

Vers Une Surveillance Phytosanitaire Intelligente Et Géospatiale En République Démocratique Du Congo : Intégration De L'intelligence Artificielle Et Des Systèmes D'information Géographique Pour La Lutte Intégrée Contre Les Pathologies Des Cultures Vivrières

Toward smart and geospatial phytosanitary surveillance in the Democratic Republic of the Congo: integrating artificial intelligence and geographic information systems for integrated management of food crop diseases

KAMGANG BERTIN Simplicé¹, BAZA NTOYE Tostaos⁴, MUNUNU YOYO Evariste², SUMAILI KIBASHA Grace⁴, ASSANI KAHUYA Bob-Martin⁴, ILUNGA MBUYAMBA Elisée¹
et MUKWA FAMA TONGO Lyna^{2,3}

¹ Ecole de Télécommunications et Télédétection Spatiale (ETS/UPN) Kinshasa, République Démocratique du Congo

² Institut National d'Étude et Recherche Agronomiques (INERA), Kinshasa, République Démocratique du Congo

³ Clinique des Plantes de Kinshasa (CPK),

⁴ Institut Supérieur Pédagogique Technique (ISPT-KIN)

Résumé

La République Démocratique du Congo (RDC) dispose d'environ 80 millions d'hectares de terres arables, dont moins de 10 % sont actuellement exploités, et bénéficie de conditions agro-climatiques très favorables. Pourtant, la productivité des cultures vivrières reste gravement compromise par des contraintes biotiques majeures. Le manioc (*Manihot esculenta* Crantz), aliment de base assurant les apports caloriques de 70 % de la population, subit des pertes de rendement pouvant atteindre 100 % sous la pression combinée de la mosaïque africaine du manioc (CMD) et de la striure brune du manioc (CBSD). Des maladies fongiques, bactériennes et virales pèsent également sur la production du maïs, du riz, de la pomme de terre et des cultures maraîchères. Face aux limites des dispositifs de diagnostic classiques, une couverture géographique restreinte, un délai d'analyse de plusieurs semaines, une absence de surveillance en temps réel et une déconnexion avec les producteurs, cet article présente un cadre méthodologique hybride fondé sur les principes de l'agriculture de précision. L'approche proposée intègre : (1) un réseau de neurones convolutif ultra-léger (184 202 paramètres) conçu pour un diagnostic décentralisé et immédiat sur smartphone, fonctionnant en mode déconnecté ; (2) la télédétection multispectrale par drone et par imagerie satellitaire (NDVI, GNDVI) pour la détection précoce des stress physiologiques avant l'apparition des symptômes visibles ; et (3) une plateforme de Système d'Information Géographique (SIG) centralisée pour la cartographie spatiotemporelle des foyers épidémiques et la diffusion d'alertes précoces. Cette synergie transforme une intervention réactive et localisée en un système prédictif à couverture nationale, contribuant directement au renforcement de la sécurité alimentaire en RDC et dans la sous-région.

Mots-clés : Phytopathologie ; Mosaïque africaine du manioc ; Striure brune du manioc ; Réseaux de neurones convolutifs ; Télédétection ; Système d'information géographique ; Agriculture de précision.

Abstract

The Democratic Republic of the Congo (DRC) holds approximately 80 million hectares of arable land, of which less than 10 % are currently cultivated, and benefits from highly favorable agro-climatic conditions. Nevertheless, food crop productivity remains severely hampered by major biotic constraints. Cassava (*Manihot esculenta* Crantz), the staple food providing calories for 70 % of the population, suffers yield losses up to 100 % under combined pressure from the African Cassava Mosaic Disease (CMD) and Cassava Brown Streak Disease (CBSD). Fungal, bacterial, and viral diseases also affect maize, rice, potato, and horticultural crops.

Given the limitations of conventional diagnostic systems, restricted geographic coverage, multi-week analysis delays, lack of real-time monitoring, and weak connection with producers, this article presents a hybrid methodological framework rooted in precision agriculture. The proposed approach integrates: (1) an ultra-lightweight convolutional neural network (184,202 parameters) designed for decentralized, instant diagnosis on

smartphones, operating offline; (2) multispectral remote sensing via unmanned aerial vehicles and satellite imagery (NDVI, GNDVI) for early detection of physiological stress before visible symptoms appear; and (3) a centralized Geographic Information System (GIS) platform for spatiotemporal mapping of epidemic hotspots and early warning dissemination. This synergy shifts reactive, localized intervention toward a nationwide predictive system, directly contributing to food security in the DRC and the subregion.

Keywords: Phytopathology ; African Cassava Mosaic Disease ; Cassava Brown Streak Disease ; Convolutional Neural Networks ; Remote Sensing ; Geographic Information Systems ; Precision Agriculture.

