

Agriculture, IA et robotique.

Quoi de neuf ?

Application des robots et des modèles d'IA récents dans
l'agriculture et les perspectives d'avenir



Haechan Mark Bong



Haechan Mark Bong

Étudiant (doctorat)

- BSc. Science Informatique (McGill)
- MSc. Science Animal (McGill): Application de IA dans les données d'ensilage
- Doctorant en 4e année en robotique et intelligence artificielle dans le domaine spatial

Association:

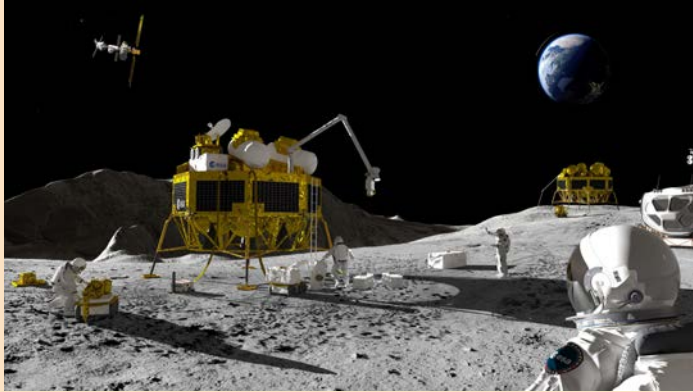


POLYTECHNIQUE
MONTRÉAL

UNIVERSITÉ
D'INGÉNIERIE



Mes recherches portent sur l'ingénierie spatiale, que fais-je ici ?



