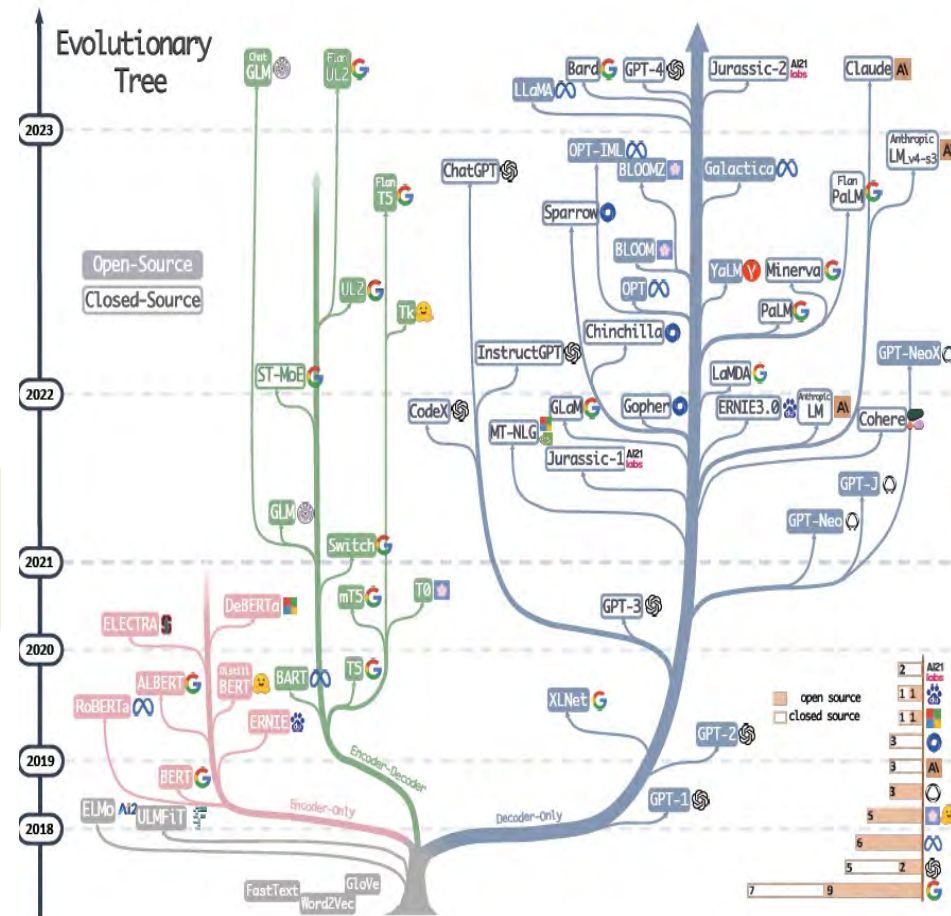
Anthropic

(code)



ollama.com

Plateforme pouvant être installée localement



Yang, J., Jin, H., Tang, R., Han, X., Feng, Q., Jiang, H., & Hu, X. (2024). Harnessing the power of llms in practice: A survey on chatgpt and beyond. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 18(6), 1-32.

# Applications actuelles des LLMs



Un outil de recherche qui a pour but d'aider les producteurs et autres travailleurs du secteur de l'agriculture et de l'agroalimentaire.

<https://agpal.ca>

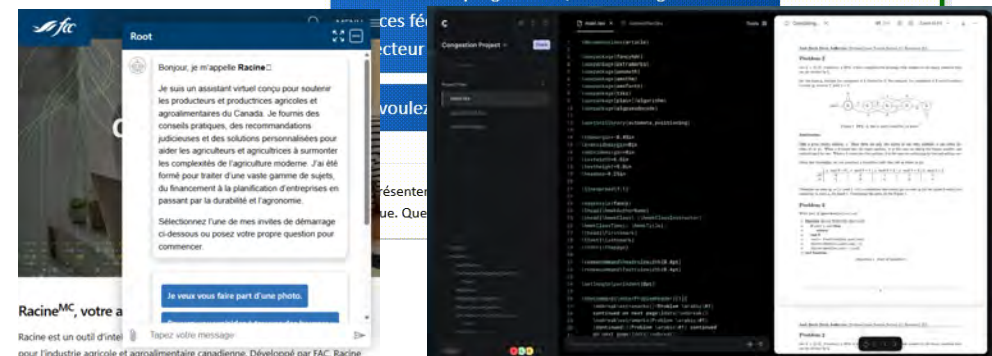
**Opérations** - Optimisation du débit/productivité la chaîne d'approvisionnement dynamique.

