

Papiers de recherche

Auteurs

Edouard Pignède
Philippe Roudier
Arona Diedhiou
Vami Hermann
Arsène Kobéa
Crépin Bi Péné
Coordination
Philippe Roudier

Prévision des rendements de canne à sucre en Côte d'Ivoire à l'aide de variables météorologiques et satellitaires

Agence française de développement

Papiers de recherche

Les *Papiers de Recherche de l'AFD* ont pour but de diffuser rapidement les résultats de travaux en cours. Ils s'adressent principalement aux chercheurs, aux étudiants et au monde académique. Ils couvrent l'ensemble des sujets de travail de l'AFD : analyse économique, théorie économique, analyse des politiques publiques, sciences de l'ingénieur, sociologie, géographie et anthropologie. Une publication dans les *Papiers de Recherche de l'AFD* n'en exclut aucune autre.

Les opinions exprimées dans ce papier sont celles de son (ses) auteur(s) et ne reflètent pas nécessairement celles de l'AFD. Ce document est publié sous l'entière responsabilité de son (ses) auteur(s).

AFD Research Papers

AFD Research Papers are intended to rapidly disseminate findings of ongoing work and mainly target researchers, students and the wider academic community. They cover the full range of AFD work, including: economic analysis, economic theory, policy analysis, engineering sciences, sociology, geography and anthropology. *AFD Research Papers* and other publications are not mutually exclusive.

The opinions expressed in this paper are those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of AFD. It is therefore published under the sole responsibility of its author(s).

Prévision des rendements de canne à sucre en Côte d'Ivoire à l'aide de variables météorologiques et satellitaires

Edouard Pignède
Agence Française de
Développement

Philippe Roudier
Agence Française de
Développement

Arona Diedhiou
LASMES et African Centre of
Excellence on Climate Change,
Biodiversity and Sustainable
Development, Université Félix
Houphouët Boigny, Abidjan,
Côte d'Ivoire
Université Grenoble Alpes, IRD,
CNRS, Grenoble INP, IGE,
Grenoble, France

Vami Hermann
CURAT (Centre Universitaire de
Recherche Appliquées en
Télé-détection)
Université Félix Houphouët
Boigny, Abidjan, Côte d'Ivoire

Arsène Kobéa
LASMES (African Centre of
Excellence on Climate Change,
Biodiversity and Sustainable
Development)
Université Félix Houphouët
Boigny, Abidjan, Côte d'Ivoire

Daouda Konaté
SODEXAM, 15 BP 990 Abidjan 15,
Côte d'Ivoire

Crépin Bi Péné
SUCAF, BP 150 Ferkessedougou,
Côte d'Ivoire

Résumé

Les services climatiques sont des outils d'adaptation au changement climatique qui ont été cités comme priorités principales dans le domaine de l'agriculture par 85% des contributions nationales lors des accords de Paris sur le climat. Au cours de cette étude, plusieurs modèles de prévision des rendements de canne à sucre ont été analysés et comparés. Ces modèles reposent sur des méthodes statistiques, allant de la régression linéaire aux algorithmes d'apprentissage machine comme les *random forest*, alimentées par des données climatiques (précipitations, température), des données satellitaires (NDVI, EVI) et des données de pratiques culturales. Cette étude montre que plusieurs niveaux de prédiction doivent être envisagés selon la superficie cultivée. Au niveau parcellaire, le bruit dû aux pratiques culturales rend difficile l'observation des effets du climat sur les rendements. En observant la moyenne des rendements sur une zone plus importante, on constate que la température minimale moyenne annuelle permet d'expliquer 35% des rendements. Au niveau parcellaire, ce sont les modèles utilisant les variables satellitaires qui sont plus performants : l'intégration des données EVI permet, à elle seule, d'expliquer 43% des variations de rendements. En considérant également les pratiques culturales, on est capable de prédire 3 mois avant la récolte, dans 50% et

69% des cas, si les rendements vont être élevés ou bas, avec 10% et 2% d'erreurs, respectivement.

Mots-clés

Services climatiques, canne à sucre, *random forest*, Côte d'Ivoire

Classification JEL

X00, X01, X02, X03

Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier les différentes personnes ayant contribué à la collecte des données de ce projet, Sinali Dosso pour sa mission de terrain et les équipes de la SUCAF pour leur disponibilité. Merci également à Grégory Duveiller, Thibault Catry, Benjamin Sultan et Clovis Grignand pour leur aide technique.

Version originale

Français

Acceptée

Octobre 2020

Abstract

Climate services are tools for adaptation to climate change that have been cited as main priorities in agricultural sector in the national contributions of Paris climate agreements.

During this study, several models for forecasting sugarcane yields were analyzed and compared. These models are based on statistical methods, ranging from linear regression to machine learning algorithms such as random forest, fed by climatic data (rainfall, temperature), satellite data (NDVI, EVI) and cropping practice data. It is important to consider several levels of prediction. At the plot level, the noise due to cultivation practices makes it difficult to observe the effects of climate on yields. By observing the average yields over a larger area, we can see that the annual average minimum temperature can explain 35% of the yields. At the plot level, models using satellite variables are more efficient: the integral of the EVI alone explains 43% of yield variations. By also taking into account cropping practices, we are able to predict 3 months before harvest, in 50% and 69% of cases whether yields will be high or low respectively, with errors of only 10% and 2% respectively.

Keywords

Climate Services,
Sugarcane, Random Forest,
Ivory Coast

Introduction

L'économie de la Côte d'Ivoire repose en grande partie sur l'agriculture: en 2018, ce secteur représentait 21,5% du PIB, était à l'origine de près de la moitié des emplois et constituait 60% des exportations en marchandises du pays (Banque Mondiale, 2019). Toutefois, dans le contexte actuel de changement climatique, les risques dus à l'augmentation de la variabilité du climat pèsent lourdement sur l'agriculture ivoirienne. Sa vulnérabilité est d'autant plus forte qu'en Côte d'Ivoire tout comme en Afrique Sub-Saharienne, 95% des cultures sont pluviales (FAO - Organisation des Nations-Unis pour l'alimentation et l'agriculture, 2019) et donc fortement dépendantes des conditions climatiques.

Le climat en Afrique sub-saharienne a beaucoup évolué au cours du XX^{ème} siècle: les températures ont augmenté de l'ordre de 0,15°C par décennie de 1979 à 2010 (Collins, 2011), la variabilité interannuelle de la pluviométrie a augmenté et les régimes pluviométriques ont connus de fortes modifications (Roudier et al., 2011). En particulier, la Côte d'Ivoire a connu un déficit pluviométrique important dans les années 70 et 80 (Noufé et al., 2011; Konan et al., 2017a), suivi d'une reprise partielle des pluies de 1980 à 2010, concentré dans le sud-est du pays (Sanogo et al., 2015). La température du pays a augmenté d'environ 1°C de 1960 à 2000 (Kouakou et al., 2012). Barrios et al. (2008) ont montré que ces changements avaient déjà impacté les rendements agricoles. Selon eux, si le climat n'avait pas changé depuis 1960, l'écart entre les rendements des pays d'Afrique sub-saharienne et les autres pays en développement serait trois fois moins important.