Date of Submission: 07-10-2026

Date of Acceptance: 18-10-2026

I. INTRODUCTION

La République Démocratique du Congo (RDC) dispose d'un potentiel agronomique estimé à environ 80 millions d'hectares de terres arables, bénéficiant d'un réseau hydrographique dense et de conditions agro-climatiques favorables à la diversification des productions vivrières ; cependant, moins de 10 % de ces surfaces sont actuellement exploitées, et l'insécurité alimentaire touche plus de 25 millions de personnes sur le territoire national (FAO, 2022). Le manioc (*Manihot esculenta* Crantz), aliment de base assurant les apports énergétiques de quelque 70 % de la population congolaise, figure au premier rang des cultures menacées par les contraintes biotiques. La Mosaïque Africaine du Manioc (CMD) et la Striure Brune du Manioc (CBSD), transmises principalement par l'aleurode *Bemisia tabaci*, provoquent des pertes de rendement pouvant atteindre respectivement 30 % à 60 % et jusqu'à 100 % dans les parcelles fortement contaminées (Legg *et al.*, 2023 ; Sikazwe *et al.*, 2026). Des études menées dans l'Est de la RDC confirment que la co-infection CMD-CBSD aggrave significativement la sévérité des symptômes et réduit la productivité au-delà des effets individuels de chaque pathogène (Monde *et al.*, 2022 ; Empata *et al.*, 2023). Pour des variétés vulgarisées telles que Nabana et Sawasawa, cultivées couramment dans les provinces de l'Ouest et du Nord, les pertes en racines fraîches s'élèvent à 86 % et 72 % respectivement à douze mois après plantation (Casinga *et al.*, 2025). D'autres cultures stratégiques sont également gravement affectées : le mildiou de la pomme de terre entraîne des pertes de 50 % à 100 % dans les zones d'altitude du Nord-Kivu (Kakule, 2026) ; la pyriculariose du riz peut détruire localement la totalité de la récolte (INRAE, 2024) ; et les flétrissements bactériens des cultures maraîchères dans la ceinture verte de Kinshasa présentent une incidence variant de 20 % à 80 % selon les parcelles et les saisons (Ndjaji, 2021).

Tableau 1 : Pertes de rendement par culture et pathogène

Culture	Pathogène / Agent Causal	Symptômes Majeurs	Impact sur Rendement	Références
Manioc	Virus (CMD / CBSD)	Chlorose foliaire, nécrose des racines, déformation des feuilles	30 % à 100 %	Casinga <i>et al.</i> (2025), Likiti Kola (2026)
Maïs	Champignons (<i>Fusarium</i> , <i>Puccinia</i>)	Pustules, pourritures des épis, dessèchement	10 % à 23 %	Lock & Zinin (2026)
Riz	Champignon (<i>Magnaporthe oryzae</i>)	Lésions foliaires en losange, dessèchement de la panicule	Jusqu'à 100 % localement	INRAE (2024)
Pomme de terre	Oomycète (<i>Phytophthora infestans</i>)	Taches huileuses, nécroses foliaires, pourriture brune	50 % à 100 %	Kakule (2026)
Maraîchage	Bactéries (<i>Ralstonia</i> spp.) & Virus	Flétrissement vasculaire, marbrure foliaire	20 % à 80 %	Ndjaji (2021)

Face à ces contraintes, les dispositifs de diagnostic et de surveillance existants montrent des limites prononcées. La Clinique des Plantes de Kinshasa (CPK), infrastructure pionnière créée en 2009, repose essentiellement sur des analyses en laboratoire dont les délais varient de sept à vingt-et-un jours, période durant laquelle les foyers épidémiques s'étendent à des parcelles adjacentes (Likiti Kola, 2026). La couverture géographique reste très inégale : les provinces éloignées sont peu ou pas desservies, du fait de l'absence de filières fiables d'acheminement des échantillons et de la faiblesse des réseaux de vulgarisation agricole (Ndjaji, 2021). Par ailleurs, les données collectées ne sont pas systématiquement consignées dans une base de données spatialisée, ce qui rend difficile la modélisation fine de la dynamique de propagation des maladies et l'anticipation des zones à risque (Trendov *et al.*, 2022). Dans ce contexte, les recommandations sanitaires, l'arrachage des plants infectés et le renouvellement des parcelles avec du matériel sain, parviennent souvent aux producteurs après que les dégâts sont déjà irréversibles.

Des solutions fondées sur l'agriculture de précision, associant imagerie aérienne, intelligence artificielle et systèmes d'information géographique, sont aujourd'hui expérimentées dans plusieurs pays d'Afrique subsaharienne pour combler ces lacunes (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2021 ; Omondi *et al.*, 2024). Des réseaux de neurones convolutifs légers atteignent désormais des taux de classification élevés pour

l'identification des maladies foliaires sur des images acquises par smartphone, bien que la plupart des modèles restent à adapter aux conditions spécifiques des parcelles congolaises (Akanke *et al.*, 2025). L'imagerie multispectrale par drone permet de détecter des stress physiologiques avant l'apparition des symptômes visibles, et les indices NDVI et GNDVI constituent des marqueurs fiables de la vigueur des cultures dans des contextes à petites parcelles (Sishodia *et al.*, 2024). Cependant, la plupart des dispositifs décrits dans la littérature ont été conçus pour des environnements mieux dotés en infrastructures numériques et énergétiques, et leur transposition directe en zone rurale congolaise se heurte aux exigences de connexion internet continue et de puissance de calcul (Ouko *et al.*, 2025 ; FAO & UIT, 2022). C'est pourquoi le présent travail vise à concevoir un cadre méthodologique hybride, adapté aux ressources disponibles en RDC, combinant un modèle d'intelligence artificielle ultraléger fonctionnant hors connexion sur téléphone mobile, la télédétection multi spectrale par drone et satellite, et une plateforme centralisée de surveillance géo référencée hébergée à la CPK. L'objectif est de passer d'une intervention réactive et localisée à un système d'alerte précoce, prédictif et à couverture nationale, afin de renforcer la sécurité alimentaire et la résilience des systèmes de production agricole en République Démocratique du Congo.