**Technologie de base** - Traitement accéléré des données: le nettoyage et la détection des valeurs aberrantes, ainsi que développement de codage digital plus rapide.

**Support** - Suivi des changements réglementaires, préparation de la documentation, et développement d'initiatives via la création automatique de feuilles de route.

## Question dans le choix du système LLM

- Exécution locale ou sur le cloud?
- Utilisation d'un pipeline de données en ligne ou mise en œuvre de votre propre pipeline?



Racine - Financement Agricole Canada

Prism – scientific publishing with OpenAI (28 janvier 2026)

# Première question: Taille du LLM et nombre de paramètres?

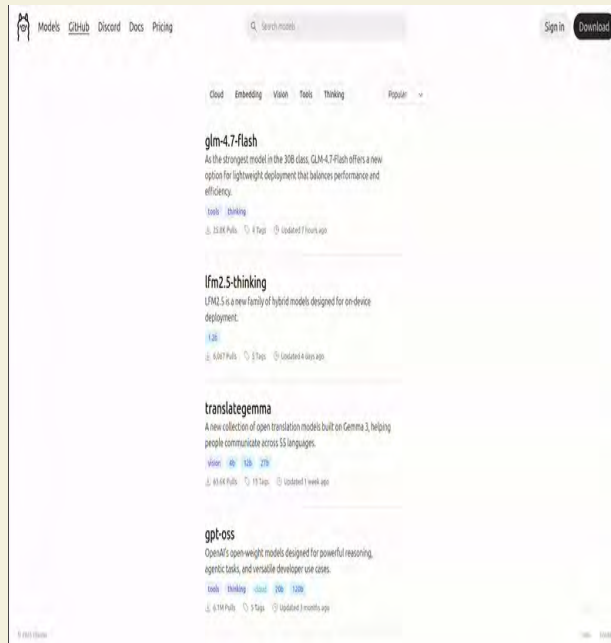
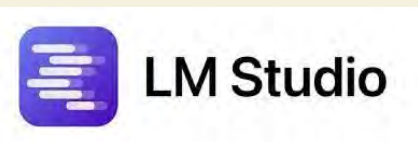
Aspect	TinyLLM	SLM (Small Language Model)	LLM
<b>Taille typique / paramètres</b>	Très petit: souvent < <b>10-30M de paramètres.</b> (e.g. NanoGPT, TinyLLM)	Petit à moyen: <b>~100M à environ 7B de paramètres</b> selon modèle (e.g. Llama-2-7b).	Très grand: <b>70B à plusieurs centaines de milliards</b> (ex: GPT-3 ~175B).
<b>Matériel / consommation énergétique</b>	<b>Navigateur Web / Edge</b>	Peut tourner <b>sur GPU léger ou mobile</b> ; énergie modérée, possible sur batterie plus grosse.	<b>Haute consommation</b> typiquement sur serveurs avec <b>GPU/TPU haut de gamme.</b> (nécessite beaucoup de Mémoire VRAM).
<b>Agriculture – exemple d’applications</b>	Questions/réponses déjà fixés ou rôle très spécifique, analyse de données de capteurs	Aide à la décision locale, résumé de données capteurs, <b>assistants vocaux/scriptés sur edge.</b>	<b>Analyses complexes</b> , prédictions multi-sources, conseils agronomiques avancés <b>via API/cloud.</b>

<https://www.tinyllm.org/>

# Deuxième question: Utilisation locale?

## Répertoire de modèles LLMs

Exécution des LLMs en toute confidentialité sur les ordinateurs de bureau et ordinateurs portables.