De surcroît, les changements climatiques

pourraient s'intensifier au cours des prochaines années notamment au travers d'une hausse significative des températures, et cela aura des conséquences lourdes sur les rendements agricoles. Dans leur méta-analyse de 52 études, Knox et al. (2012) ont constaté que, sans mesure d'adaptation, les rendements des principales céréales en Afrique pourraient baisser en moyenne de 8%. Dans la zone Guinéenne en particulier, Roudier et al. (2011) prévoient une baisse médiane des rendements de l'ordre de 13%, toutes cultures confondues. En ce qui concerne la canne à sucre, Marin et al. (2013) estiment que les rendements de canne à sucre devraient augmenter de 15% à 30% au Brésil selon le modèle climatique utilisé. De même, Singels et al. (2014) prévoient des hausses de rendements de la canne à sucre de 4% en Australie, de 9% au Brésil et de 20% en Afrique du Sud. Ces résultats soulignent le fait que, malgré l'effet négatif induit par la baisse des précipitations sur les rendements, l'augmentation des températures aurait un effet positif plus important. En outre, Linnenluecke et al. (2018) ont réalisé une revue de la littérature sur le sujet et ont comparé de nombreux articles provenant de différentes positions géographiques. Leur étude montre que le changement climatique pourrait avoir un effet positif sur les rendements de la canne à sucre irriguée, notamment en Afrique du Sud et au Brésil, mais que, en contrepartie, les besoins en eau pour l'irrigation, et les risques de contamination des plantes devraient augmenter. Ainsi une augmentation de rendement moyen pourrait également cacher une augmentation de la variabilité de ceux-ci due à l'accroissement de la fréquence des événements extrêmes potentiellement dommageables.

Pour faire face à ces risques, les services climatiques ont montré qu'ils pouvaient

être une stratégie d'adaptation efficace (Vaughan et al., 2019; Organisation Mondiale de la Météo, 2019). Ceux-ci impliquent la production, la fourniture et la contextualisation d'informations et de connaissances issues de la climatologie pour la prise de décision à tous les niveaux de la société (Vaughan and Dessai, 2014). Dans le domaine de l'agriculture, cela revient à fournir des informations et des prévisions sur certains paramètres météorologiques à venir dans les prochaines heures (orages), jours (pluie ou pas, température) ou mois (tendance générale sur les mois à venir), afin que les agriculteurs puissent les prendre en compte pour optimiser leur prise de décision. Ces services ont montré un potentiel important pour un grand nombre d'applications et de zones: au Burkina Faso, par exemple, Ouedraogo et al. (2015) montrent que les cultivateurs de niébé augmentent leur marge brute de 66% grâce aux prévisions. Cependant, le rapport sur l'état des services climatiques, publié en 2019 par l'Organisation Météorologique Mondiale (Organisation Mondiale de la Météo, 2019), soulignait un retard significatif de l'Afrique de l'ouest sur le développement des services climatiques en termes d'investissement mais aussi de capacité technique et d'infrastructures par rapport à d'autres zones géographiques. Dans ce contexte l'AFD a initié plusieurs projets de soutien au développement des services climatiques dans la sous-région, notamment en Côte d'Ivoire avec le renforcement des capacités du Service Météorologique National de la Sodexam à travers le projet Vigiclim ainsi que des études spécifiques sur l'intérêt de ces services pour la filière coton et canne à sucre. Dans ce dernier cas, le projet

CLIMSUCAF¹ vise à étudier les besoins du secteur sucrier, en prenant comme étude de cas la SUCAF, entreprise sucrière basée dans le Nord du pays.

La Côte d'Ivoire est le 50^{ème} producteur mondial de canne à sucre avec une production dominée par deux entreprises: Sucrivoire qui exploite les sites de Borotou-Koro et Zuénoula d'une superficie de 14 000 ha à l'ouest du pays (www.groupe-sifca.com) et la SUCAF qui exploite les sites de Ferké 1 et 2 d'une superficie de 14 600 ha, au Nord de la Côte d'Ivoire (www.somdiaa.com). Leurs productions sont respectivement environ égales à 91 000 et 105 000 tonnes de sucre par an. Malgré la faiblesse du poids relatif de la canne à sucre dans l'économie ivoirienne en comparaison à d'autres spéculations, le choix d'une culture de rente produite par deux entreprises privées découle (i) d'une demande de la SUCAF pour avancer vers le développement de services climatiques innovants, (ii) des constatations de Vaughan et al. (2019a) qui soulignent dans une revue d'études concernant les services climatiques sur l'Afrique que la recherche s'est focalisée jusqu'à maintenant principalement sur les cultures vivrières et les petits exploitants et (iii) de retours d'expérience d'entreprises sucrières sur d'autres zones géographiques (Maurice, à l'occasion du forum Swiocof-7²) soulignant l'intérêt des services climatiques pour la culture de la canne. Parmi les objectifs du projet, on vise notamment à pouvoir anticiper la production de canne à sucre en amont de la récolte en se fondant sur un ensemble de données météorologiques, satellitaires et relatives aux pratiques culturales. Les modèles de prédiction des rendements de canne

¹Services Climatiques et Météorologiques pour la Production et l'Exploitation de la Canne à Sucre en Afrique (www.climsucaf.net)

²6^{ème} Session du Forum sur les Perspectives Climatiques au Sud-Ouest de l'Océan Indien

à sucre sont peu nombreux en Afrique de l'Ouest et se sont surtout développés dans d'autres zones géographiques: l'Australie, la France, les Etats-Unis, le Brésil et l'Afrique du Sud. Il existe en premier lieu des modèles mécanistes comme CANEGRO (Singels and Donaldson, 2000) et APSIM (Keating et al., 1999) qui permettent de simuler les caractéristiques biologiques de la croissance de la plante en fonction des conditions climatiques subies (température, précipitations). Des modèles statistiques existent également, allant de régression type OLS (Ordinary

Least Squares) (Cardozo and Sentelhas, 2013; Scarpari and Beauclair, 2009) à des algorithmes plus complexes utilisant de l'apprentissage machine comme les « random forests » (Everingham et al., 2016; Hammer et al., 2020; Oliveira et al., 2017). En parallèle, de nouvelles méthodes reposant sur l'observation d'images satellitaires ont vu le jour (Bégué et al., 2008; Robson, 2012).

Dans cet article, après avoir étudié les tendances des données météorologiques, on s'intéressera à l'évaluation de plusieurs modèles statistiques de prévision des rendements de la canne à sucre.