Les dernières avancées en matière d'IA

- LLM: Modèles linguistiques à grande échelle

- VLM: Modèles linguistiques visuels

- STT: Reconnaissance vocale

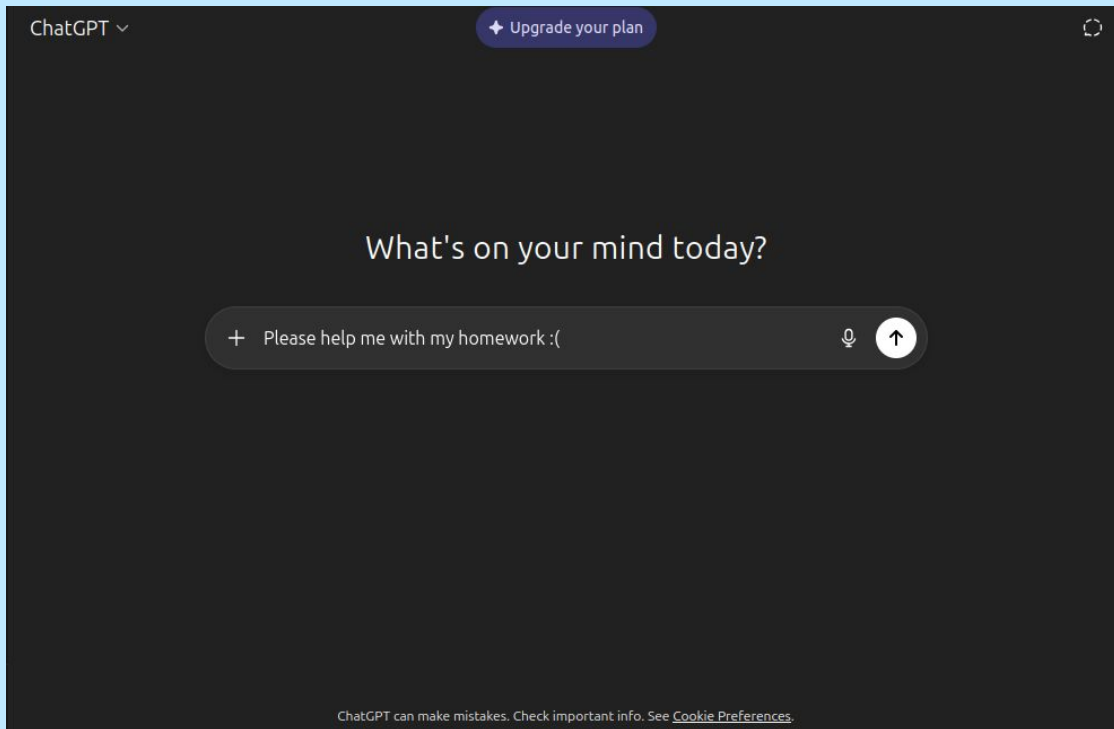
- **MLLM**: Modèles multimodaux

$MLLM = LLM + VLM + STT$

- **Agentique**: appel de fonction

- **RAG**: Génération augmentée par la récupération

- **Modèle génératif**



Quelle est la différence entre l'apprentissage automatique existant et ces nouveaux modèles dans le contexte agricole ?

Avantages

- Généralisation
- Pas besoin d'un ensemble de données massif
- Possibilité de créer des ensembles de données artificiels
- Capacités de raisonnement sur des données inconnues
- Compréhension du langage naturel
- Analyse complexe (multitâche)

Exemple:

Apprentissage automatique traditionnel

- Entraîner un modèle pour détecter les bleuets
- Entraîner un modèle pour détecter les framboises
- Entraîner un modèle pour détecter les fraises

LLMs

- Ajuster (finetuning) un modèle pour détecter les baies

LLM dans le domaine agricole

“ChatGPT pour Agriculture”

Expert en agriculture pour répondre aux questions relatives à l'ensilage, aux infestations, aux conseils sur le changement climatique, aux bonnes pratiques, etc.

Exemple:

Root: Crédit agricole du Canada (FCC)

AgriLLM: Krish Didwania, Pratinav Seth, Aditya Kasliwal, & Amit Agarwal. (2024). AgriLLM: Harnessing Transformers for Farmer Queries.

AgroLLM: Dinesh Jackson Samuel, Inna Skarga-Bandurova, David Sikolia, & Muhammad Awais. (2025). AgroLLM: Connecting Farmers and Agricultural Practices through Large Language Models for Enhanced Knowledge Transfer and Practical Application.

Kunpeng Zhang, Li Ma, Beibei Cui, Xin Li, Boqiang Zhang, Na Xie, **Visual large language model for wheat disease diagnosis in the wild,**

Computers and Electronics in Agriculture,
Volume 227, Part 1, 2024

Table 2. Structural prompt template for “Yellow Rust” to reason category.

Prompt



Role: Act as a specialist in wheat pathology.

Task: Analyze a wheat image categorized under one of the following: Healthy, Leaf Rust, Loose Smut, Powdery Mildew, Septoria Leaf Blotch, Stem Rust, or Yellow Rust. Identify the category Yellow Rust and describe the specific features visible in the image.

Explanation: Briefly explain how the features correlate with the diagnosed category.

Requirements: Ensure your analysis is concise and focused, with a word limit of 150 words. Exclude any irrelevant information. Think step-by-step.

Response The image depicts a wheat leaf with symptoms characteristic of Yellow Rust, also known as Stripe Rust. **Specific features include:**

- 1. Yellow-Orange Pustules:** The leaf displays elongated, yellow-orange pustules arranged in parallel lines along the veins, a hallmark of Yellow Rust.
- 2. Linear Stripes:** These pustules form distinctive linear stripes on the leaf surface.
- 3. Localized Infection:** The infection is visible on a limited section of the leaf, suggesting an early to moderate stage of disease.

Correlation with Diagnosis:

Yellow Rust is caused by the fungus *Puccinia striiformis*. The yellow-orange pustules produce spores that are wind-dispersed, infecting new leaves. The linear arrangement along veins is a key diagnostic feature, differentiating it from other rusts like Leaf Rust and Stem Rust, which have more scattered and larger pustules. Early detection and accurate identification are crucial for effective disease management in wheat crops.

Root



Hello, I'm **Root**.