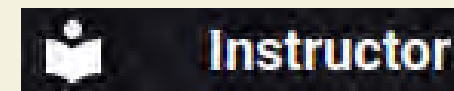


## Pipelines de données IA en ligne



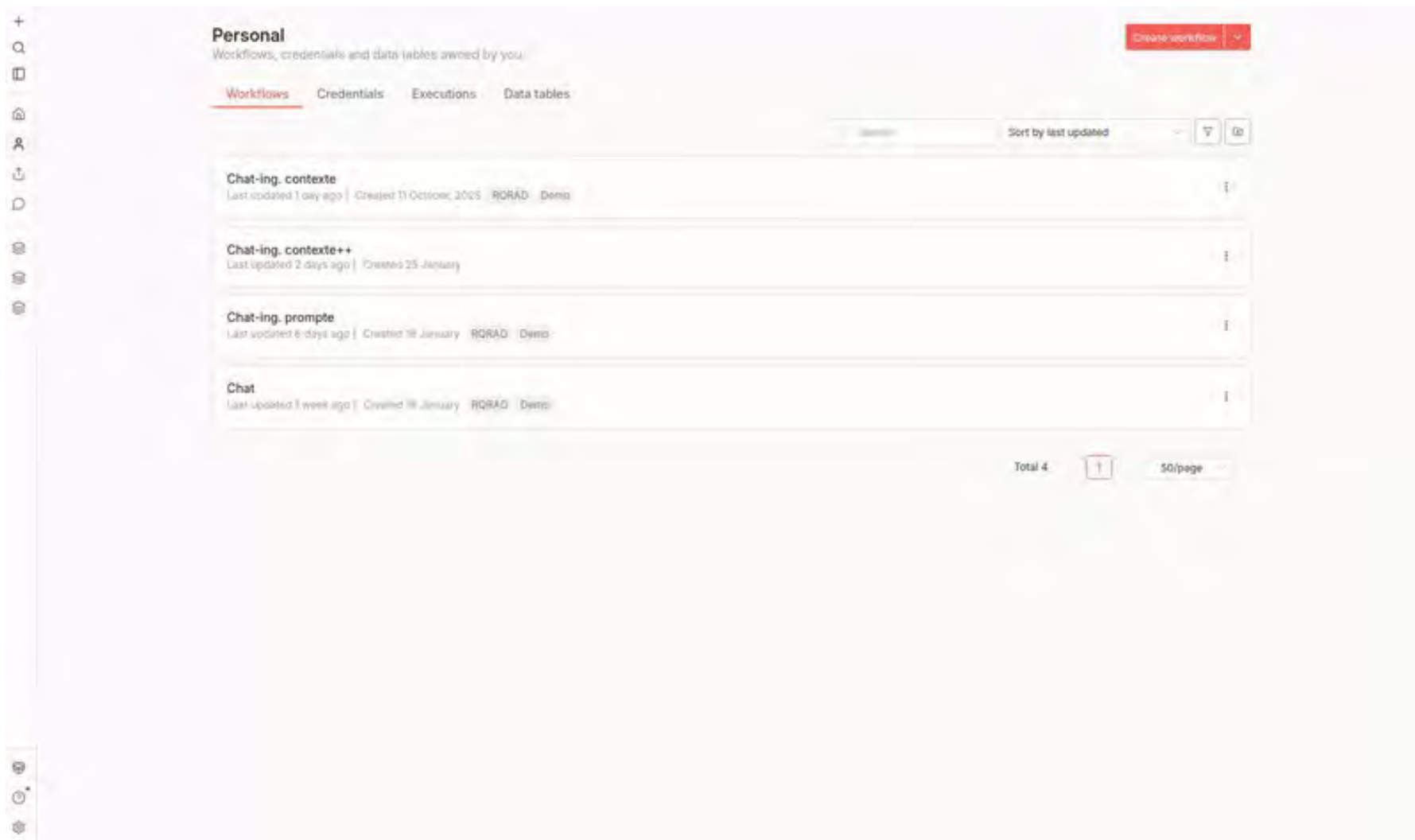
**n8n** est une plateforme d'automatisation\* de pipelines *open source* qui permet de connecter différentes applications et services entre eux sans nécessiter de compétences en programmation.

\* L'installation locale est possible



Bibliothèque permettant d'extraire des données structurées à partir de LLM.

# Pour commencer avec n8n n8n



The screenshot displays the n8n personal workspace interface. At the top, there is a header with the title "Personal" and a subtitle "Workflows, credentials and data tables owned by you". A red "Create workflow" button is visible in the top right corner. Below the header, there are tabs for "Workflows", "Credentials", "Executions", and "Data tables". The "Workflows" tab is selected. A search bar and a "Sort by last updated" dropdown menu are present. The main content area shows a list of four workflows:

- Chat-ing. contexte**  
Last updated 1 day ago | Created 11 October, 2025 | RQRAD | Demo
- Chat-ing. contexte++**  
Last updated 2 days ago | Created 25 January
- Chat-ing. prompte**  
Last updated 6 days ago | Created 18 January | RQRAD | Demo
- Chat**  
Last updated 1 week ago | Created 18 January | RQRAD | Demo