1. Zone étudiée et données

1.1. Zone étudiée

L'agriculture a une place importante dans le nord de la Côte d'Ivoire, que ce soit les cultures vivrières (igname, maïs, riz), les cultures annuelles de rente (coton, tabac, canne à sucre), les cultures pérennes de rente (mangues, avocats) ou l'élevage (bovins, caprins) (Albergel et al., 2007). Cette région est caractérisée par un climat tropical transitoire avec un cumul des précipitations allant de 1000 à 1300 millimètres par an (figure 1). Cette zone connaît une saison humide d'Avril à Octobre avec des précipitations maximales pendant le mois d'Août (figure 3). Pendant la saison des pluies, les températures varient de 20°C à 30°C. Le reste de l'année, le vent d'harmattan en provenance du Sahara transporte une quantité importante de poussière. Cela induit un échauffement rapide de l'air avec le soleil pendant la journée et une diminution forte de la température pendant la nuit: les températures varient alors de 18°C à 35°C. Ce climat est propice à la culture de la canne à sucre.

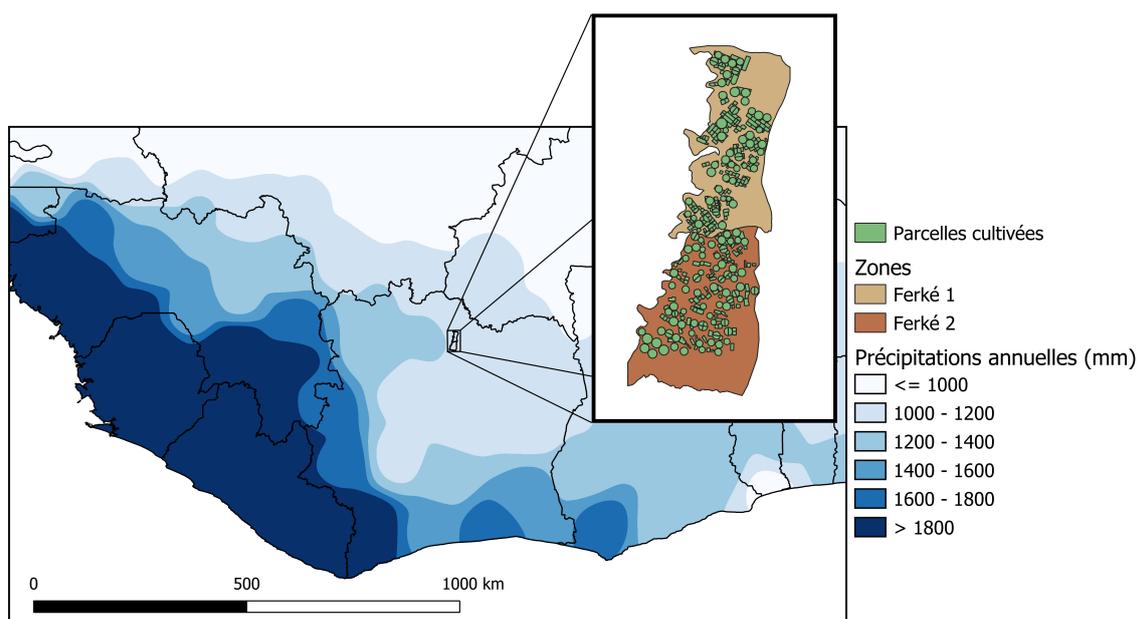
Celle-ci connaît quatre phases de croissance. La première est la phase de tallage nécessitant une humidité moyenne et des températures élevées comprises entre 26°C et 34°C (Gaudin, 1999; Humbert, 1968). Ensuite, elle rentre dans la phase de pré-croissance, où les besoins en eau sont plus importants. Pendant la phase de forte croissance, la canne à sucre requiert une grande quantité d'eau (270 à 1200 millimètres par mois) et des températures élevées comprises entre 26°C et 34°C (Deressa et al., 2005a; Hunsigi, 2012). Enfin, pendant la phase de maturation, la chute de l'apport en eau et l'écart important de température entre le jour et la nuit empêche la floraison de la plante et encourage le stockage du sucre (Humbert, 1968; Hunsigi, 2012).

Par conséquent, la plantation de la canne à sucre a lieu entre Octobre et Mars pour qu'elle puisse connaître sa période de forte croissance pendant la saison humide et sa phase de maturation entre Octobre et Février, mois où les précipitations sont rares et l'écart des

températures important grâce à l'harmattan. Le mois de Janvier correspond à la date de récolte optimale, plus l'on s'en éloigne, plus les phases de croissance de la plante sont déconnectées du climat local, ce qui réduit les rendements. La canne à sucre n'est pas replantée chaque année. Après la coupe, les plantes repoussent à partir de leurs racines avec une faible perte de rendements qui s'intensifie d'année en année (Dias and Sentelhas, 2017).

La SUCAF administre les plantations de canne à sucre des zones de Ferké 1 et 2. La superficie totale des parcelles est de 14 600 hectares, pour une production de près de 1 millions de tonnes de canne à sucre par an. Au sein de ces cultures, 80% des parcelles cultivées sont irriguées. La méthode du brûlis, qui consiste à brûler les champs avant la récolte pour faciliter le travail des ouvriers agricoles est encore utilisée. Cependant, en raison des problèmes environnementaux et des pertes de rendements qu'elle engendre, son utilisation diminue progressivement, au profit de la récolte mécanisée.

Figure 1: Carte de l'Afrique de l'Ouest (avec ses isohyètes) et de la zone étudiée, avec la représentation des parcelles cultivées. Les données de pluie utilisées pour les isohyètes sont CHIRPS sur les années 1998-2018.



1.2. Données

1.2.1. Rendements

Nous utilisons des données de rendements collectées par la SUCAF au niveau de chacune des parcelles de Ferké 1 et 2 durant les campagnes de 2008 à 2020. Pour chaque parcelle, la base de données contient également des informations sur les pratiques culturales: la date de récolte, le statut d'irrigation, la variété utilisée, le numéro de la repousse, la durée du cycle de vie et la surface de la parcelle, ainsi que sur certaines qualités technologiques de la canne à sucre, notamment la teneur en sucre et le pourcentage d'entre-nœuds attaqués par des chenilles.

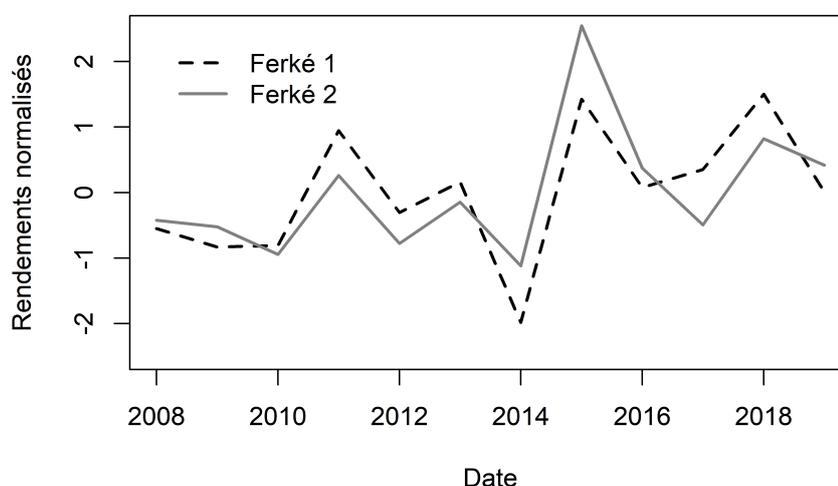
Sur toutes ces données, seuls la surface des parcelles et le pourcentage d'entre-nœuds attaqués n'ont pas d'effet significatif sur les rendements. Ils ne seront donc pas inclus dans les modèles utilisant les pratiques culturales.