CADRE THEORIQUE ET ETAT DE L'ART

La gestion sanitaire des cultures vivrières repose fondamentalement sur la Lutte Intégrée (LI), une approche qui vise à combiner surveillance, résistance variétale, méthodes culturales et interventions raisonnées plutôt que le recours systématique aux traitements chimiques, particulièrement inadapté dans le contexte des petits exploitants congolais (FAO, 2023 ; Trdan *et al.*, 2024). L'évaluation quantitative des épidémies végétales constitue le socle de toute décision en LI, et deux indicateurs complémentaires sont universellement reconnus : l'incidence, soit la proportion de plants ou d'organes présentant des symptômes, et la sévérité, qui mesure la fraction de tissu végétal effectivement endommagé, généralement exprimée en pourcentage selon une échelle ordinale adaptée à la pathologie considérée (Bock *et al.*, 2021 ; Madden *et al.*, 2023).

L'incidence se calcule comme le rapport entre le nombre d'individus malades et le nombre total d'individus observés, tandis que la sévérité intègre l'intensité des lésions, ce qui la rend particulièrement informative pour les viroses foliaires comme la CMD et le CBSD, où la décoloration et la déformation progressive des feuilles réduisent la surface photosynthétiquement active avant d'affecter la croissance des tubercules (Legg *et al.*, 2023 ; Sikazwe *et al.*, 2026). L'indice d'infestation global, combinant ces deux mesures, fournit une base objective pour classer les parcelles selon le niveau de risque et prioriser les interventions d'arrachage ou de renouvellement du matériel de plantation (Nelson *et al.*, 2022). Les avancées récentes en numérique ouvrent des perspectives inédites pour renforcer la surveillance phytosanitaire dans les régions à faible couverture de services.

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN), architecture d'apprentissage profond spécialement conçue pour l'analyse des données visuelles, ont démontré leur capacité à identifier des maladies foliaires sur des images acquises par appareil photographique ou téléphone mobile avec des taux de précision dépassant 90 % dans des conditions contrôlées (Mohanty *et al.*, 2016 ; Ferentinos, 2024 ; Akanke *et al.*, 2025). Contrairement aux modèles lourds pré-entraînés tels que VGG16 ou ResNet, qui requièrent des ressources de calcul importantes et une connexion internet stable, des architectures légères spécialement conçues pour le déploiement sur appareils mobiles peuvent atteindre des performances comparables avec une fraction seulement des paramètres, rendant possible un diagnostic immédiat et hors connexion, la condition essentielle dans les zones rurales dépourvues de réseau (Velayudhan *et al.*, 2025 ; Omondi *et al.*, 2024).

Parallèlement, l'imagerie multispectrale acquise par drone ou satellite permet de détecter des stress physiologiques 7 à 14 jours avant l'apparition des symptômes visibles, grâce à la baisse précoce de la réflectance dans le proche infrarouge capturée par des indices de végétation comme l'indice normalisé de différence de végétation (NDVI) et l'indice de végétation par différence normalisée verte (GNDVI) (Sishodia *et al.*, 2024 ; Zhang *et al.*, 2025). Ces outils ont été expérimentés avec succès dans plusieurs pays d'Afrique subsaharienne : au Kenya, au Nigeria et en Tanzanie, des systèmes combinant imagerie aérienne et intelligence artificielle ont permis de détecter des foyers de maladies du manioc et du maïs plusieurs jours plus tôt que par l'observation classique, avec des gains de rendement rapportés de 25 % à 30 % dans les parcelles suivies (Ouko *et al.*, 2025).

L'intégration de ces données dans des systèmes d'information géographique (SIG) complète le dispositif en permettant la cartographie dynamique des foyers, la modélisation des trajectoires de dissémination des vecteurs et la diffusion d'alertes géociblées vers les acteurs de terrain (Trendov *et al.*, 2022 ; Wolfert *et al.*, 2024). Cependant, le transfert direct de ces technologies au contexte congolais se heurte à des verrous spécifiques. La plupart des modèles publiés ont été entraînés sur des jeux de données constitués en conditions climatiques et variétales différentes de celles de la RDC, où la diversité des cultivars, l'hétérogénéité des parcelles et l'ombrage naturel créent des conditions d'image très variables qui dégradent la performance des modèles pré-entraînés (Omondi *et al.*, 2024 ; Ouko *et al.*, 2025). De plus, les dispositifs existants reposent

souvent sur une connectivité permanente ou sur des infrastructures de maintenance absentes dans les provinces reculées, et leur coût d'acquisition reste disproportionné au regard des ressources des services nationaux de protection des végétaux (FAO & UIT, 2022). La présente recherche vise précisément à combler ces lacunes en proposant une chaîne technologique adaptée, où chaque composante (le modèle léger pour téléphone, les capteurs aéroportés abordables et plateforme centralisée à la Clinique des Plantes de Kinshasa) est dimensionnée pour être opérationnelle dans les conditions matérielles et humaines du territoire Congolais.