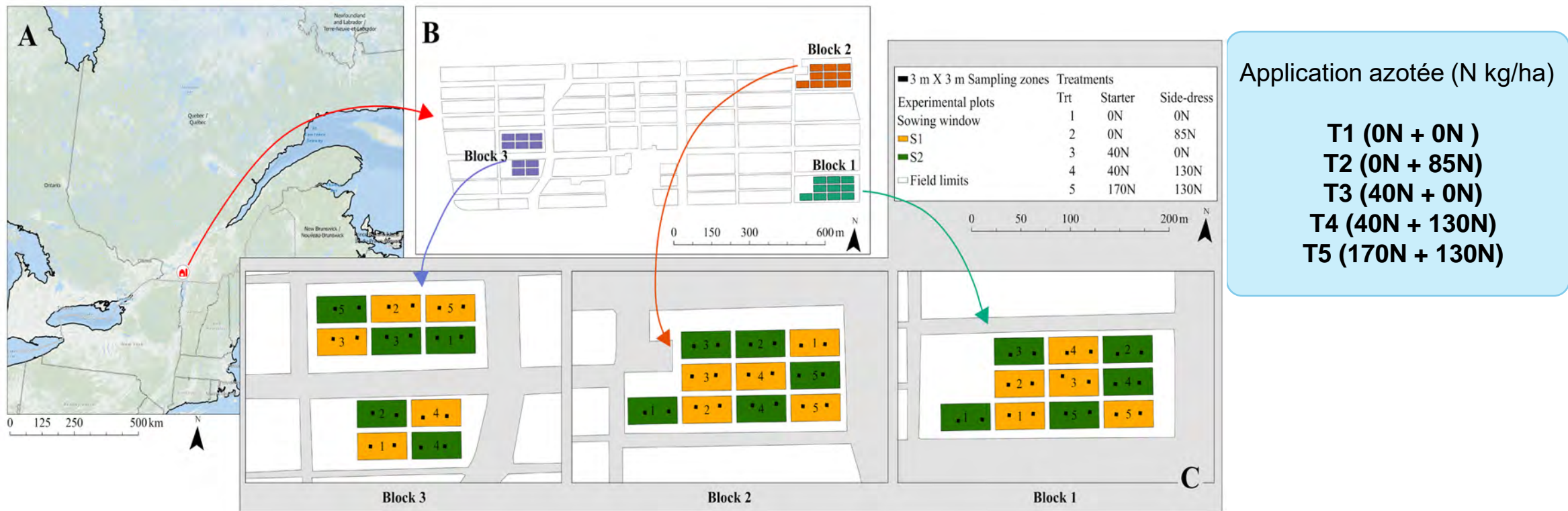
At the bottom right of the list, there is a pagination summary: "Total 4", a page indicator showing "1" out of 1, and "50/page".

Voir: <https://github.com/HaechanMarkBong/RQRAD-Demo>

# Données utilisées

Expérience sur le maïs-grain, 5 taux d'application d'azote (2021-2023), Ferme expérimentale de L'Acadie, AAC.

Rendement sur 3m<sup>2</sup>, 2 réplicats × 3 blocs, incluant données météorologiques



Vigneault, P., de la Sablonnière, S., Deshaies, A., Khun, K., Lafond-Lapalme, J., Longchamps, L., & Lord, É. (2026). Yield forecasting in maize: Performance and limits of unmanned aerial vehicle and PlanetScope remote sensing across multiple growth cycles. *Computers and Electronics in Agriculture*, 244, 111445.

[https://github.com/etiennelord/smartland\\_article](https://github.com/etiennelord/smartland_article)

# Automatisation des systèmes d'IA

The screenshot displays the RQRAD Demo interface. At the top, there are tabs for 'Personal', 'Chat', 'RQRAD', and 'Demo'. Below these are 'Editor', 'Executions', and 'Evaluations' tabs. The main workspace shows a workflow titled 'Traitement de fichier CSV.' with the following steps: 'Chatbot', 'Séparer les fichiers', 'Mapper les données binaires', 'Itération sur les fichiers', 'Combiner des données CSV', and 'Extrait du fichier'. A 'Traitement de texte' step follows. The chat interface at the bottom shows a session with the title '(Application initiale d'engrais - épandage latéral) T1 (0N+0N) T2 (0N+85N) T3 (40N+0N) T4 (40N+130N) T5 (170N+130N)'. It lists three CSV files: 'semis\_2021.csv', 'champs\_2022.csv', and 'champs\_2021.csv'. The chat input field contains the text 'Type message, or press 'up' for prev one'. The logs panel on the right shows the workflow is 'Running for 3s' and lists the execution of 'Chatbot', 'Séparer les fic...', and 'Mapper les do...' with 'Success' status.

## Prompt initial:

Basée sur ces données, quel était le meilleur taux d'application d'engrais azoté en 2021?  
Encore, basé sur ces données, et avec les données météo préliminaires pour 2022, quel serait mon rendement final?  
Est-ce qu'un champ est meilleur qu'un autre?

## Réponse LLM:

Le meilleur taux en 2021 est le traitement T5 (170N au semis + 130N en post-levée), soit 300kg N/ha au total.  
Le rendement 2022 devrait être légèrement inférieur à 2021, de l'ordre de -3 à -5 %.  
Le Bloc 1 est nettement supérieur au Bloc 2.