Le nombre de parcelles cultivées par année est compris entre 182 et 349 pour la zone de Ferké 1, et entre 189 et 346 pour la zone de Ferké 2. Au total, la base de données est constituée de 7424 mesures de rendements acquises entre 2008 et 2019. Sur ces 7424 données parcellaires, 5097 sont complètes, c'est-à-dire qu'elles contiennent des valeurs utilisables pour chacune des pratiques culturales mises en œuvre et des qualités technologiques de la canne à sucre.

Aucune tendance temporelle significative n'a été détectée au sein des données de rendements de 2008 à 2019, en utilisant un test de Mann-Kendall.

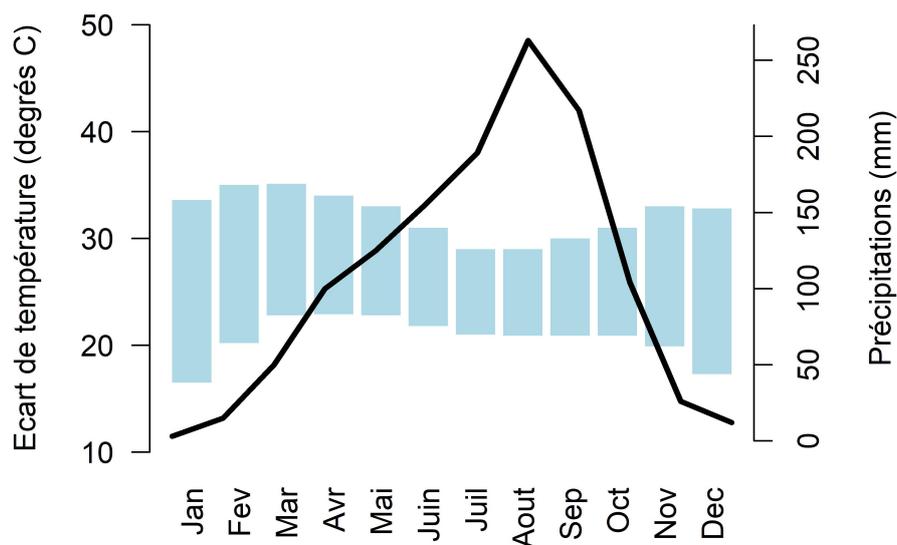
D'autre part, la location géographique exacte des parcelles est seulement disponible pour la zone de Ferké 2 de 2011 à 2020.

Figure 2: Évolution des rendements normalisés à Ferké 1 et 2 entre 2008 et 2019



1.2.2. Données climatiques

Figure 3: Amplitude thermique (moyenne mensuelle) et précipitations mensuelles moyennes sur la période 1982–2012 à Ferkessédougou (Source: climate-data.org)



Les données journalières de température, d'évapotranspiration, d'insolation et d'humidité relative proviennent de deux stations météorologiques situées l'une à Ferké 1 et l'autre à Ferké 2. On y trouve moins de 1% de valeurs manquantes pour la période 2007–2019.

Les données pluviométriques proviennent de 27 pluviomètres situés à Ferké 1 (2007 à 2019) et de 24 à Ferké 2 (1999 à 2018). Ces pluviomètres sont ceux utilisés par la SUCAF pour connaître les précipitations enregistrées dans les deux périmètres sucriers de Ferké. L'administration et la maintenance de ces pluviomètres sont réalisées par la SUCAF avec des appuis ponctuels de la Sodexam.

Les données recueillies contiennent parfois des lacunes dues à des déficiences des pluviomètres. Pour savoir si une station donnée est utilisable on utilise le seuil de 10%, un critère généralement utilisé pour rejeter les stations avec trop de lacunes (Romero et al., 1998). A Ferké 1, tous les postes ont moins de 10% de valeurs manquantes. A Ferké 2, quatre stations présentent un nombre important de lacunes (près de 80%) et ont donc été retirées de l'analyse. On a conservé les 20 autres stations qui respectent le critère de 10%. Pour toutes les stations lacunaires conservées, la méthode de pondération par les coefficients de corrélations a été utilisée pour combler les valeurs manquantes. Celle-ci consiste à remplacer ces valeurs par la moyenne des autres stations, pondérée par leur coefficient de corrélation avec cette station. Teegavarapu and Chandramouli (2005) ont montré que cette méthode était à la fois performante et facile à implémenter pour combler les lacunes de séries temporelles pluviométriques.

Table 1: Liste des variables utilisées au cours de cette étude

Catégorie	Variable	Description	Unité
Pratiques culturales	Statut	Statut d'irrigation	
	Categ	Nombre de repousses	
	CoupeN	Date de récolte	Date
	Age	Durée du cycle de vie	Mois
	Var	Variété de canne à sucre	
Qualités technologiques	Suc	Teneur en sucre	Pourcent
	ENA	Nb d'entre-noeuds attaqués	Pourcent
Variables climatiques	Tmin	Température minimale	°C
	Tmax	Température maximale	°C
	Tecart	Ecart de température	°C
	Prec	Précipitations cumulées	mm
	ETP	Evapotranspiration potentielle	mm
	HRmoy	Humidité relative moyenne	Pourcent
	Rg	Rayonnement global	$W.m^{-2}$
	DegreJ	Degrés jours cumulés	°C.jour
Variables satellitaires	Int_NDVI	NDVI intégré	10^{-3}
	Max_NDVI	Maximum du EVI	10^{-3}
	Int_EDVI	EVI intégré	10^{-3}
	Max_EVI	Maximum du EVI	10^{-3}

1.2.3. Données satellitaires

Deux types d'indices satellitaires sont utilisés dans cette étude, le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) et l'EVI (Enhanced Vegetation Index).

Lors de la photosynthèse, la végétation a tendance à absorber les longueurs d'ondes visibles et à émettre des longueurs d'ondes dans le proche infrarouge. Le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) permet d'obtenir une mesure de la photosynthèse comprise entre -1 et 1 (Weier and Herring, 2000), il est défini comme:

$$NDVI = \frac{PIR - VIS}{PIR + VIS}$$

où PIR est le rayonnement dans le proche infrarouge et VIS dans le visible. En étudiant son évolution au niveau des parcelles de canne à sucre de Ferké 1 et 2, on observe un proxy de la création de biomasse sur ces parcelles. Pour la canne à sucre, en situation hydrique normale, le NDVI est proche de 0,2 en début de saison, puis augmente jusqu'à 0,7-0,8 à la fin de la phase de forte croissance et diminue légèrement pendant la phase de maturation (Bégué et al., 2008).

A titre de comparaison, et en se fondant sur la littérature, un autre indice de végétation plus récent est également utilisé: le EVI. Celui-ci est défini par:

$$EVI = \frac{NIR - RED}{NIR + C1 * RED - C2 * BLUE + L}$$

où NIR, RED et BLUE sont les réflectances de surface dans le proche infra-rouge, le rouge et le bleu et G, C1, C2 et L sont des constantes.

