



AKADEMIYA

L'expertise que nous avons. L'Afrique que nous voulons.

covid-19 Note de Synthèse

Août 2020

Prédiction de la production de cultures vivrières en temps de crise – Le cas de l'igname en République démocratique du Congo.

Mariam Diallo Chercheur Associé, AKADEMIYA2063 et Racine Ly Directeur, Management des Données, Produits et Technologies Numériques, AKADEMIYA2063

La pandémie de la COVID-19 a entraîné des perturbations dans plusieurs régions du pays en raison des effets de la maladie et des conséquences des politiques mises en œuvre pour atténuer sa propagation. Dans le secteur agricole, les impacts sont très variés, notamment sur l'accès aux marchés des produits agricoles et des intrants ou sur la mobilité des agriculteurs et des travailleurs agricoles. Pouvoir évaluer et quantifier l'effet combiné de la crise sanitaire sur la production vivrière des pays permet aux différentes parties prenantes de mieux planifier leurs interventions et de réagir de manière plus efficace. Si nous pouvons anticiper l'impact sur la production et l'offre alimentaires, nous pourrions plus aisément éviter que la pandémie ne se transforme en une crise de sécurité alimentaire et nutritionnelle. Avec des informations plus précises et plus opportunes sur la production vivrière, les pays peuvent concevoir des politiques ciblées pour protéger l'accès des communautés les plus vulnérables aux produits alimentaires.

En temps de crise, la difficulté d'accéder aux données et de les collecter constitue un obstacle à l'obtention d'informations précises et opportunes sur les systèmes de production et donc sur l'offre alimentaire des marchés locaux. Néanmoins, il est possible de surmonter cette difficulté en utilisant des données de télédétection. De nos jours, des images satellites à haute résolution temporelle et spatiale sont publiquement accessibles et permettent

d'accéder à distance à un riche ensemble d'informations liées aux données sur la végétation et le climat. Grâce aux possibilités offertes par l'intelligence artificielle, il est possible d'utiliser les techniques d'apprentissage automatique pour apprendre des modèles intégrés dans des ensembles de données et générer des informations concernant les résultats des productions futures.

Nous avons utilisé des réseaux de neurones artificiels et des données biophysiques de télédétection pour prédire la production d'ignames en RDC pour 2020, désagrégée au niveau des pixels (Figure 2); et nous l'avons comparée à la production de 2017 (Figure 1). L'igname est l'un des tubercules qui contribuent de manière significative à la disponibilité alimentaire en Afrique. En Afrique de l'Ouest, l'igname est l'une des principales sources de revenus et possède une grande valeur culturelle.

Selon les données de la FAO, la production d'ignames en RDC était d'environ 91 000 tonnes métriques en 2017. Notre modèle prévoit que la production en 2020 atteindra un peu plus de 92 000 tonnes métriques en 2020, ce qui représente une augmentation d'environ 2 % par rapport à la production de 2017. Notre modèle permet d'examiner la distribution spatiale des variations de la production entre 2017 et 2020 au niveau du pixel. Les deux cartes présentées aux Figures 1 et 2 montrent une légère différence en termes de production sur la période 2017-2020. Les résultats montrent également que

la production d'igname de 2020 est supérieure à celle de 2017 pour la majorité des régions. La Figure 3 compare [2] la production d'ignames prévue pour 2020 à la production de 2017, pixel par pixel (10 km). Les plus grandes variations

de production sont attendues dans les régions du nord-ouest et du sud du pays. La zone autour de Kinshasa, où la majeure partie de la production a lieu, indique le plus faible niveau de variation.

Figure 1. 2017 Spatially Disaggregated Yam production in The Democratic Republic of Congo; model SPAM 2017; IFPRI 2020

