

Une photo de feuille suffit pour diagnostiquer une maladie végétale

Vision par ordinateur, CNN et transfert learning pour la phytopathologie numérique

Pinel Baudelaire T. DAHOUI

Data Scientist & IA | Ingénieur en Travaux Statistiques
tpineldahoui@gmail.com | github.com/Baudelaire12

17 Avril 2026

Série LinkedIn STEM au Quotidien — Jour 24/40

Plan de la présentation

- 1 Mise en contexte
- 2 Concepts clés
- 3 Développement mathématique
- 4 Cas pratique
- 5 Conclusion
- 6 Références

Les maladies des plantes : un fléau silencieux

Chiffre clé

Les maladies des plantes causent des pertes de **10 à 16%** de la production alimentaire mondiale annuellement soit entre 220 et 545 milliards de dollars de pertes économiques (Savary et al., 2019). En Afrique subsaharienne, ces pertes peuvent atteindre **40%** des récoltes.

- La **rouille du blé** (*Puccinia striiformis*) peut dévaster **70%** d'une récolte en quelques semaines si non détectée à temps.
- Au Bénin, la **striure du maïs** (MLND) et les **aflatoxines** du maïs et de l'arachide constituent des menaces majeures pour la sécurité alimentaire (IITA, 2020).
- Le projet **PlantVillage** (Penn State University) a constitué une base de données de **54 306 images** de feuilles de 26 espèces et 38 maladies, devenue le benchmark mondial du domaine.

Question centrale

Comment un réseau de neurones convolutif entraîné sur des images de feuilles peut-il diagnostiquer une maladie végétale avec la précision d'un agronome expert ?

Du symptôme visuel au diagnostic algorithmique

Types de symptômes phytopathologiques détectables par vision :

Symptôme	Exemple de maladie	Culture affectée
Taches nécrotiques	Alternariose	Tomate, pomme
Rouille (pustules)	Rouille du maïs	Maïs, blé
Jaunissement	Déficiência azotée	Toutes cultures
Moisissures	Mildiou	Vigne, pomme de terre
Déformation	Virus de la mosaïque	Manioc, haricot
Taches angulaires	Bactériose	Coton, soja

Chaîne de valeur de la détection

**Photo (smartphone) → Prétraitement → CNN → Diagnostic + sévérité →
Recommandation traitement → Alerte géolocalisée**

Architecture CNN pour la classification de maladies

Opération de convolution 2D :

$$(I * K)[i, j] = \sum_m \sum_n I[i + m, j + n] \cdot K[m, n]$$

Augmentation de données — transformations affines :

$$\mathbf{x}' = A\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

(rotations, symétries, recadrages aléatoires, variation de luminosité, zoom)

Transfert learning — Fine-tuning de ResNet-50 (He et al., 2016) :

- ❶ **Congeler** les $L - k$ premières couches (features génériques ImageNet)
- ❷ **Remplacer** la couche de sortie : $\text{FC}(1000) \rightarrow \text{FC}(38)$ (38 classes)
- ❸ **Entraîner** uniquement les k dernières couches + tête de classification
- ❹ **Fine-tuner** progressivement en décongelant les couches précédentes

Loss : Cross-entropie multiclasse

$$\mathcal{L} = - \sum_{c=1}^{38} y_c \log \hat{p}_c$$

Métriques d'évaluation et Grad-CAM

Métriques de classification multiclasse :

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum_c VP_c}{N}, \quad F_1^{\text{macro}} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C F_{1,c}$$

Matrice de confusion normalisée : visualise les confusions entre classes similaires (ex. : distinguer deux types de rouille).

Grad-CAM (Selvaraju et al., 2017) — Explicabilité visuelle :

$$\alpha_k^c = \frac{1}{Z} \sum_i \sum_j \frac{\partial y^c}{\partial A_{ij}^k}$$

$$L_{\text{Grad-CAM}}^c = \text{ReLU} \left(\sum_k \alpha_k^c A^k \right)$$

Produit une **carte de chaleur** qui localise les zones de la feuille ayant déclenché le diagnostic — crucial pour la confiance des agriculteurs.

Cas pratique : PlantVillage & Nuru App (Kenya)

PlantVillage — Penn State (Mohanty et al., 2016)

Premier modèle CNN entraîné sur **54 306 images** de 26 plantes et 38 maladies. ResNet-50 fine-tuné atteint une précision de **99,35%** en conditions contrôlées (Mohanty et al., 2016) mais chute à **31%** sur des photos de terrain réelles.

Nuru — Application mobile au Kenya (PlantVillage, 2019) :

- Cible : manioc (Cassava Brown Streak Disease, Cassava Mosaic) et maïs (Fall Armyworm)
- Fonctionne **hors connexion** (modèle TensorFlow Lite intégré au smartphone)
- Précision terrain : **85–92%** après ré-entraînement sur images locales
- Déployée auprès de **4 millions d'agriculteurs** en Afrique de l'Est (2020)

Bénin : Les cultures de manioc, maïs et coton sont menacées par des maladies similaires. Une adaptation de Nuru aux variétés béninoises est techniquement faisable avec des données locales étiquetées par l'**INRAB**.

Synthèse

La vision par ordinateur permet de démocratiser le diagnostic phytopathologique : un agriculteur avec un smartphone peut désormais obtenir un diagnostic en quelques secondes, sans attendre un agronome. La clé : disposer d'images de terrain localement représentatives pour entraîner des modèles robustes.

Perspectives béninoises :

- Constitution d'une base de données photographiques des maladies du maïs, coton et manioc au Bénin (INRAB + IITA Bénin)
- Développement d'une application mobile en fon et en bariba pour les agriculteurs du nord-Bénin
- Système d'alerte géolocalisée pour cartographier la progression des épidémies phytosanitaires
- Intégration dans les programmes d'extension agricole des CARDER

« Le meilleur agronome du monde peut maintenant être dans la poche de chaque »

Références bibliographiques

-  Mohanty, S. P., Hughes, D. P., & Salathé, M. (2016). Using deep learning for image-based plant disease detection. *Frontiers in Plant Science*, 7, 1419.
-  Savary, S., et al. (2019). The global burden of pathogens and pests on major food crops. *Nature Ecology & Evolution*, 3, 430–439.
-  He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *CVPR 2016*, 770–778.
-  Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D. (2017). Grad-CAM : Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *ICCV 2017*, 618–626.
-  International Institute of Tropical Agriculture. (2020). *Maize lethal necrosis in West Africa : Status, risks and management*. IITA Technical Report.
-  Hughes, D., & Salathé, M. (2015). An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics. *arXiv :1511.08060*.

Merci pour votre attention

Pinel Baudelaire T. DAHOUI

Data Scientist & IA | Ingénieur en Travaux Statistiques

`tpineldahoui@gmail.com | github.com/Baudelaire12`

LinkedIn : @Pinel Baudelaire DAHOUI

Série STEM au Quotidien — 40 jours