Le EVI a une plus grande sensibilité dans les zones de végétation dense et réduit l'influence de l'atmosphère sur le signal. Le NDVI est une mesure de la concentration en chlorophylle et l'EVI celle des variations structurelles du couvert végétal. Si les deux coefficients sont reliés à la création de biomasse, le lien pour le EVI est plus direct que celui du NDVI (Didan et al., 2015).

Les données utilisées proviennent du produit MODIS Vegetation Index fourni librement par la NASA (<https://modis.gsfc.nasa.gov>) et récupéré le 14/08/2020. Il donne accès aux données de NDVI et de EVI partout dans le monde à différentes résolutions et sur une période de 16 jours. L'algorithme utilisé récupère le meilleur pixel disponible sur la période de 16 jours selon les critères suivants, en ordre de priorité: la faible couverture nuageuse, le faible angle de prise de vue et la plus grande valeur possible (Didan et al., 2015).

Nous utilisons des images sur l'ensemble des zones de Ferké 1 et 2 à une résolution de 250 mètres, la meilleure résolution proposée. Les images sont récupérées tous les 16 jours du 18 Février 2000 au 19 Juin 2020. Ces données ont déjà été utilisées pour estimer les rendements de canne à sucre au Brésil (Fernandes et al., 2017) et en Inde (Dubey et al., 2018).

Les données satellitaires sont fortement affectées par la couverture nuageuse, les ombres, les phénomènes météorologiques et le bruit introduit par les capteurs (Shao et al., 2016). Par conséquent, il est nécessaire de nettoyer ces données en lissant et en filtrant les anomalies. On utilisera ici un filtre de Whittaker : ce lissage repose sur la minimisation d'une fonction de coût décrivant la balance entre fidélité aux valeurs mesurées et robustesse des estimations entre elles. Il est simple d'utilisation et dépend d'un unique paramètre (λ) contrôlant l'inclinaison de la balance (Kandasamy et al., 2013). Le filtre de Whittaker est une méthode communément utilisée pour lisser les données de NDVI (Klisch and Atzberger, 2016). Il est notamment performant pour combler les larges défauts de données, et offre des bonnes performances de précision et de lissage, dans les comparaisons avec d'autres méthodes (Kandasamy et al., 2013; Shao et al., 2016). On conservera une valeur de λ égale à 10 000, car elle permet d'obtenir les meilleures performances.

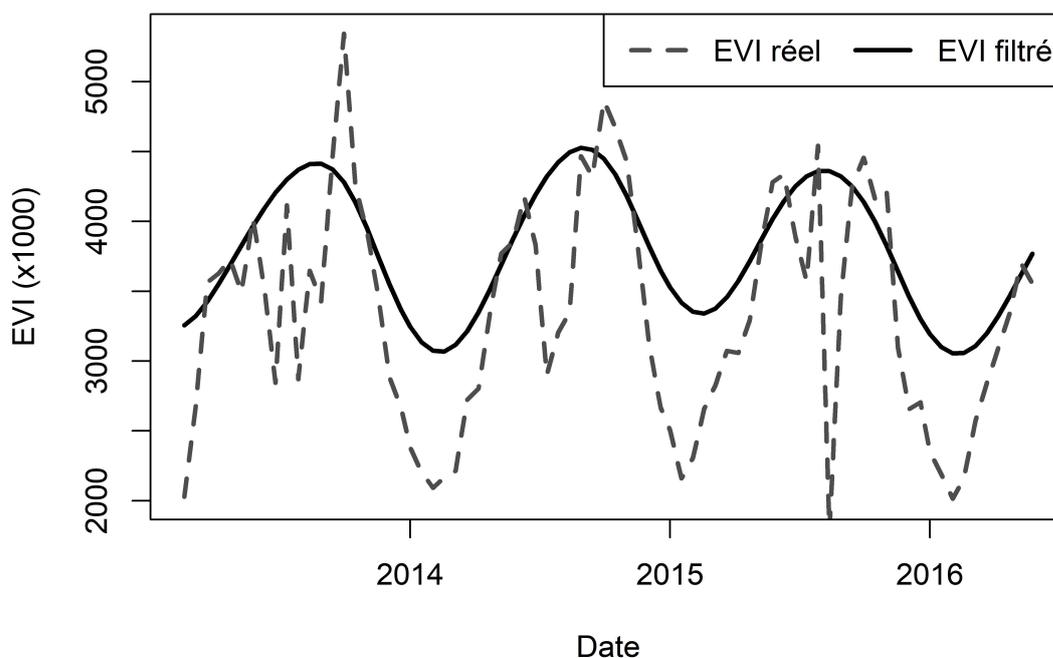
2. Méthodologie

2.1. Tendances et ruptures dans les données pluviométriques

Dans un premier temps, une analyse des données pluviométriques relevées par les stations de Ferké 1 et 2 a été conduite.

Quatre phénomènes pluviaux ayant des impacts importants sur l'agriculture ont été étudiés: le cumul annuel des précipitations, les pluies intenses, les sécheresses atmosphériques et la

Figure 4: Effet du filtre de Whittaker sur le EVI moyenné sur l'ensemble de la zone de Ferké 2 de 2014 à 2016.



date de début de la saison des pluies. Chacun de ces phénomènes est caractérisé par des indices, dont on va analyser l'évolution. Le tableau 1 montre l'ensemble des indices qui seront utilisés au cours de cette étude.

Pour mesurer le cumul annuel des pluies, on a utilisé les précipitations moyennes lors des jours de pluies et l'indice SPI sur 12 mois pris au mois de Décembre (McKee et al., 1993). Ce dernier est un indice compris entre -2 et 2 qui compare statistiquement les valeurs des précipitations mensuelles de l'année considérée avec les autres années de l'étude. Les pluies intenses sont caractérisées par des indices dépendant de la quantité des précipitations de l'ensemble des années (nombre de jours de pluies supérieur au 9ème décile de l'ensemble des jours de pluie et 9ème décile annuel des précipitations) et un indice qui considère les précipitations supérieures à 20 millimètres, une valeur caractéristique des précipitations locales (Soro et al., 2016; Tazen et al., 2019). Les indices de sécheresses sont le nombre de jours consécutifs sans pluie pendant la saison des pluies, et le nombre de jours sans pluie au cours de l'année. La méthode agronomique de Sivakumar (Marteau et al., 2011; Sivakumar, 1988) a été utilisée pour fixer le début de la saison des pluies. Cette dernière est définie comme la date du premier jour d'une suite de trois jours cumulant des précipitations supérieures à 20 millimètres, sans qu'il existe une période de 10 jours sans pluie dans les 20 jours suivant ces 3 jours.