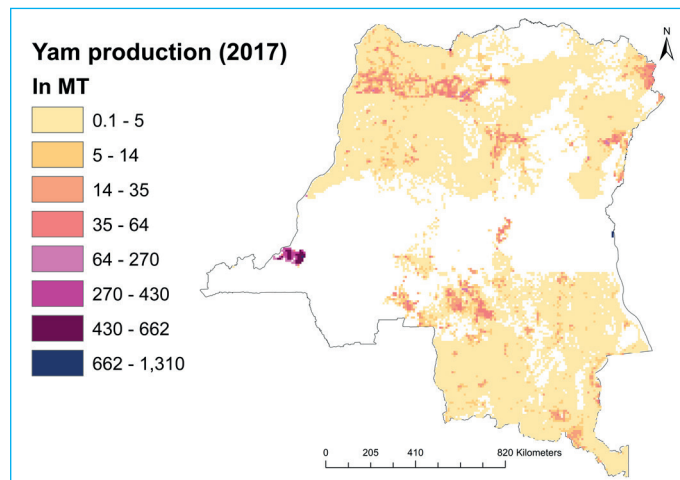


Figure 2. 2020 (predicted) of Yam production in The Democratic Republic of Congo

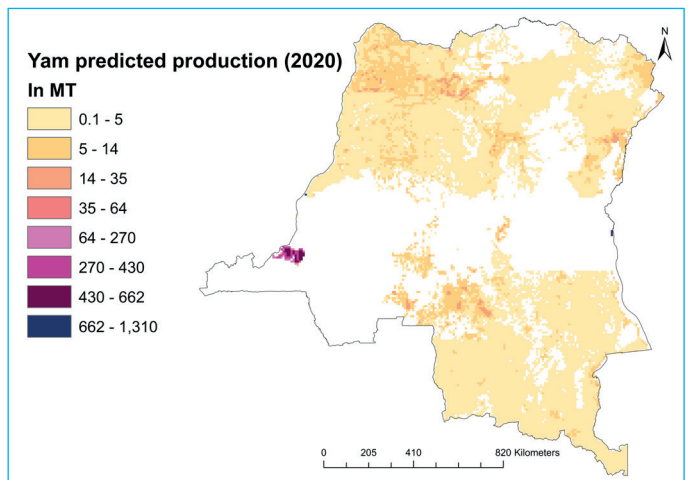
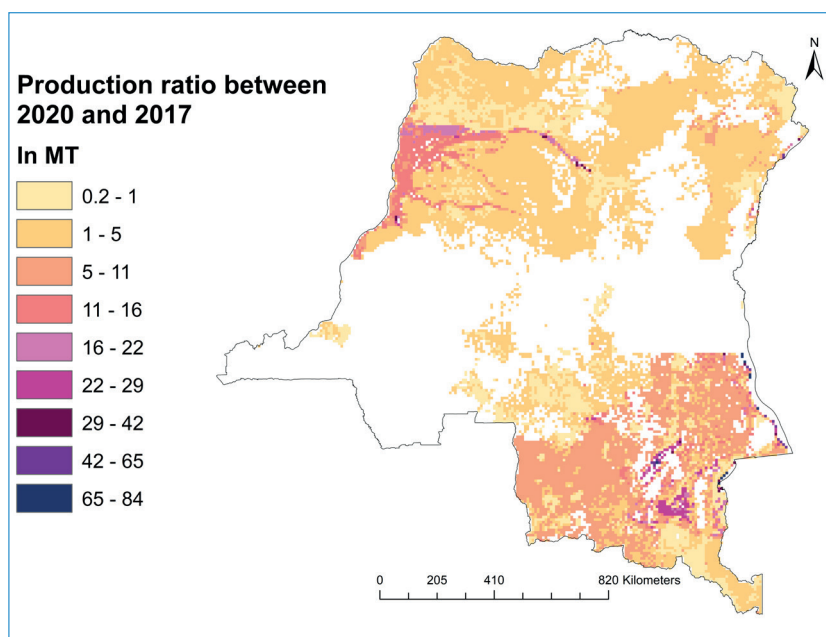


Figure 3. 2020 (predicted) and 2017 (MAPSPAM) ratio of Yam production in The Democratic Republic of Congo. Ratio below unity means production reduction in 2020 compared to 2017 and, 2020 Yam production increase otherwise.



La plus grande différenciation spatiale permet de concevoir des politiques plus ciblées pour renforcer la protection des communautés les plus vulnérables dans les zones où la probabilité de baisse de la production est la plus forte. En outre, une meilleure prévision de la production vivrière dans le contexte d'une éventuelle perturbation généralisée des systèmes de production est un bon point de départ pour identifier les zones auxquelles il faudrait prêter attention pour évaluer les impacts de la COVID-19 sur l'offre alimentaire locale. Ce sera le sujet de notre prochaine analyse.

Background documents

1. Racine Ly, Khadim Dia. 2020. Application of Remote Sensing and Machine Learning for Crop Production Forecasting During Crises. Covid-19 Bulletin No. 4, August. Kigali. AKADEMIYA2063.
2. FAOSTAT Data (<http://www.fao.org/faostat/en/#data/QC>)
3. International Food Policy Research Institute. 2020. "Spatially-Disaggregated Crop Production Statistics Data in Africa South of the Saharan for 2017", <https://doi.org/10.7910/DVN/FSSKBW>, Harvard Dataverse, V1.

Note: The boundaries and names shown, and the designations used on maps do not imply official endorsement or acceptance by AKADEMIYA2063.



AKADEMIYA2063 remercie l'USAID pour le financement de ce travail grâce à une subvention de l'initiative Feed the Future via Policy LINK. Les opinions exprimées ici sont celles des auteurs et ne reflètent pas nécessairement les positions d'AKADEMIYA2063.