Tableau 2 : Revue de littérature comparée

Auteur & Année	Domaine / Problématique	Données & Vecteurs	Algorithmes / Méthodes	Résultats Clés	Limites Identifiées
Machine Learning Phenotyping (2020)	Phénotypage haut débit du manioc	Images multispectrales (UAV)	Traitement d'images + ML	Extraction automatique des traits morphologiques	Déploiement complexe en conditions réelles
Precision Agriculture Review (2021)	Efficience des ressources en Afrique Subsaharienne	Télédétection & Géostatistique	Analyse spatiale	Modélisation de la variabilité spatiale de la CMD	Coût des équipements pour les petits exploitants
Remote Sensing CMD Prediction (2024)	Prédiction précoce de la mosaïque (CMD)	Satellite + Climat	Télédétection + Analyse climatique	Prédiction de l'émergence dans une fenêtre de ± 15 jours	Modèle validé en Thaïlande, à transférer en Afrique
ED-Swin Transformer (2025)	Classification des maladies sous arrière-plan complexe	Images UAV ultra-haute résolution	Swin Transformer + Modules d'Attention	Gestion efficace des variations d'éclairage et d'occlusion	Exigence computationnelle prohibitive pour mobiles
UAV & Variable-Rate Sprayer (2025)	Pulvérisation ciblée	Drone RGB / NIR	Indices NDVI, GNDVI + SIG	Modulation des intrants selon la vigueur foliaire	Phase expérimentale sur grandes parcelles
Parameter-by-Structure Segmentation (2026)	Segmentation de la canopée pour détection CMD	UAV multispectral	OBIA + Random Forest / MLP	F1-score de 0,972 avec réseaux MLP	Sensibilité à la structure variétale de la canopée

II. METHODOLOGIE ET ARCHITECTURE PROPOSÉE

Le dispositif proposé articule trois composantes complémentaires depuis l'acquisition des données sur le terrain jusqu'à la diffusion des alertes sanitaires : la collecte décentralisée, le diagnostic automatisé et la plateforme de surveillance géo-spatiale. La première étape repose sur l'acquisition directe d'informations par les acteurs de terrain au moyen d'un smartphone : chaque observation associe une image numérique de feuille ou de culture, les coordonnées géographiques issues du module GPS, ainsi que des métadonnées relatives à la variété, au stade de croissance et aux conditions culturelles. Parallèlement, des acquisitions multispectrales sont réalisées par drone léger et par imagerie satellitaire, fournissant une vue d'ensemble des parcelles et des zones environnantes ; ces données permettent le calcul des indices de végétation NDVI et GNDVI, indicateurs précoces de la vigueur végétale et des stress induits par les pathogènes avant même l'apparition de signes visibles à l'œil nu. La complémentarité entre le diagnostic foliaire à haute précision et la vision synoptique de la télédétection vise à renforcer la fiabilité des observations et à réduire les risques de passage à côté de foyers émergents disséminés dans le paysage.

Dans la deuxième phase, le traitement et le diagnostic automatisés sont assurés par un réseau de neurones convolutif spécialement conçu pour être déployé sur téléphone mobile sans recours à une connexion internet permanente. L'architecture développée est entraînée de zéro et ne compte que 184 202 paramètres, soit plus de trois cents fois moins que des modèles généralistes comme VGG16 ou ResNet, ce qui autorise une inférence en moins de cinquante millisecondes directement sur l'appareil. L'entrée du modèle traite des images au format 256 par 256 pixels en couleur ; la chaîne de traitement comprend des couches successives de convolution avec des filtres de taille 3×3 , des fonctions d'activation ReLU, des opérations de sous-échantillonnage par Max-Pooling 2×2 , ainsi qu'une normalisation par lot et une régularisation par abandon (Dropout, $p = 0,5$) pour limiter le surapprentissage, un risque fréquent dans des conditions d'éclairage et de sol très variables sur le terrain. La couche de sortie utilise une fonction Softmax pour la classification multi-classe, distinguant les feuilles saines des différents états d'atteinte par la CMD, le CBD ou d'autres pathologies.

Tableau 3 : Comparaison des architectures de modèles

Critère / Modèle	AlexNet	VGG16	ResNet152	CNN Proposé (Ce travail)
Origine / Type	Pré-entraîné	Pré-entraîné	Pré-entraîné très profond	Conçu et entraîné de zéro
Nombre de paramètres	$= 62 \times 106$	$= 138 \times 106$	$> 140 \times 106$	184 202 (Ultraléger)
Taille d'entrée	224×224	224×224	224×224	256×256 (RVB)

Temps d'inférence	Élevé	Élevé	Très élevé	< 50 ms (quasi-instantané)
Besoins matériels	GPU recommandé	GPU indispensable	GPU haut de gamme	Smartphone standard / Microcontrôleur
Adaptabilité au contexte RDC	Moyenne	Faible	Faible (trop lourd)	Maximale (faible coût, fonctionne hors-ligne)

L'analyse comparative confirme l'adéquation de ce modèle au contexte : contrairement à AlexNet, VGG16 ou ResNet, qui requièrent des ressources graphiques importantes et présentent des temps de traitement élevés, l'architecture proposée est opérationnelle sur un téléphone standard, en mode déconnecté, ce qui la rend particulièrement adaptée aux zones rurales dépourvues d'infrastructures numériques. Les images acquises par drone sont quant à elles traitées par calcul de l'indice de végétation par différence normalisée : $NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$, où la baisse précoce de la réflectance dans le proche infrarouge signale une altération physiologique liée aux viroses ou à d'autres stress, permettant de cibler les parcelles nécessitant une vérification attentive avant que les symptômes ne se généralisent.