# Ingénierie de *prompt*

## Attribuer un rôle

**Tu es un expert en agriculture.**

## Message de système

**Structure ta réponse en français et de manière quantitative. Base ta réponse sur le Québec.**

## Prompt en anglais

**Est-ce qu'un champ est meilleur qu'un autre? → *Is one field better than another?***

## Éviter les sens négatifs

**Pour mon champ 2021, ne traite pas les données personnelles de l'agriculteur dans LLM. → *Pour mon champ 2021, utilise uniquement les données nécessaires.***

## Définir les formats de résultat

**Afficher un tableau par champ.**

# Ingénierie de *prompt* (2)

## Raffinement itératif: commencer simplement et ajouter de la complexité

**Basée sur ces données, quel était le meilleur taux d'application d'engrais azoté en 2021?**

**Prompt 1: Voici mes données relatives au taux d'application d'engrais azoté en 2021. Analyse mes données.**

**Prompt 2: À partir de cette analyse, comparer mes données aux données et informations standard existantes au Québec.**

**Prompt 3: Sur la base de l'analyse et des informations supplémentaires, quel est le meilleur taux d'application pour mon champ en 2021?**

## Chaîne de pensée (CoT): réfléchir étape par étape

**Penses étape par étape.**

## Exemple(s): apprentissage en un seul exemple, en deux exemples et en quelques exemples

**Basée sur ces données, quel était le meilleur taux d'application d'engrais azoté en 2024?**

**Le meilleur taux en 2021 est le traitement T5 (170N au semis + 130N en post-levée), soit 300kg N/ha au total.**

**Le meilleur taux en 2022 est le traitement T4 (40N au semis + 130N en post-levée), soit 270kg N/ha au total.**

...

# Ingénierie de *prompt*

The screenshot shows a workflow editor for a chatbot. The workflow is titled "Traitement de fichier CSV." and consists of several steps: "Séparer les fichiers", "Mapper les données binaires", "Itération sur les fichiers", "Combiner des données CSV", and "Extrait du fichier". The chat window shows a user prompt: "What was the best nitrogen fertilizer application rate at 2021? With preliminary weather data for 2022, what would my final yield be? Is one field 2021 better than field 2022?". Three CSV files are attached to the chat: "semis\_2021.csv", "champs\_2022.csv", and "champs\_2021.csv".

## Prompt (second essai):

What was the best nitrogen fertilizer application rate in 2021? With preliminary weather data for 2022, what would my final yield be?

Is one field 2021 better than field 2022?

## Réponse LLM:

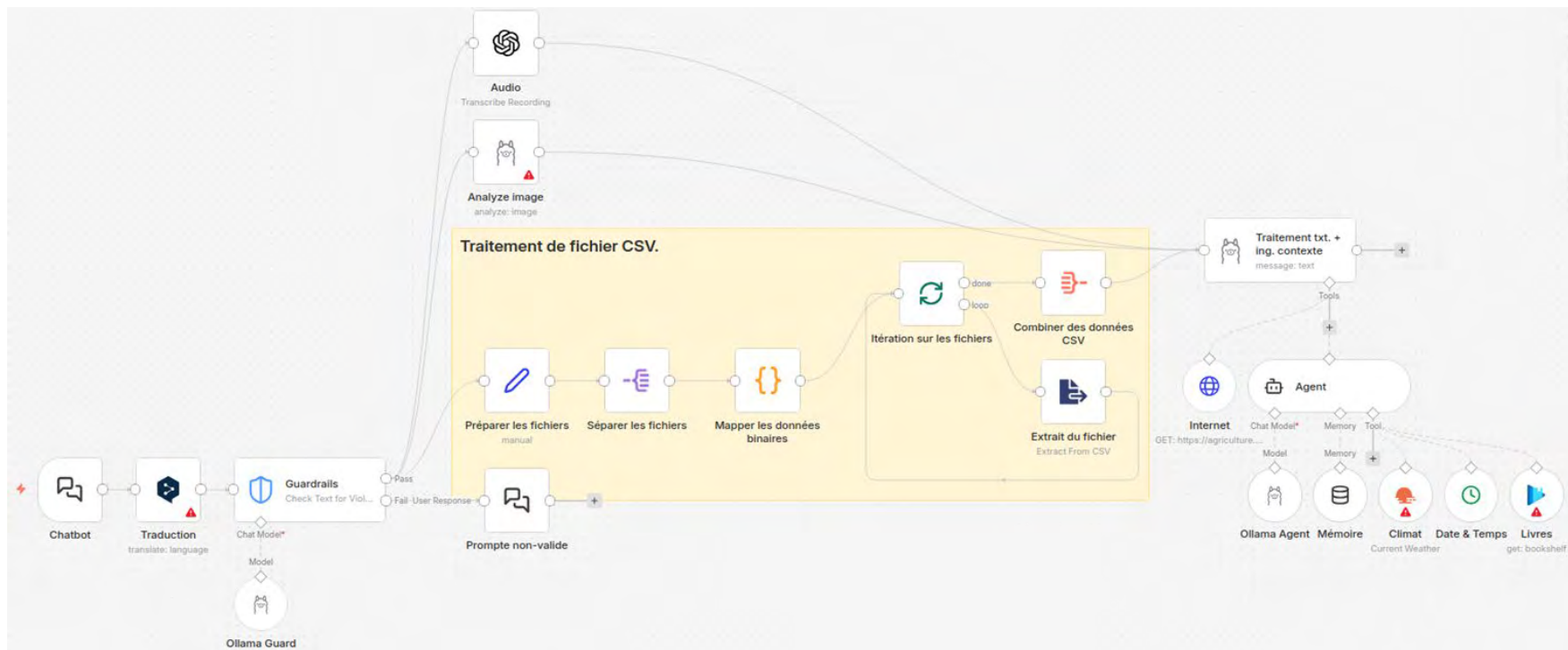
Le meilleur taux d'application d'azote en 2021 est le traitement T5 (170N au semis + 130N en post-levée).