Pour observer la présence de ruptures au sein des données, le test de Pettitt a été utilisé. C'est un test non-paramétrique qui ne requiert pas d'hypothèses sur les données. Si la p-value du

Table 2: Liste des indices pluviométriques étudiés

Indices	Définition de l'indice	Unité
Indices de cumul annuel des pluies		
PRECTOT	Précipitations moyennes lors des jours de pluie (> 1 mm)	mm.jour ⁻¹
SPI12	Indice SPI calculé sur 12 mois et pris au mois de Décembre	
Indices de pluies intenses		
RD9	Nombre de jours de pluie avec des précipitations supérieures au 9 ^{ème} décile de l'ensemble des jours de pluie	Nb de jours
R9A	9 ^{ème} décile annuel des précipitations	mm
R20	Nombre de jours de pluie supérieures à 20 millimètres	Nb de jours
Indices de sécheresse		
R0	Nombre de jours sans pluie dans l'année (< 0,1 mm)	Nb de jours
JCSP	Nombre maximum de jours consécutifs sans pluie au cours de la saison des pluies	Nb de jours
Indice de début de la saison des pluies		
DateDebutSiva	Date de début de la saison des pluies (méthode de Sivakumar)	Date

test est inférieur à 0,05, on pourra considérer qu'il existe une rupture au sein des données, au seuil de 5%. Ce test est souvent utilisé dans l'étude des ruptures des données climatiques (Debortoli et al., 2012).

Sur les segments des périodes délimitées par les ruptures, on observe ensuite l'existence de tendances dans l'évolution des indices. Pour vérifier la présence de ces tendances, le test de Mann-Kendall a été utilisé. C'est un test non-paramétrique couramment utilisé dans l'étude des variables climatologiques (Soro et al., 2016). L'hypothèse nulle de ce test est qu'il n'y a pas de tendance dans un jeu de données (les données sont indépendantes et distribuées aléatoirement). La seconde hypothèse est qu'il existe une tendance dans les données.

Pour observer si cette tendance est positive ou négative, nous regarderons ensuite le coefficient directeur de Sen défini comme:

$$SEN_{coeff} = \text{mediane}_{i < j} \left(\frac{y_j - y_i}{x_j - x_i} \right)$$

Ce coefficient est une bonne estimation du coefficient directeur de la tendance linéaire des données.

2.2. Modèles explicatifs et modèles de prédiction des rendements

Trois types de modèles de prédiction ont ensuite été sélectionnés dans la littérature (Tableau 3), afin de pouvoir comparer leurs performances.

Pour chacun des différents modèles, une analyse des corrélations entre les variables

considérées et les rendements sera entreprise dans un premier temps. Dans un second temps, un outil de prédiction des rendements plusieurs mois avant la récolte sera construit, à partir des résultats de corrélation obtenus.

Une analyse des corrélations entre les variables étudiées et la teneur en sucre sera également conduite lorsqu'elle apparaîtra pertinente.

Table 3: Analyse non exhaustive des différents modèles de prédiction des rendements de canne à sucre.

Publication	Zone d'étude	Modèle utilisé	Principales variables	Performances
Scarpari and Beauclair (2009)	Brésil	Régression linéaire simple	Nb de degrés jours négatifs Réserve en eau du sol Nb de photoassimilats	$0,57 < R^2 < 0,70$
Cardozo and Sentelhas (2013)	Brésil	Régression exponentielle	Précipitations cummulées	$0,66 < R^2 < 0,97$
Everingham et al. (2016)	Australie	Random forest	Prédiction d'El-Niño	$0,67 < R^2 < 0,79$
Hammer et al. (2020)	Brésil	Trois algorithmes d'apprentissage machine	Nombre de repousses	$0,64 < R^2 < 0,66$
Bégué et al. (2010)	La Réunion	Images satellitaires	NDVI	$R^2 = 0,75$
Robson (2012)	Australie	Images satellitaires	GNDVI	$0,4 < R^2 < 0,7$

2.2.1. Prédiction à partir des variables climatiques au niveau des parcelles

Modèle explicatif

Dans un premier temps, le but est d'expliquer les rendements et la teneur en sucre au niveau des parcelles à l'aide des variables climatiques et des différentes pratiques culturales. Pour cela, chaque variable climatique cumulée ou moyennée, selon son caractère intensif ou extensif, est considérée aux différentes phases de croissance de la plante: la phase de tallage de 10 à 11 mois avant la récolte, la phase de pré-croissance de 8 à 9 mois avant la récolte, la phase de forte croissance de 3 à 7 mois avant la récolte et la phase de maturation de 1 à 2 mois avant la récolte.

Le principal risque d'erreur du modèle est la présence de multicollinéarité au sein des variables explicatives. L'utilisation d'une variable parmi T_{min}, T_{max}, T_{cart} et DegréJ, et d'une variable parmi Prec, ETP, HR_{moy} et R_g, permet de limiter fortement le risque de multicollinéarité, car, au sein de ces deux groupes, les variables sont très corrélées. Le calcul du facteur d'inflation de la variance (VIF) permet de vérifier l'absence de multicollinéarité. Celui-ci doit être inférieur à 10 pour chacune des variables du modèle (Kutner, 2005).

Ensuite, afin de conserver le modèle le plus explicatif et le plus significatif possible à partir de ces variables, la méthode « stepwise » a été utilisée. C'est une méthode de sélection de

variables qui, à chaque étape, teste l'ajout et la suppression de variables. Elle est fréquemment utilisée dans les modèles de régression avec un grand nombre de variables (Binbol et al., 2006; Saithanu et al., 2017; Scarpari and Beauclair, 2009).

Modèle de prédiction

L'algorithme de random forest (Breiman, 2001) est un algorithme d'apprentissage qui peut être utilisé comme un outil de régression. Il va construire un certain nombre d'arbres de décisions, pour identifier les combinaisons qui permettent d'obtenir la variable de sortie à partir des variables d'entrées. Il sera alors capable pour des nouvelles valeurs des variables d'entrées de prédire la valeur de celle de sortie.

Le module random Forest fournit dans le logiciel R (Liaw and Wiener, 2002) permet l'utilisation de ces algorithmes. Le nombre d'arbres utilisé par défaut est 500 et le nombre de paramètres observés à chaque nœud est égal au nombre de variables divisé par trois. Comme la modification de ces paramètres n'a pas d'impact significatif sur les résultats, les valeurs par défaut ont donc été conservées.

Le modèle de prédiction des rendements consiste, pour chaque année, à entraîner l'algorithme sur l'ensemble des autres années, afin d'obtenir une prédiction sur l'année d'étude. Cette méthode est équivalente à la réalisation d'une validation en croix, tout en empêchant le risque que des données issues de l'année prédite soient présentes dans les données d'entraînement (Ferracioli et al., 2019).

Deux métriques sont utilisées pour mesurer les performances du modèle, le coefficient de détermination entre les rendements estimés et les rendements réels, qui mesurent le pouvoir explicatif du modèle, et le RMSE (Root Mean Square Error) défini comme:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}{n}}$$

qui mesure l'erreur de l'estimation.