I am a virtual assistant designed to support Canadian farmers and food producers. I provide practical advice, smart recommendations and personalized solutions to help farmers navigate the complexities of modern agriculture. I have been trained in a wide range of topics, from financing and business planning to sustainability and agronomy.

Select one of my starter prompts below, or ask your own question to get started.

I want to share a photo with you.

Can you help me find agriculture grants and scholarships in Canada?

What mortgage rates are Canadian banks offering?

Where can Canadian food companies find investors and financing?



Type your message



VLM dans le domaine agricole

AgroBench: Vision-Language Model Benchmark in Agriculture

Risa Shinoda^{1,2,4}, Nakamasu Inoue^{3,4}, Hirokatsu Kataoka^{4,5}, Masaki Onishi⁴, Yoshitaka Ushiku⁶

¹The University of Osaka ²Kyoto University ³Tokyo Institute of Technology

⁴National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

⁵Visual Geometry Group, University of Oxford ⁶OMRON SINIC X

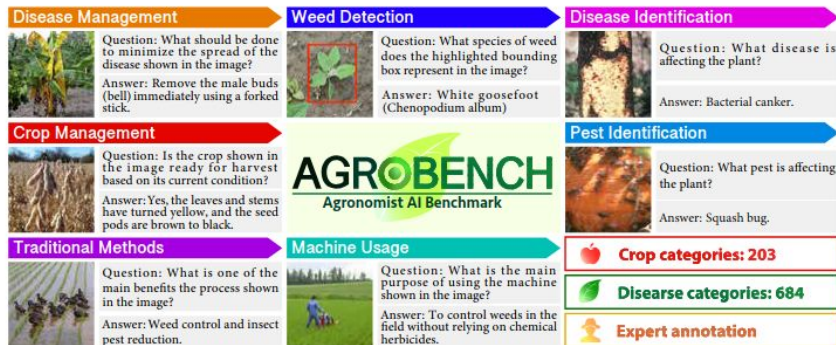


Figure 1. We present AgroBench (Agronomist AI Benchmark) designed to comprehensively evaluate 682 disease categories across 203 agricultural crop types for 7 vision-language question-answer tasks. In the era of larger-scale vision-language models (VLMs), our AgroBench is obviously non-trivial in terms of many more crop and disease categories with all expert annotations for establishing QA benchmarks in the agricultural domain.

Leveraging Vision Language Models for Specialized Agricultural Tasks

Muhammad Arbab Arshad¹ Talukder Zaki Jubery¹ Tirtho Roy¹ Rim Nassiri¹
 Asheesh K. Singh¹ Arti Singh¹ Chinmay Hegde² Baskar Ganapathysubramanian¹
 Aditya Balu¹ Adarsh Krishnamurthy¹ Soumik Sarkar^{1,*}

¹Iowa State University, USA

²New York University, USA

*Corresponding author: soumiks@iastate.edu

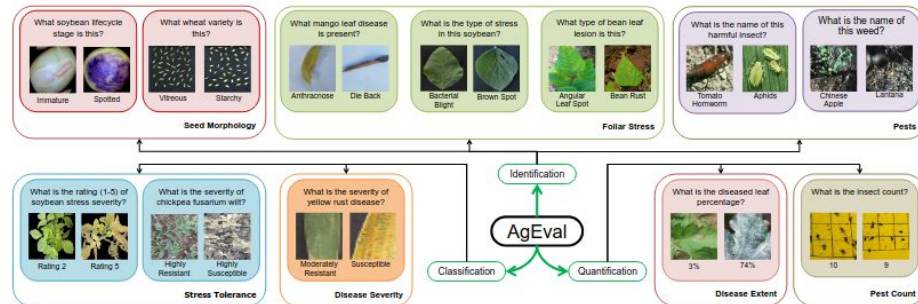


Figure 1. Overview of the AgEval benchmark. The figure showcases sample images across different types of tasks and specific problems, representing diverse plant stress phenotyping challenges in agriculture.