Il est **impossible de prédire un rendement final chiffré pour 2022 avec les données disponibles.**

On ne **peut pas comparer les champs ou les rendements entre 2021 et 2022, car il n'y a aucune donnée de récolte pour 2022.**

# Ingénierie de contexte

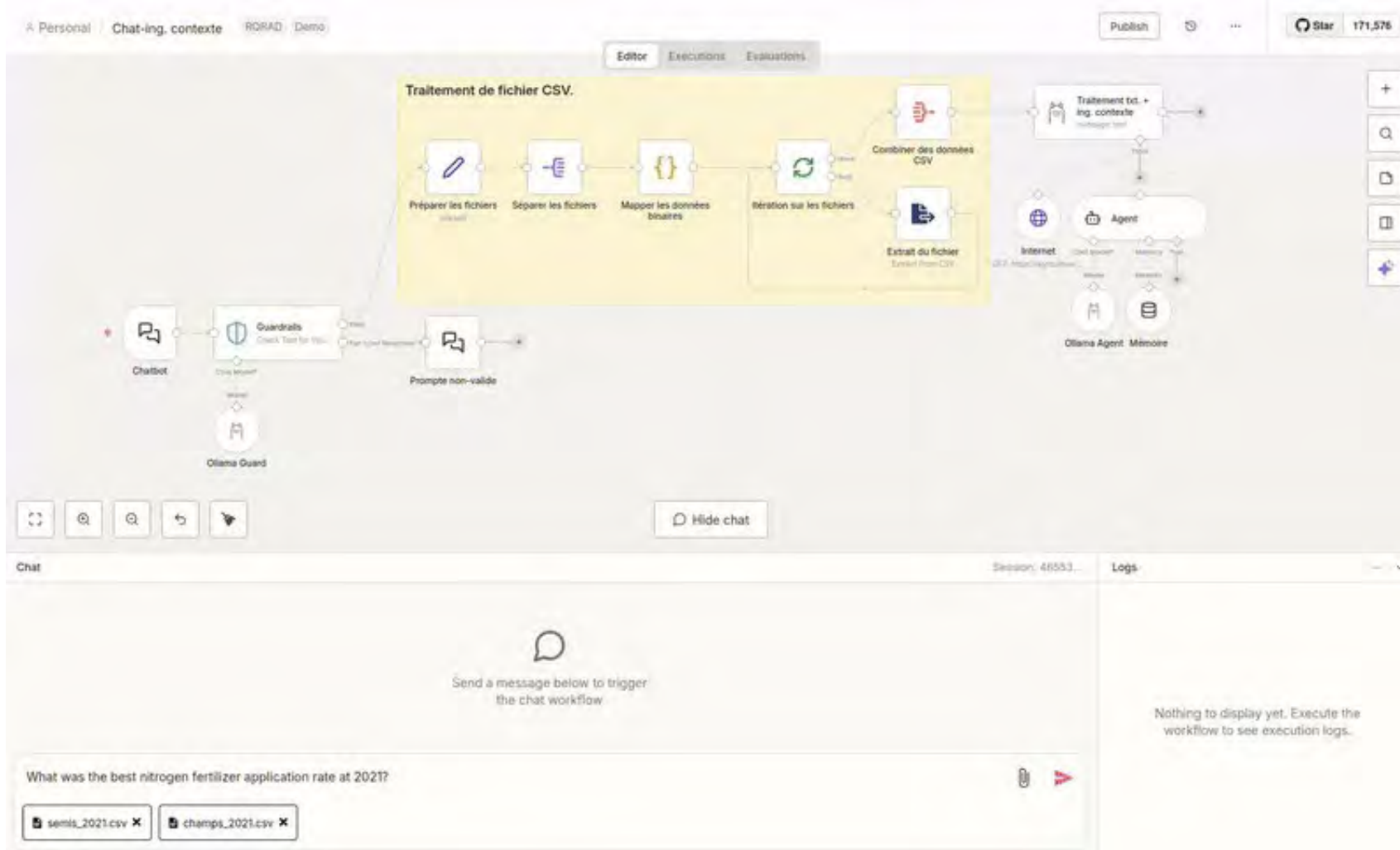
L'ingénierie de contexte englobe tout **l'environnement informationnel** dans lequel le modèle opère e.g. accès aux RAG, MCP...