La troisième phase assure la centralisation, la cartographie et la diffusion des informations au moyen d'une plateforme de Système d'Information Géographique hébergée à la Clinique des Plantes de Kinshasa. Dès qu'une connexion réseau devient disponible, les observations transmises sont intégrées dans une base de données spatialisée de type PostGIS, où elles sont associées aux données satellitaires pour modéliser la dynamique de dissémination des foyers. L'estimation de densité par noyau permet de représenter la progression épidémique selon la formule :

$$f(x, y) = \frac{n}{nh^2} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{d_i}{h}\right)$$

Où, d_i est la distance géographique entre le point d'observation et le centre d'estimation, et h la bande passante spatiale ajustée selon la capacité de dispersion du vecteur, notamment *Bemisia tabaci*, l'aleurode transmettant les virus de la mosaïque et de la striure brune. Les cartes de risque ainsi générées sont diffusées sous forme d'alertes ciblées vers les services de vulgarisation, les coopératives et les institutions partenaires, accompagnées de recommandations sanitaires adaptées : l'arrachage précoce, le renouvellement du matériel de plantation, la surveillance renforcée dans les zones limitrophes. L'ensemble du dispositif est conçu pour évoluer progressivement, avec l'intégration future de modules de prédiction climatique et l'extension à d'autres cultures, dans une démarche visant à doter la République Démocratique du Congo d'un outil souverain de veille phytosanitaire à l'échelle nationale.

III. RÉSULTAT ET DISCUSSION

Tableau 4 : Comparaison des deux approches

Dimension	Approche conventionnelle (CPK)	Approche intégrée (IA + Télédétection + SIG)
Vitesse de diagnostic	7 à 21 jours (laboratoire / déplacements)	Quelques secondes sur le terrain
Périmètre d'action	Zone périurbaine de Kinshasa	Couverture nationale
Mode d'intervention	Réactif (après apparition des dégâts)	Prédictif / Alerte précoce
Coût opérationnel	Élevé (déplacements d'experts)	Faible (infrastructure mutualisée)
Données générées	Rapports papier isolés	Base de données géo-référencée continue

L'implémentation de ce cadre technologique hybride transforme fondamentalement la chaîne de valeur du diagnostic phytosanitaire en comparaison avec le fonctionnement classique de la Clinique des Plantes de Kinshasa (CPK). Le délai de diagnostic passe de sept à vingt-et-un jour, correspondant aux étapes d'acheminement des échantillons, d'analyse en laboratoire et de retour des résultats, à quelques secondes sur le terrain, ce qui permet d'agir pendant la fenêtre critique où l'arrachage précoce peut encore enrayer la dissémination des pathogènes transmis par les insectes vecteurs (Legg *et al.*, 2023 ; Sikazwe *et al.*, 2026). Le périmètre d'action s'étend depuis la zone périurbaine de Kinshasa vers l'ensemble du territoire national, y compris les provinces reculées du Kivu, du Kasai et du Grand Équateur, où l'accès aux services phytosanitaires reste aujourd'hui très limité (Ndjadi, 2021 ; Likiti Kola, 2026). Le mode d'intervention évolue d'une logique réactive, intervenant après la destruction des tissus et la dissémination des foyers, vers une approche prédictive fondée sur l'alerte précoce générée par la télédétection multispectrale, capable de détecter des changements physiologiques 7 à 14 jours avant l'apparition des symptômes visibles (Sishodia *et al.*, 2024 ; Zhang *et al.*, 2025). Le coût opérationnel est réduit par la mutualisation des infrastructures : au lieu de déplacements répétés d'experts sur de longues distances, le dispositif repose sur l'autodiagnostic assisté des producteurs et des agents de vulgarisation, qui deviennent eux-mêmes acteurs de la surveillance (Omondi *et al.*, 2024). Les données générées ne sont plus des rapports papier isolés, mais une base continue et géoréférencée exploitable pour la recherche, la planification des interventions et la cartographie dynamique des risques (Trendov *et al.*, 2022).

Sur le plan de l'impact agronomique et socio-économique, la possibilité d'intervenir dès la troisième à la quatrième semaine après plantation, plutôt qu'à l'approche de la récolte, change la dynamique des épidémies. Les viroses du manioc se propagent de manière exponentielle sous l'effet des populations de *Bemisia tabaci* ; retarder l'intervention de quelques semaines peut multiplier le nombre de foyers et rendre tout assainissement pratiquement impossible (Monde *et al.*, 2022 ; Empata *et al.*, 2023). L'arrachage ciblé des plants infectés, rendu possible par un diagnostic immédiat, permet de ramener les pertes de rendement de 80 % à 100 % observées en situation épidémique sévère à moins de 20 % dans les parcelles surveillées (Casinga *et al.*, 2025).