Modèle génératif dans le domaine agricole

Original



Généré



Modèle génératif dans le domaine agricole

Original

Silage Bag Capacity

Size	Tons per Bag		
	65% Moisture	35%	28-30%
	Haylage & Corn Silage	Earlage	High Moisture Corn
8' x 150'	120-140	120	130
8' x 200'	170-190	164	180
9' x 150'	160-180	162	175
9' x 200'	200-225	205	230
10' x 150'	200-250	180	202
10' x 200'	270-300	247	278
11' x 250'	390-420	350	410
12' x 250'	490-520		

Généré

Size	65% Moisture (Haylage & Corn Silage)	35% (Earlage)	28-30% (High Moisture Corn)
8' x 150'	120-140	120	130
8' x 200'	170-190	164	180
9' x 150'	160-180	162	175
9' x 200'	200-225	205	230
10' x 150'	200-250	180	202
10' x 200'	270-300	247	278
11' x 250'	390-420	350	410
12' x 250'	490-520	410	490

Comment pouvons-nous garantir que la réponse de l'IA est correcte ?



Ingénierie de prompt: Donner le contexte dans des phrases simples et claires.

- **Prompt d'one-shot:** Un exemple dans le prompt.
- **Prompt de two-shots:** Deux exemples dans le prompt.
- **Prompt de few-shots:** Normalement ~10 exemples dans le prompt.
- **Chaîne de pensées (CoT):** Expliquer des étapes à suivre étape par étape.

Ingénierie contextuelle: Fournir le contexte sous forme de documents, bases de données, données en temps réel, etc.

Comment pouvons-nous garantir que la réponse de l'IA est correcte ?

Question: « Quel est le meilleur programme d'irrigation pour mon champ de maïs cette semaine, compte tenu des conditions météorologiques récentes et du taux d'humidité du sol ? »

Utilisation du RAG (Génération augmentée par la récupération)

L'assistant récupère des documents contenant des connaissances agricoles:

- Articles de recherche sur l'irrigation du maïs
- Directives des autorités locales
- Meilleures pratiques historiques pour des sols et des climats similaires

Réponse: « D'après les directives du ministère de l'Agriculture de l'Ontario et votre type de sol, le maïs devrait recevoir environ 25 mm d'eau cette semaine. Répartissez l'irrigation en deux cycles pour plus d'efficacité. »

Utilisation du MCP (Protocole contextuel du modèle)

L'assistant utilise le protocole pour appeler des outils et des données externes:

- API météo pour les prévisions de précipitations sur 7 jours
- API de capteur de sol pour les données d'humidité en temps réel
- Contrôleur d'irrigation de la ferme (via l'outil exposé par le MCP) pour ajuster automatiquement les programmes d'arrosage

Réponse: « Les prévisions annoncent 15 mm de pluie jeudi. L'humidité de votre sol est de 60 %. J'ai programmé votre contrôleur d'irrigation pour qu'il fonctionne 2 heures lundi et qu'il ne fonctionne pas jeudi. »

Comment pouvons-nous garantir que la réponse de l'IA est correcte ?

Agentique: Actions autonomes par un agent (exécutions de fonctions)

RAG Agentique:

- Réflexion personnelle (« Ai-je récupéré les bons documents ? Dois-je chercher à nouveau ? »)
- Utilisation d'outils (récupérateurs, reclassificateurs, résumeurs)

ACP = MCP Agentique:

- Plusieurs modèles d'IA interagissent pour obtenir une réponse.

A2A (Protocole d'agent à agent) = $ACP \times N$

- Déléguer les tâches à un meilleur ACP et utiliser leur réponse

ANP (Protocole de réseau d'agents) = $ACP \times N$

- Obtenir des informations à partir de meilleurs ACP, mais effectuer la tâche localement à l'aide de l'ACP local afin de générer une réponse pour la sécurité des données.