## Exemple d'outils disponibles pour n8n

- Base de données externe (e.g. livres)
- Internet (www)
- Capteurs via API
- Mémoire de conversation
- Date/heure
- Données météorologiques
- Traduction
- Sécurité de système

# Ingénierie de contexte



## Prompt final:

What was the best nitrogen fertilizer application rate in 2021? With preliminary weather data for 2022, what would my final yield be? Is one field 2021 better than field 2022?

## Réponse LLM:

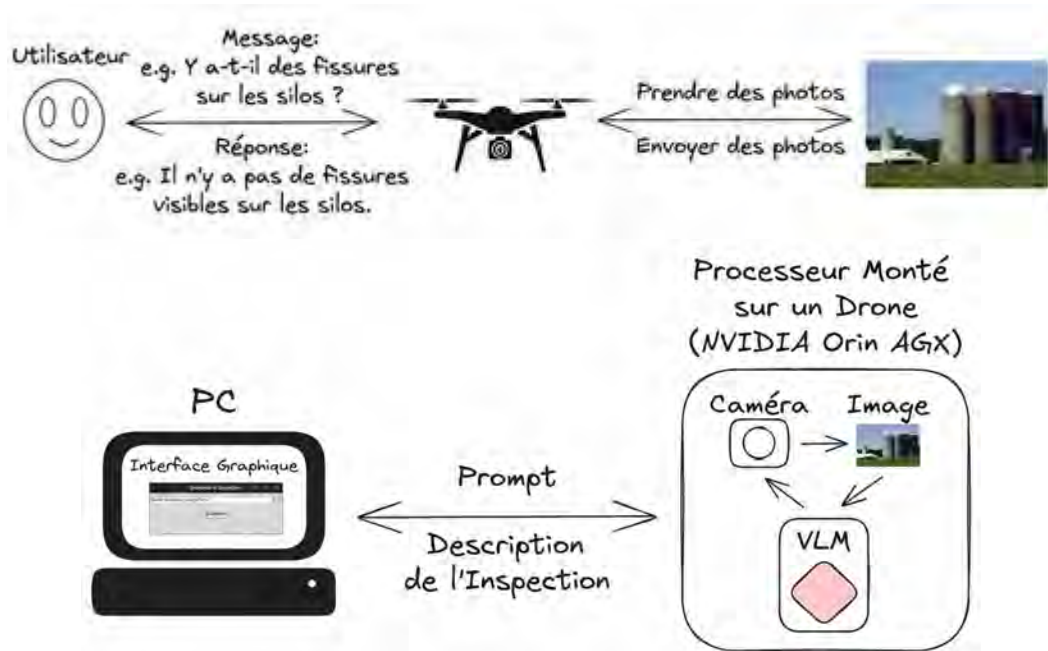
Le meilleur taux d'application d'azote en 2021 était le traitement T5 (170kg N/ha au semis + 130kg N/ha en post-levée), soit 300kg N/ha au total.

**Rendement 2022 estimé: jusqu'à 14,5t/ha pour les traitements fortement fertilisés.**

**Comparaison champ 2021 vs champ 2022: impossible sans données de récolte**

# Orientation future de IA en agriculture

**Mon projet de doctorat:** Inspection automatique des *bunkers* et des silos à l'aide d'un drone (UAV) et d'un modèle de langage visuel (Vision Language Model, VLM).