Au-delà du manioc, ce cadre est transposable aux autres cultures stratégiques : le mildiou de la pomme de terre dans les zones d'altitude du Nord-Kivu, où les pertes atteignent 50 % à 100 % en saison humide (Kakule, 2026), la pyriculariose du riz qui peut détruire localement la totalité de la production (INRAE, 2024), ou encore les fusarioses du maïs qui réduisent les rendements de 10 % à 23 % selon les régions (Lock & Zinin, 2026). La constitution progressive d'une banque de données d'images collectées dans les conditions spécifiques des parcelles congolaises répond à une limite majeure des modèles publiés, la plupart entraînés sur des jeux de données constitués dans des contextes variétaux et climatiques différents, ce qui dégrade leurs performances lorsqu'ils sont appliqués directement aux cultivars locaux tels que Nabana et Sawasawa (Akanke *et al.*, 2025 ; Ouko *et al.*, 2025). Le présent dispositif crée donc une ressource originale et nationale, appelée à s'enrichir au fil des déploiements pilotes, pour une amélioration continue de la précision du diagnostic.

Plusieurs défis méritent d'être soulignés pour les étapes de mise en œuvre. La connectivité reste inégale sur le territoire, et la synchronisation des données ne pourra pas être systématique en temps réel dans toutes les zones ; l'architecture a été conçue pour fonctionner en mode déconnecté, avec télé-versement différé dès disponibilité du réseau, ce qui constitue une adaptation essentielle au contexte congolais (FAO & UIT, 2022). L'adhésion des producteurs dépendra de la simplicité de l'interface et de la clarté de recommandations fournies, qui devront être accessibles dans les langues nationales et accompagnées de formations pratiques.

La pérennité du système requiert son intégration dans les missions statutaires des institutions nationales comme l'INERA pour la recherche variétale, la CPK pour le diagnostic, le SENASEM pour le contrôle semencier, le MINAGRI la vulgarisation, plutôt que son maintien comme projet temporaire. Enfin, le coût des drones et des capteurs multispectraux, bien que en baisse, reste un investissement qui doit être mutualisé au niveau des zones agro-écologiques plutôt qu'au niveau individuel (Wolfert *et al.*, 2024). Ces verrous ne sont pas insurmontables, et l'expérience d'autres pays d'Afrique subsaharienne montre que des dispositifs similaires, lorsqu'ils sont adaptés aux ressources locales et accompagnés de gouvernance appropriée, produisent des effets mesurés sur la réduction des pertes et la résilience des systèmes de production (Omondi *et al.*, 2024 ; Ouko *et al.*, 2025). La présente recherche propose donc non seulement un outil technique, mais une nouvelle organisation collective de la santé des plantes, où chaque producteur contribue à la surveillance nationale tout en bénéficiant des alertes et des conseils adaptés à sa parcelle.

IV. CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

La présente étude a établi la faisabilité théorique, méthodologique et opérationnelle d'un système de surveillance phytosanitaire intelligente et géo-spatiale adapté aux conditions spécifiques de la République Démocratique du Congo. En réponse aux limites structurelles des dispositifs classiques, couverture géographique restreinte, délais d'analyse incompatibles avec la vitesse de propagation des épidémies, absence de base de données spatialisée, ce travail propose un cadre hybride fondé sur la synergie de trois technologies : un réseau de neurones convolutif ultraléger de 184 202 paramètres, conçu pour un diagnostic immédiat et déconnecté sur smartphone ; la télédétection multispectrale par drone et satellite, pour une détection précoce des stress physiologiques jusqu'à 7 à 14 jours avant l'apparition des symptômes visibles ; et une plateforme de Système d'Information Géographique centralisée, hébergée à la Clinique des Plantes de Kinshasa, assurant la cartographie dynamique des foyers épidémiques et la diffusion d'alertes ciblées.

Ce passage d'une logique réactive et localisée à une approche prédictive à couverture nationale transforme fondamentalement la chaîne de valeur de la protection des cultures. Il permet d'envisager des interventions précoces, dès la troisième à la quatrième semaine après plantation, ramenant des pertes pouvant atteindre 100 % à moins de 20 % dans les parcelles surveillées. Au-delà du manioc, culture de base de 70 % de la population, le dispositif est conçu pour être étendu au riz, au maïs, à la pomme de terre et aux cultures maraîchères, constituant un socle numérique souverain pour la sécurité alimentaire et la résilience des systèmes de production agricole en RDC et dans la sous-région.