Agriculture + IA + Robotique



Agriculture + IA + Robotique

AgriVLN: Vision-and-Language Navigation for Agricultural Robots

Xiaobei Zhao¹, Xingqi Lyu¹, Xiang Li^{1*}

¹China Agricultural University
xiaobeizhao2002@163.com, lxy99725@163.com, cqlixiang@cau.edu.cn

Instruction Good morning, doggie. I am the farmer watering plants right now, and I need your help moving the blue spray bottle from my hand to the front of the sunflowers. To begin with, walk along the path to approach me and carry the blue spray bottle. Then you need right rotate to face the sunflowers – oh sorry, left rotating is correct. Please keep going forward and stop when you reach the sunflowers.



AgriVLN Copy that! The instruction is really long and complicated. I will decompose it to Subtask List, then complete each subtask step by step, thereby navigating to the sunflowers.



Integration of Foundational Models on Autonomous Drones for Silage Inventory and Storage Quality Assessment

Haechan Mark Bong¹, Maxime Leduc² and Giovanni Beltrame¹
¹Polytechnique Montréal, MIST Lab and MILA
²Mon Système Fourager

Motivation

Enable user-friendly bunker and silo inspection using a drone and a Vision Language Model (VLM).

Proposed Solution

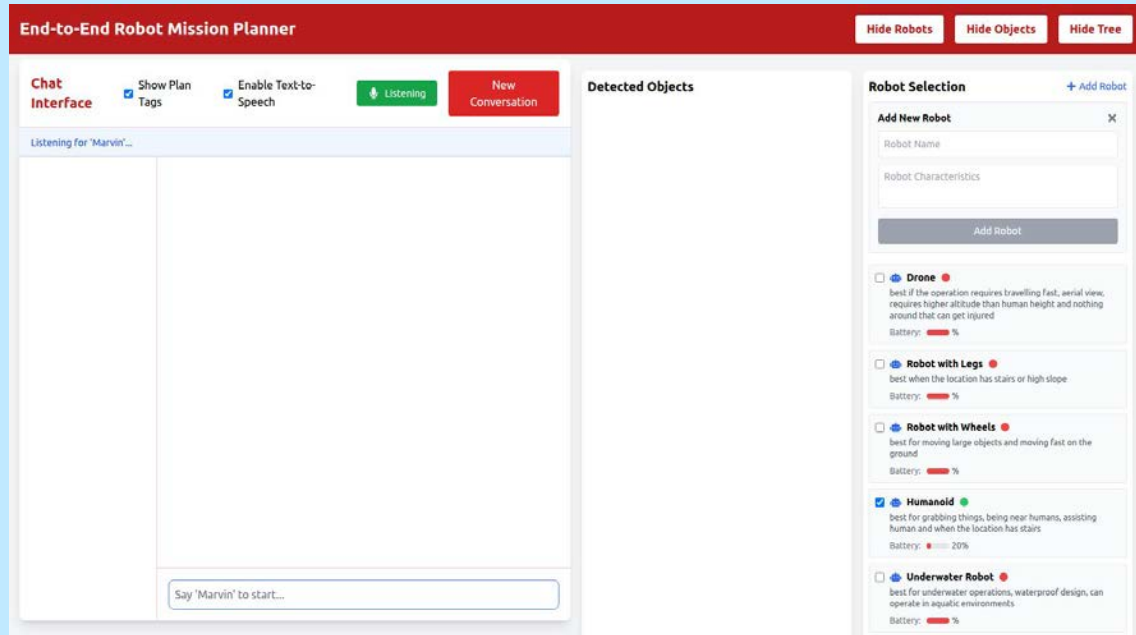
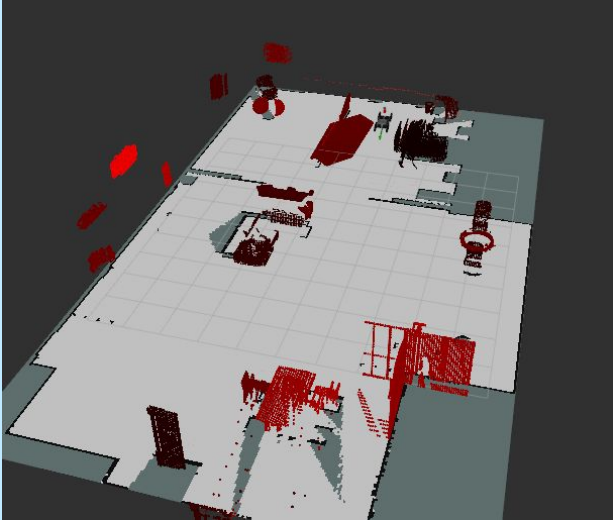
Use a Graphical User Interface (GUI) to allow users to type the inspection tasks (prompt) that need to be completed. This prompt and an image of targeted silos or bunkers is processed using a VLM to generate a description of the prompted inspection based on the image. This description is then forwarded to the user using the GUI.

