

Prédire une récolte avant de semer : l'agriculture devient science exacte

Modèles météorologiques, télédétection et machine learning pour la prédiction des rendements

Pinel Baudelaire T. DAHOUI

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

15 Avril 2026

Série LinkedIn STEM au Quotidien — Jour 22/40

Plan de la présentation

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

Pourquoi prédire les récoltes ?

Chiffre clé

En Afrique subsaharienne, une erreur de prévision des récoltes de **10%** peut déclencher des crises alimentaires, des fluctuations de prix de **40 à 60%** sur les marchés locaux, et des mouvements de population. Le PAM utilise des modèles de prédiction pour anticiper les besoins d'aide alimentaire **6 mois à l'avance** (WFP, 2023).

- Le rendement du maïs au Bénin varie de **0,8 à 2,2 tonnes/ha** selon les années climatiques (FAO FAOSTAT, 2022) une variabilité de 175% directement liée aux précipitations.
- Les modèles de prédiction de rendement basés sur satellite peuvent atteindre une précision de $R^2 > 0.85$ à l'échelle régionale (Lobell et al., 2015).
- **NASA Harvest** et **GEOGLAM** produisent des estimations mondiales de récoltes

Question centrale

Comment intégrer données météorologiques, satellites et algorithmes ML pour prédire un rendement agricole plusieurs semaines avant la récolte ?

Sources de données pour la prédiction de rendement

Type	Source	Variables	Résolution
Météo station	ASECNA, SYGHREAU	T, RH, Pluie	Journalière
Météo satellite	CHIRPS, ERA5	Précipitations	5 km
Satellite optique	Sentinel-2, MODIS	NDVI, EVI, LAI	10–500 m
Radar SAR	Sentinel-1	Humidité sol	10 m
Modèle de culture	DSSAT, APSIM	Phénologie, stress	Simulé
Données terrain	Enquêtes FAO	Rendement réel	Parcelle

Définition : LAI — Leaf Area Index

Le **LAI** (Indice de Surface Foliaire) quantifie la surface de feuilles par unité de surface au sol. C'est un prédicteur clé du rendement :
$$\text{LAI} = \frac{\text{Surface foliaire totale}}{\text{Surface au sol}}.$$

Modèle de culture DSSAT — Équations de croissance

Modèle de bilan hydrique de la plante (Ritchie, 1998) :

$$\frac{d\theta}{dt} = \frac{P - ET_a - R - D}{\Delta z}$$

où θ = humidité volumique du sol, P = précipitations, ET_a = évapotranspiration réelle, R = ruissellement, D = drainage, Δz = épaisseur de la couche racinaire.

Évapotranspiration de référence — Penman-Monteith (FAO-56, Allen et al., 1998) :

$$ET_0 = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T+273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 u_2)}$$

Accumulation de biomasse :

$$\frac{dB}{dt} = RUE \times PAR_{\text{intercepté}}, \quad PAR_{\text{int}} = PAR_0 \cdot (1 - e^{-k \cdot LAI})$$

(RUE = Radiation Use Efficiency ; k = coefficient d'extinction de Beer-Lambert)

Machine Learning pour la prédiction de rendement

Feature engineering temporel — séries NDVI phénologiques :

- NDVI max, min, moyen sur la saison culturale
- Intégrale temporelle du NDVI (proxy de la biomasse cumulée)
- Date de pic NDVI (proxy de la floraison)
- Anomalie NDVI vs. moyenne climatologique

Modèle Random Forest pour le rendement :

$$\hat{Y} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(\mathbf{x})$$

Modèle LSTM pour séries temporelles phénologiques : Intègre la séquence temporelle complète de NDVI décadaire $(x_1, x_2, \dots, x_T)$ et prédit le rendement final $\hat{Y}$ 4 à 6 semaines avant la récolte.

Performance typique

Sur les cultures de maïs en Afrique de l'Ouest, les modèles LSTM-NDVI atteignent des RMSE de **0,18 à 0,25 t/ha** avec $R^2 > 0.82$ (Mouret et al., 2021).

Cas pratique : prédiction des rendements rizicoles en Afrique

Projet AfricaRice / CGIAR

AfricaRice (Centre international du riz pour l'Afrique) a développé des modèles de prédiction des rendements rizicoles intégrant données Sentinel-2 et météo ERA5 pour **22 pays africains** (Saito et al., 2021).

Variables les plus prédictives identifiées (importance SHAP) :

Variable	Importance relative	Période critique
Précipitations cumulées	28%	Tallage (J30–J60)
NDVI pic	22%	Épiaison
Température nuit	18%	Floraison
Stress hydrique (SPI)	15%	Remplissage grain
Sol (texture, MO)	17%	Toute la saison

Application Bénin : La **SONAPRA** et l'**INRAB** pourraient déployer ces modèles pour anticiper les volumes de coton et soja dès le mois d'août, avant la récolte d'octobre.

Synthèse

La prédiction des récoltes par satellite et ML permet d'anticiper les crises alimentaires, d'optimiser les chaînes d'approvisionnement et de guider les politiques agricoles. En Afrique, où la variabilité climatique est extrême, ces outils sont essentiels pour la sécurité alimentaire.

Perspectives :

- Modèles de prédiction spécifiques aux cultures béninoises (coton, soja, maïs, igname)
- Intégration des données de El Niño/La Niña pour des prévisions saisonnières à 6 mois
- Systèmes d'alerte précoce alimentaire couplés aux marchés locaux (prix en temps réel)
- Accès open-data : Google Earth Engine, SERVIR-Afrique, Copernicus pour les chercheurs locaux

« Prédire la récolte avant de semer, c'est passer de l'agriculture de subsistance à l'agriculture de décision. »

Références bibliographiques

-  Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (1998). *Crop evapotranspiration — FAO Irrigation and Drainage Paper 56*. FAO.
-  Lobell, D. B., Thau, D., Seifert, C., Engle, E., & Little, B. (2015). A scalable satellite-based crop yield mapper. *Remote Sensing of Environment*, 164, 324–333.
-  Saito, K., et al. (2021). Mapping paddy rice yield and area in Africa using satellite data. *Field Crops Research*, 262, 108026.
-  Ritchie, J. T. (1998). Soil water balance and plant water stress. In *Understanding Options for Agricultural Production* (pp. 41–54). Springer.
-  World Food Programme. (2023). *CHIRPS and crop monitoring in the Sahel*. WFP VAM Food Security Analysis.
-  FAO. (2022). *FAOSTAT — Production statistics : Maize in Benin*. Food and Agriculture Organization.

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