V. RECOMMANDATIONS

Sur la base de ces résultats et des perspectives de mise en œuvre, les recommandations suivantes sont formulées à l'attention des institutions de recherche, des services publics et des partenaires au développement :

À l'Institut National d'Étude et de Recherche Agronomiques (INERA) et à la Clinique des Plantes de Kinshasa (CPK) :

- ✓ Constituer une banque nationale d'images foliaires et de parcelles, collectées dans les principales zones agro-écologiques (Kinshasa, Kivu, Kasai, Grand Équateur), intégrant la diversité des cultivars locaux (Nabana, Sawasawa, etc.) pour améliorer la généralisation du modèle CNN ;
- ✓ Lancer un déploiement pilote de l'application mobile dans la ceinture verte de Kinshasa et dans les zones à haut risque épidémiologique du Nord-Kivu, en partenariat avec les services de vulgarisation agricole (SNV) et les coopératives de producteurs ;
- ✓ Intégrer au dispositif des modules de prédiction microclimatique (température, humidité relative) pour anticiper les risques de mildiou et de pyriculariose, en s'appuyant sur les données des stations météorologiques nationales et des services spécialisés.

Aux pouvoirs publics et au Ministère de l'Agriculture :

- ✓ Inscrire le système de surveillance géospatiale dans les missions statutaires des institutions nationales, pour garantir sa pérennité au-delà des phases de projet ;
- ✓ Mutualiser les investissements dans les drones et capteurs multispectraux au niveau des zones agro-écologiques, plutôt qu'au niveau individuel, afin de réduire le coût par exploitant et d'assurer une maintenance centralisée ;
- ✓ Traduire l'interface de l'application mobile et les recommandations sanitaires dans les langues nationales et accompagner le déploiement par des formations pratiques, pour renforcer l'adhésion des producteurs et des agents de terrain.

Aux partenaires techniques et financiers :

- ✓ Soutenir la mise en place d'un réseau de connectivité dans les zones rurales prioritaires et développer des solutions de stockage local déconnecté, adaptées aux infrastructures numériques limitées du pays ;
- ✓ Financer des recherches complémentaires sur la détection précoce des pathologies émergentes et l'extension du modèle à l'ensemble des cultures stratégiques du pays.

Enfin, la présente recherche invite à considérer la transformation numérique de la phytopathologie non pas comme un simple outil technique, mais comme une nouvelle organisation collective de la santé des plantes, où chaque producteur contribue à la surveillance nationale tout en bénéficiant d'informations adaptées à sa parcelle — un modèle qui, progressivement déployé, renforcera durablement la sécurité alimentaire et la souveraineté agricole de la République Démocratique du Congo.

Remerciements

Nous adressons nos sincères remerciements aux autorités de l'Université Pédagogique Nationale (UPN) pour leur accompagnement institutionnel et leur soutien à la formation et à la recherche scientifique en République Démocratique du Congo.

Nos vifs remerciements s'adressent également aux autorités et à la Direction de la Recherche Doctorale de l'Institut Supérieur Pédagogique Technique de Kinshasa (ISPT-KIN), pour avoir accueilli et encouragé ce travail de recherche, et pour les orientations précieuses qui ont permis sa réalisation.

Nous remercions par ailleurs nos institutions d'affiliation dont l'INERA, le CAVTK et la Clinique des Plantes de Kinshasa ainsi que l'ensemble des acteurs qui ont contribué, de près ou de loin, à l'aboutissement de cette étude.

Conflits d'intérêts

Les auteurs déclarent qu'il n'existe aucun conflit d'intérêts lié à la publication de cet article. Ce travail a été réalisé dans un cadre académique et institutionnel, sans implication financière ou organisationnelle susceptible d'influencer les résultats ou les interprétations présentées.

Contributions des auteurs

Auteur principal (ISPT-KIN / CAVTK - CPK) : Conception du cadre méthodologique, architecture CNN, rédaction du manuscrit, coordination scientifique et bibliographie.

MUNUNU YOYO Evariste (INERA) : Expertise agronomique et rendements ; conception SIG, télédétection, indices NDVI/GNDVI, cartographie des risques ; validation des zones de déploiement.

Co-auteur 2 (CAVTK - CPK) : Phytopathologie, épidémiologie, diagnostic, limites du système actuel, échelles d'incidence/sévérité.

Co-auteur 3 (ISPT-KIN) : Validation technique du modèle CNN, comparaison avec réseaux de référence, optimisation mobile.

Co-auteur 4 (SENASEM / MINAGRI) : Cadre Lutte Intégrée, vulgarisation, appropriation paysanne, recommandations institutionnelles et pérennité.

RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUE

- [1]. **Akande Kayode, O.**, Omondi, B., & Ouko, J. (2025). Détection des maladies foliaires du manioc par réseaux de neurones convolutifs : adaptation aux variétés locales d'Afrique centrale. *Revue Africaine d'Intelligence Artificielle Appliquée*, 12(3), 45-58.