How It Works

Result

	Bad Bunker	Good Bunker	Tower Silo
Issue			
Face quality	Stepped, crumbly, spoilage	Smooth, vertical, lean	N/A
Air exclusion	Poor sealing	Good sealing	Depends on joint/vent integrity
Effluent run-off	Floor pooling?	Clean floor	Visible streaks—needs collection
Operator safety	Collapse risk, mold dust	Reduced hazards	Fall risk, pressure hazards
Maintenance focus	Daily trimming, cover repair	Continue daily management	Structural seals, vents, platforms

Agriculture + IA + Robotique



Future = Autonomie

Agriculture & AI

- Inspection
- Expert chatbot
- Analyse
- Gestion des données
- Détection

Agriculture & AI & Robotique

- Surveillance (clôtures, silos, bunkers, granges, animaux, etc)
- Travaux manuels (soulever, pousser, conduire, verser, etc.)
- Prévion du volume de matière sèche (évaluation volumétrique 3D par caméra thermique)

La nécessité de «coffee chat» entre agronomes et roboticiens spécialisés en IA

Agronomes

Avantages

- Compréhension des problèmes et des contraintes agricoles
- Accès aux agriculteurs
- Accès aux données agricoles
- Expertise agricole

Inconvénients

- Manque de technologies
- Manque d'expertise technique

Roboticiens spécialisés en IA

Avantages

- Technologies disponibles
- Expertise en IA et en robotique
- Beaucoup de financement et d'étudiants

Inconvénients

- Ne comprend pas les besoins des agriculteurs
- Aucune compréhension de l'agriculture

Points importants à retenir

- L'IA et la robotique peuvent résoudre le problème de la manque de travailleurs
- La fusion de l'IA et de la robotique avec l'agriculture attirera l'intérêt de la jeune génération pour l'innovation dans le domaine agricole
- Il existe de nombreuses opportunités de recherche dans l'application de l'IA et de la robotique à l'agriculture, car ce domaine est encore relativement nouveau
- Il y a un manque de talents dans le domaine de l'IA agricole
- Il est important d'avoir des discussions et des collaborations actives entre les agronomes et les roboticiens spécialisés en IA.
- Tous les scientifiques savent utiliser une calculatrice et faire des statistiques, je pense que l'IA et la robotique sont des outils que nous devrions utiliser pour faire avancer nos recherches et former les étudiants en agriculture à s'adapter aux nouvelles technologies.

Mes coordonnées

Linkedin : Haechan Mark Bong

E-mail : haechan.bong@etud.polymtl.ca

Si vous êtes intéressé par une collaboration dans le domaine de la recherche ou si vous souhaitez simplement échanger des idées autour d'un café, je serais ravi de vous rencontrer!

P.S. Je termine mon doctorat en intelligence artificielle et ingénierie robotique au MILA l'année prochaine et je recherche un poste en R&D dans l'industrie ou un poste de professeur dans une université (IA/robotique/technologies émergentes dans l'agriculture). N'hésitez pas à me contacter!