Réponse VLM			
Problème	Mauvais bunker	Bon bunker	Silo à tour
Qualité de la face	En escalier, friable, détérioration	Lisse, verticale, maigre	N/A
Exclusion d'air	Mauvaise étanchéité	Bonne étanchéité	Dépend de l'intégrité des joints/événements
Écoulement des effluents	Accumulation au sol	Sol propre	Traces visibles — nécessite un ramassage
Sécurité de l'opérateur	Risque d'effondrement, poussière de moisissure	Risques réduits	Risque de chute, risques liés à la pression
Priorités d'entretien	Taille quotidienne, réparation des couvertures	Poursuite de la gestion quotidienne	Joints structurels, événements, plates-formes

**H. M. Bong**, Maxime Leduc and G. Beltrame, Integration of Foundational Models for Silage Inventory and Storage Quality Assessment using a Drone, International Silage Conference (ISC.), 2025



Chercheur scientifique,  
St-Jean-sur-Richelieu,  
RDC

[Etienne.Lord@agr.gc.ca](mailto:Etienne.Lord@agr.gc.ca)

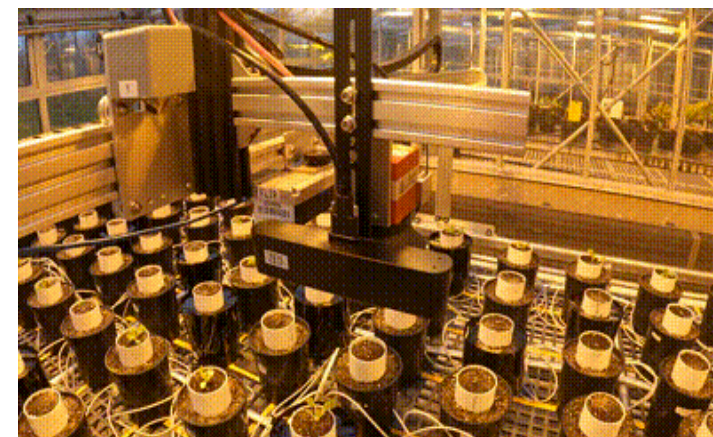
[linkedin.com/in/etiennelord/](https://www.linkedin.com/in/etiennelord/)

[orcid.org/0000-0002-3834-6096](https://orcid.org/0000-0002-3834-6096)

[profils-profiles.science.gc.ca/en/profile/etienne-lord](https://profils-profiles.science.gc.ca/en/profile/etienne-lord)

## Développement de technologies et de modèles liés aux technologies de l'image, à la phénotypique et à l'agriculture de précision.

- *Chercheur principal* :Quantum Research and Development Initiative
- (QRDI, 2023-2028)
- Utilisation du « paysage sonore » pour la biodiversité.



# Contact



**Haechan Mark Bong**

[haechan.bong@etud.polymtl.ca](mailto:haechan.bong@etud.polymtl.ca)

Étudiant de doctorat en IA et robotique  
pour l'espace et l'agriculture

Je cherche un poste de professeur (2027) dans  
IA/robotique/technologies émergentes dans l'agriculture.

Google Scholar



LinkedIn



Association:



# Pourquoi maintenant?

## Technologies

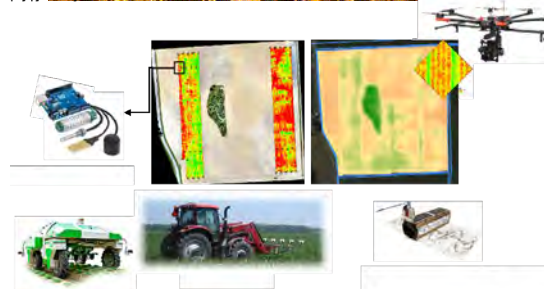
- Puissance de calcul GPU/TPU
- *Cloud computing* accessible
- Algorithmes optimisés
- Infrastructures 5G/IoT



1995 → 2018 → 2025  
4 mois → 1 seconde → 0,02 sec  
10 millénaires → 1 nuit → 9 minutes

## Données

- Explosion des capteurs
- Images satellites
- Historiques numériques



## Investissements (\$)

- Milliards \$ en investissements
- Explosion de startups en I.A.
- Beaucoup de R&D

Investissements\*:

GPT 3 : \$5M USD (2020)

ChatGPT : \$100M USD (2023)

DeepSeekV3 : \$5M USD (2024)

DeepSeekR1 : \$294k USD (2025)

NanoChat: 1000\$ USD (2025)

*\*OpenAI a signé pour environ 1 milliards \$ de contrats cette année pour de la puissance de calcul destinée à faire fonctionner ses modèles d'IA.*

**2020-2025: Période d'accélération sans précédent**

L'IA devient accessible, pratique et abordable pour tous les secteurs