2.2.2. Variables climatiques au niveau des zones

Modèle explicatif

Pour réduire les sources de variation liées à la gestion des parcelles, on utilise le même type de modèle qu'en 2.1.1 mais en prenant en compte la moyenne des rendements qui a été calculée au niveau de chacune des zones Ferké 1 et 2. Les variables climatiques ont également été considérées sur l'année. A nouveau, la méthode « stepwise » a été utilisée pour sélectionner le modèle le plus représentatif et le plus significatif. Étant donné qu'on travaille ici en moyenne sur toutes les parcelles, il n'est plus possible d'utiliser les variables relatives aux pratiques culturales, qui dépendent de la parcelle considérée.

Modèle de prédiction

En raison du faible nombre de données, il n'est pas possible d'entraîner un modèle de random

forest pour réaliser des prédictions de rendements. Pour contourner ce problème, le modèle de prédiction réalisé consiste à appliquer sur chaque année le modèle de régression construit sur l'ensemble des autres années, ce qui empêche l'autocorrélation spatiale. On observe ensuite la corrélation observée entre les rendements estimés et les rendements réels, en mesurant les performances à l'aide du R2 et du RMSE.

2.2.3. Modèle avec variables satellitaires

Modèle explicatif

La localisation spatiale exacte des parcelles est uniquement disponible pour le périmètre de Ferké 2 et les campagnes de récoltes allant de 2011 à 2020. Par conséquent, l'analyse sera restreinte à ce périmètre sucrier et ces années d'étude.

Pour chaque parcelle, le NDVI et le EVI sont pris respectivement égaux à la valeur moyenne du NDVI filtré et du EVI filtré de l'ensemble des pixels (carré de 250 mètres de côté) interceptant la géométrie de la parcelle. On observe ensuite la corrélation entre les rendements de la canne à sucre et, d'une part la valeur maximale du NDVI et du EVI et, d'autre part l'intégrale du NDVI et du EVI sur l'ensemble de l'année.

Modèle de prédiction

Le modèle de prédiction consiste à restreindre le calcul de l'intégrale à une période plus courte, selon la date de prédiction souhaitée, et d'utiliser à nouveau l'algorithme de random forest en y incluant, cette fois-ci, les variables satellitaires ainsi que les variables correspondant aux pratiques culturales. L'entraînement de l'algorithme se fait, une nouvelle fois, sur l'ensemble des années différentes de l'année testée.

2.2.4. Comparaison des modèles

Afin de comparer les différents modèles de prédiction, les rendements ont été classés en trois terciles: rendement bas, rendements moyens et rendements élevés. On observe ensuite, à travers la matrice de confusion, la capacité de chaque modèle de prédiction à placer les rendements dans la bonne catégorie.

Trois métriques, ne dépendant pas de la prévalence, ont été utilisées pour évaluer les performances de cette classification:

- La précision mesure la proportion de prédictions correctes
- La sensibilité mesure la proportion de points correctement identifiés parmi une classe
- La spécificité mesure la proportion de points correctement identifiés comme n'appartenant pas à une classe

Elles sont généralement utilisées pour évaluer les modèles de prédiction catégorielles (Beguéría, 2006).

Dans notre cas, la précision du modèle mesure la capacité globale de celui-ci à classer

correctement les rendements. La sensibilité des classes de rendements élevés et bas mesure la capacité du modèle à détecter les années où les rendements sont élevés ou bas. La spécificité de ces classes mesure la capacité du modèle à ne pas considérer que les rendements de l'année sont élevés ou bas quand ils ne le sont pas.

3. Résultat et discussion

3.1. Tendances et ruptures dans les données pluviométriques

Table 4: Ruptures et tendances dans les données pluviométriques de 2007 à 2019 pour Ferké 1 et de 1999 à 2018 pour Ferké .

Indice	Rupture	Tendance
Cumul annuel des pluies		
PRECTOT	Pas de rupture	Pas de tendance
SPII2	Pas de rupture	Pas de tendance
Pluies intenses		
R20	Pas de rupture	Pas de tendance
RD9	Pas de rupture	Pas de tendance
R9A	Pas de rupture	Pas de tendance
Périodes de sécheresses		
R0	Rupture en 2017 pour Ferké 1 (proba 0,5) et en 2002 pour Ferké 2 (proba 0,3)	Tendance croissante significative pour les périodes hors rupture
JCSP	Pas de rupture	Pas de tendance
Début de la saison des pluies		
DateDebutSiva	Pas de rupture	Tendance croissante non significative

Sur le tableau 4, on peut voir l'ensemble des tendances et ruptures observées au sein de nos données.

Les seules ruptures observées par le test de Pettitt sont pour l'indice R0, en 2017 pour Ferké 1 et en 2002 pour Ferké 2, avec une probabilité respectivement égale à 0,5 et 0,3. C'est également pour cet indice que l'on observe des tendances croissantes significatives, en dehors des périodes de ruptures (figure 5).

En ce qui concerne le début de la saison des pluies, on observe une tendance croissante non significative sur la majorité des stations (figure 6).

Plusieurs études ont montré que les indices de pluies extrêmes avaient tendance à décroître au cours du temps (Goula et al., 2012; Nkrumah et al., 2019; N'Tcha M'Po et al., 2017; Soro et al., 2016; Tazen et al., 2019), mais, alors qu'elles sont obtenues sur des périodes plus longues que cette étude, ces tendances sont souvent peu significatives.

Figure 5: Évolution des indices R0 et JCSP à Ferké 1 et 2 au sein de l'ensemble des stations étudiées sur les périodes de 2007 à 2019 et de 1999 à 2018 respectivement. Les barres correspondent au maximum et au minimum de l'indice au sein des stations. Les points correspondent à la moyenne de l'indice pour l'ensemble des stations.

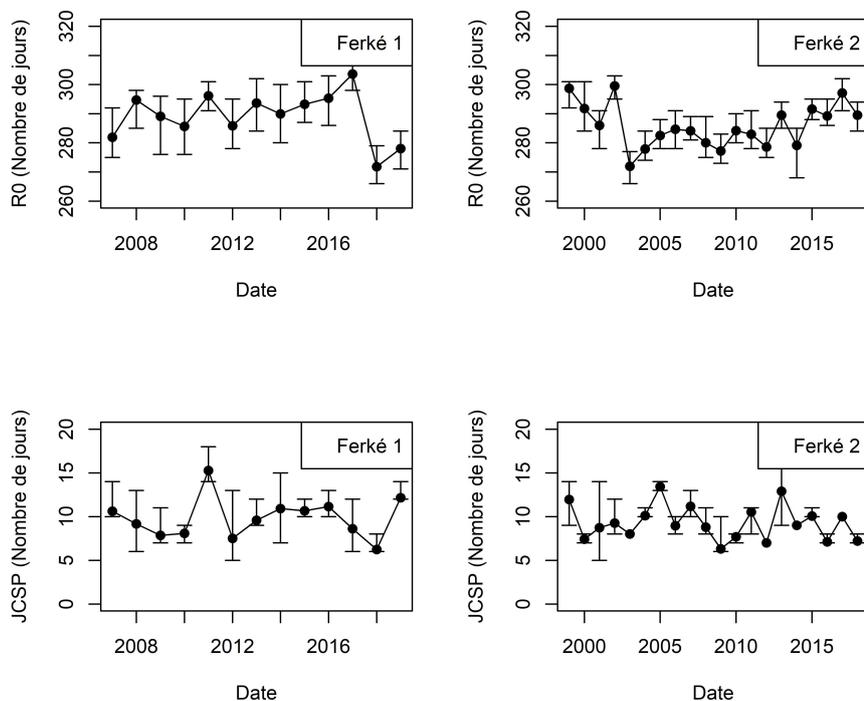
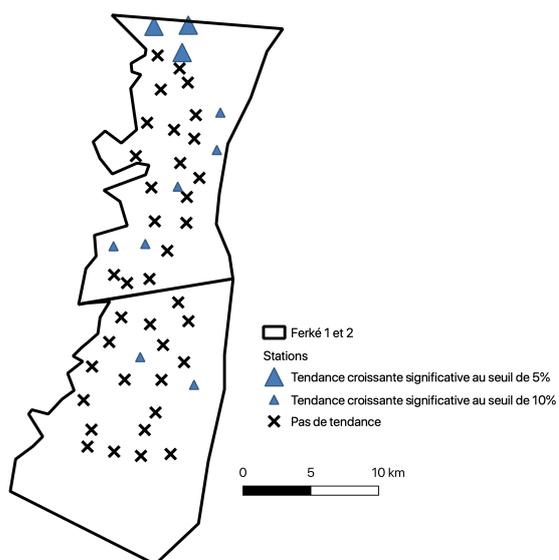


