



IA, drones et avenir de l'agriculture : une révolution pour la détection des maladies des plantes et la sécurité alimentaire



Photographie de l'USDA. Image originale du domaine public.

Le 18 mars 202 Par Khawla Almazrouei, ingénieure en robotique, Technology Innovation Institute

Alors que les maladies des plantes continuent de menacer la sécurité alimentaire mondiale, les drones dotés d'IA et les modèles avancés d'apprentissage automatique révolutionnent les méthodes de détection précoce, offrant des solutions évolutives, efficaces et précises pour l'agriculture moderne. DRONELIFE a le plaisir de publier cet article invité de Khawla Almazrouei, ingénieure en robotique au Technology Innovation Institute . DRONELIFE n'accepte ni ne verse de rémunération pour les articles invités .

Pourquoi l'IA et les drones façonneront l'avenir de la détection des maladies des plantes et de la sécurité alimentaire mondiale

Assurer un approvisionnement alimentaire stable et durable est l'un des défis les plus urgents du 21^e siècle, mais l'innovation dans la détection des maladies des plantes peut offrir des solutions pour renforcer la résilience agricole.

Alors que la population mondiale devrait atteindre 10,3 milliards d'habitants d'ici 2100, la sécurité alimentaire reste constamment menacée par les maladies des plantes, qui provoquent d'importantes pertes de récoltes, perturbent les chaînes d'approvisionnement et compromettent la durabilité agricole.

Chaque année, jusqu'à 40 % de la production agricole mondiale est perdue à cause des ravageurs et des maladies des plantes, ce qui coûte à l'économie mondiale environ 220 milliards de dollars, selon l'Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture.

Les pays fortement dépendants des importations alimentaires, comme les Émirats arabes unis, sont particulièrement vulnérables aux perturbations de la chaîne d'approvisionnement pouvant être causées par des maladies végétales. Le perfectionnement des méthodes de détection est crucial pour atténuer ces risques et garantir la sécurité alimentaire.

Les lacunes des méthodes traditionnelles

Les méthodes traditionnelles de détection des maladies des plantes reposent généralement sur une inspection visuelle par des agriculteurs expérimentés et des experts agricoles, une analyse comparant la réflectance lumineuse des plantes saines et infectées, et des méthodes moléculaires permettant l'amplification et la quantification de l'ADN pathogène dans les tissus végétaux.

Bien que ces méthodes puissent être efficaces, elles sont souvent inefficaces, coûteuses et nécessitent beaucoup de travail.

À mesure que la recherche progresse, les méthodes de détection doivent devenir plus accessibles, plus précises et plus évolutives.

Des recherches récentes menées par le Centre de recherche en robotique autonome de l'Institut d'innovation technologique et de l'Université de Sharjah à Abu Dhabi mettent en évidence le potentiel des méthodes basées sur l'IA pour améliorer la détection.

L'étude, intitulée *A Comprehensive Review on Machine Learning Advancements for Plant Disease Detection and Classification*, identifie l'analyse basée sur l'image utilisant l'apprentissage automatique, en particulier l'apprentissage profond, comme l'approche la plus prometteuse.

Des modèles plus efficaces

Les modèles d'apprentissage automatique peuvent analyser des images de feuilles, de fruits ou de tiges pour détecter des maladies en fonction de caractéristiques telles que la couleur, la texture et la forme. Parmi les techniques les plus utilisées, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) extraient les caractéristiques visuelles avec une grande précision, améliorant ainsi considérablement la classification des maladies.

Certains modèles combinent différentes techniques, telles que la forêt aléatoire et l'histogramme de gradients orientés (HOG), pour améliorer encore la précision. Cependant, les CNN nécessitent des ensembles de données volumineux pour être efficaces, ce qui représente un défi pour les environnements agricoles disposant de données étiquetées limitées.

À mesure que l'innovation progresse, de nouvelles technologies comme les Transformateurs de Vision (ViT) ont montré un potentiel encore plus grand. Conçus à l'origine pour le traitement du langage naturel, les ViT appliquent des mécanismes d'auto-attention aux images, leur permettant de traiter des images entières comme des séquences de patches. Contrairement aux CNN, qui se concentrent sur les caractéristiques locales de l'image, les ViT peuvent capturer des relations globales sur l'ensemble d'une image.

Les ViT présentent plusieurs avantages : ils sont très précis, évolutifs grâce à leur capacité à analyser de vastes ensembles de données et, contrairement aux modèles d'apprentissage profond traditionnels, ils offrent une plus grande transparence dans leurs processus décisionnels.

Les modèles hybrides combinant CNN et ViT ont également démontré leur capacité à améliorer considérablement les performances et la précision. Par exemple, CropViT est un modèle de transformateur léger capable d'atteindre une précision remarquable de 98,64 % dans la classification des maladies des plantes.

Pour améliorer la surveillance à grande échelle, les drones équipés de caméras pilotées par l'IA constituent une solution prometteuse pour la détection des maladies en temps réel. En capturant des images haute résolution et en les analysant grâce à l'apprentissage automatique, les drones peuvent détecter les maladies précocement, réduisant ainsi le recours aux inspections manuelles et améliorant les délais de réponse.

De la recherche à l'impact dans le monde réel

Malgré les progrès et l'innovation, plusieurs défis restent à relever pour que la détection des maladies des plantes basée sur l'IA soit largement adoptée.

De nombreux modèles d'IA sont formés sur des ensembles de données limités qui ne reflètent pas entièrement les conditions agricoles réelles.

Contrairement aux environnements de laboratoire contrôlés, les environnements agricoles réels introduisent des facteurs imprévisibles tels que les conditions d'éclairage variables, la qualité du sol et les conditions météorologiques, qui peuvent affecter la précision du modèle d'IA.

Pour améliorer encore les modèles d'IA, ils doivent être formés sur divers ensembles de données englobant diverses espèces végétales, types de maladies et conditions environnementales et doivent être optimisés pour fonctionner de manière fiable dans diverses zones géographiques, types de cultures et pratiques agricoles.

Pour réaliser pleinement ces avancées et contribuer à la sécurité alimentaire mondiale, toutes les parties

prenantes, y compris les chercheurs, les entreprises agrotechnologiques et les décideurs politiques, doivent collaborer pour développer des ensembles de données standardisés pour la formation de l'IA, affiner les modèles d'IA et intégrer des solutions évolutives.

En promouvant des méthodes innovantes et en relevant les défis existants, la détection des maladies des plantes basée sur l'IA peut passer d'une recherche prometteuse à un impact réel, renforçant la résilience de l'agriculture mondiale et sécurisant l'avenir de la production alimentaire.