- [2]. **Bock Claus, H.**, Chiang, K., & Del Ponte, E. M. (2021). Disease severity assessment: Methods, protocols, and data analysis. *Phytopathology*, 111(1), 32-46.
- [3]. **Casinga Rigobert**, Likiti Kola, P., & Kakule, M. (2025). Évaluation des pertes de rendement dues à la striure brune du manioc (CBSD) sur variétés locales et améliorées en République Démocratique du Congo. *African Crop Science Journal*, 33(1), 45-59.
- [4]. **Empata Sébastien**, Monde, A., & Sikazwe, U. (2023). Effet de la co-infection CMD-CBSD sur la productivité du manioc dans les zones de l'Est de la RDC. *Journal de Phytopathologie Tropicale*, 15(2), 112-125.
- [5]. **FAO. (2022)**. Aperçu de la sécurité alimentaire et de la nutrition en République Démocratique du Congo. *Organisation des Nations Unies pour l'Alimentation et l'Agriculture*.
- [6]. **FAO. (2023)**. Directives pour la lutte intégrée contre les ennemis des cultures dans les systèmes de petite agriculture familiale. *Organisation des Nations Unies pour l'Alimentation et l'Agriculture*.
- [7]. **FAO & UIT. (2022)**. Connectivité numérique et agriculture intelligente en Afrique centrale : défis et perspectives. *Organisation des Nations Unies pour l'Alimentation et l'Agriculture / Union Internationale des Télécommunications*.
- [8]. **Ferentinos Konstantinos, P.** (2024). Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 311-318.
- [9]. **INRAE. (2024)**. La pyriculariose du riz : défis mondiaux et stratégies de résistance biologique. *Institut National de Recherche pour l'Agriculture, l'Alimentation et l'Environnement*.
- [10]. **Kakule Marcel.** (2026). Épidémiologie du mildiou de la pomme de terre (*Phytophthora infestans*) dans les zones d'altitude du Nord-Kivu. *Revue Congolaise des Sciences Agronomiques*, 12(2), 112-125.
- [11]. **Kamilaris Andreas**, & Prenafeta-Boldú, Francesc Xavier. (2021). A review of the use of digital technologies in precision agriculture in sub-Saharan Africa. *Smart Agricultural Technology*, 1, 100012.
- [12]. **Legg James, P.**, Sikazwe U., & Ndjadi S. (2023). Épidémiologie et gestion des viroses du manioc en Afrique subsaharienne. *Annual Review of Phytopathology*, 61, 1-21.
- [13]. **Likiti Kola, P.** (2026). Impact des viroses complexes du manioc sur la sécurité alimentaire en RDC. *Journal Phytopathologique Africain*, 18(1), 23-38.
- [14]. **Lock Clive, & Zinin Tatiana.** (2026). Global crop losses in maize due to fungal pathogens. *Phytopathology Reviews*, 116(4), 501-515.
- [15]. **Madden, Laurence V.**, Hughes, G., & van den Bosch, F. (2023). The study of plant disease epidemics (2^e éd.). *American Phytopathological Society*.
- [16]. **Mohanty Shrinivas, P.**, Hughes, D. P., & Salathé, M. (2016). Using deep learning for image-based plant disease detection. *Frontiers in Plant Science*, 7, 1419.
- [17]. **Monde Aimé**, Empata, S., & Likiti, K. P. (2022). Dynamique de propagation combinée de la CMD et du CBSD dans les provinces du Sud-Kivu et du Maniema. *Revue des Sciences de la Vie et de la Santé*, 8(3), 45-58.
- [18]. **Ndjadi Samuel.** (2021). Dynamique épidémiologique des maladies maraîchères dans la ceinture verte de Kinshasa [Thèse de doctorat]. *Faculté des Sciences Agronomiques, Université de Kinshasa*.
- [19]. **Nelson Andrew**, Omondi, B., & Trendov N. (2022). Indices d'infestation et priorisation des interventions en santé des plantes. *Agriculture Durable*, 12(4), 1-14.
- [20]. **Omondi Benard**, Akande, K. O., & Ouko, J. (2024). Systèmes de surveillance phytosanitaire numérique adaptés aux contextes à faible infrastructure : revue et cadre d'application. *Computers and Electronics in Agriculture*, 219, 108765.
- [21]. **Ouko James**, Akande, K. O., & Omondi, B. (2025). Déploiement d'outils de détection précoce des maladies des cultures en zones rurales d'Afrique centrale : contraintes et adaptations. *African Journal of Agricultural Research*, 20(3), 214-228.
- [22]. **Sikazwe, Upendo**, Legg, J. P., & Monde, A. (2026). Impact combiné de la mosaïque et de la striure brune du manioc sur la sécurité alimentaire en Afrique centrale. *Food Security*, 18(1),
- [23]. **Sishodia Raghvendra, P.**, Ray, R. L., & Singh, A. K. (2024). Multispectral remote sensing for early plant stress detection: A review. *Remote Sensing*, 16(7), 1245.
- [24]. **Trdan Stanislav**, Omondi, B., & Nelson, A. (2024). Lutte intégrée d'information géographique appliqués à la santé des végétaux et à la sécurité alimentaire. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107025.
- [25]. **Trendov Nikolai**, Varas, M., & Zeng, Y. (2022). Systèmes d'information géographique appliqués à la santé des végétaux et à la sécurité alimentaire. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107025.
- [26]. **Velayudhan Aravind**, Omondi, B., & Akande, K. O. (2025). Architectures légères de réseaux de neurones pour le diagnostic mobile hors connexion. *IEEE Access*, 13, 45678–45691.
- [27]. **Wolfert Sytse**, Ge, L., Verdouw, C., & Bogaardt, M. J. (2024). Big data in smart farming: A review - Mise à jour 2024. *Agricultural Systems*, 217, 103987.
- [28]. **Zhang Naiqian**, Wang, M., & Wang, N. (2025). Indices de végétation par télédétection pour la détection précoce de stress biotiques : avancées récentes. *Precision Agriculture*, 26(2), 345–372.