Figure 6: Tendances dans le début de la saison des pluies calculé avec la méthode de Sivakumar au sein des stations pluviométriques de Ferké 1 et 2



De même, les périodes de sécheresses auraient tendance à augmenter (Barry et al., 2018; N'Tcha M'Po et al., 2017; Odoulami and Akinsanola, 2018), mais ces tendances sont également peu significatives.

Pour la saison des pluies, Dunning (2018) a montré que la saison des pluies avait tendance à commencer significativement plus tard, alors que Ojonigu et al. (2008) n'ont trouvé aucune tendance allant dans ce sens, en utilisant également la méthode de Sivakumar.

Finalement, si certaines tendances semblent commencer à émerger, il n'est pas possible de tirer des conclusions générales sur les indices de pluies étudiés.

3.2. Modèles de corrélation et de prédiction des rendements

3.2.1. Corrélation et Prédiction à partir des variables climatiques au niveau des parcelles

Modèle explicatif

Le tableau 5 montre les deux modèles retenus par la méthode « stepwise » et issus de la régression, au niveau des parcelles, des rendements et de la teneur en sucre, en fonction des variables météorologiques et des pratiques culturales. Les deux modèles ont des facteurs d'inflation de la variance inférieure à 10 pour l'ensemble des variables, ce qui justifie l'absence de multicolinéarité.

Les pratiques culturales permettent d'expliquer, à elles seules, 51% des rendements. L'ajout des variables climatiques permet une augmentation de seulement 3% de ce coefficient de détermination. Par conséquent, les pratiques culturales ont un rôle beaucoup plus important pour décrire les rendements.

Rendements de canne à sucre

Pour les rendements de canne à sucre (t/ha), c'est la combinaison entre la pluie et la température maximale qui permet d'obtenir les meilleures performances. Une relation entre les précipitations et les rendements est souvent observée (Bocca and Rodrigues, 2016; Saithanu and Mekpariyup, 2015). Le tableau 5 montre que, pendant la phase de pré-croissance, les précipitations impactent négativement les rendements. Binbol et al. (2006); Humbert (1968) ont également constaté que pendant la phase de pré-croissance, des précipitations trop importantes pouvaient affecter le développement de la plante, notamment lorsque le drainage est inefficace. D'autre part, c'est le cumul des précipitations pendant la période de maturation qui a l'effet le plus important sur les rendements. Cela est en grande partie due à l'année 2015 où les précipitations pendant la phase de maturation ont été particulièrement importantes, et où les rendements ont été très élevés en raison de bonnes pratiques culturales. En effet, selon la SUCAF, la gestion de l'irrigation a été particulièrement bonne, et la mise en place d'une nouvelle méthode de désherbage a été très efficace (Konan et al., 2017b).

La température maximale ressort également dans certains modèles d'étude des rendements (Pagani et al., 2017; Saithanu and Mekpariyup, 2015). Si l'augmentation de celle-ci est souvent considérée comme bénéfique pour la canne à sucre, (Blackburn, 1984; Humbert, 1968; Hunsigi,

Table 5: Résultat de la régression par la méthode stepwise pour les rendements en tonnes de sucre par hectare et la teneur en sucre en pourcentage.

Les variables de contrôle incluses dans le modèle sont: le statut d'irrigation, la variété de canne, le mois de récolte, le nombre de repousses et la durée du cycle de récolte. Elles sont toutes significatives au seuil de 1% et ne sont pas représentées ici

R2 Pratiques culturales est le coefficient de détermination ajusté pour le modèle comprenant uniquement les variables de pratiques culturales.

R2 Ttes variables est le coefficient de détermination ajusté pour le modèle comprenant les variables de pratiques culturales et les variables météorologiques indiquées sur le tableau

Les variables météorologiques sont considérées aux différentes phases de croissance de la plante: F.Croissance = Phase de forte croissance, Maturation = Phase de maturation et PreCroi = Phase de pré-croissance

	Rendements		Teneur en sucre	
Prec_F.Croissance			-0.0009 ***	(0.0001)
Prec_Maturation	0.0481 ***	(0.0064)	-0.0018 ***	(0.0004)
Prec_PreCroi	-0.0139 ***	(0.0035)	-0.0009 ***	(0.0002)
Tmax_F.Croissance	-3.2336 ***	(0.3589)		
Tmax_Maturation	-1.3556 ***	(0.2689)		
Tmax_PreCroi	1.5727 ***	(0.2469)		
DegreJ_F.Croissance			-0.0024 ***	(0.0002)
DegreJ_Maturation			-0.0009 **	(0.0003)
DegreJ_PreCroi			-0.0032 ***	(0.0004)
Nombre d'observations	5097		5097	
R2 Pratiques culturales	0.5114		0.3345	
R2 Ttes variables	0.5413		0.3982	

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$.

2012), (Deressa et al., 2005a) considèrent que cette relation est quadratique: les températures supérieures à 35°C peuvent altérer la croissance de la plante. Or, à Féréké 1 et 2, la température moyenne du mois le plus chaud a toujours été supérieur à 35°C entre 2007 et 2019, et a, certaines années atteint 38°C. Cela pourrait expliquer la relation observée.

Teneur en sucre

Le manque de pluie pendant la phase de maturation a l'effet relatif le plus important sur la teneur en sucre de la canne. Cela est en accord avec les travaux de Blackburn (1984); Humbert (1968); Hunsigi (2012) selon lesquels pendant cette phase, le manque de pluie a tendance à encourager le stockage du sucre au détriment de la floraison. D'autre part, les écarts de température important en période de maturation sont souvent considérés comme

ayant un effet important sur la teneur en sucre (Blackburn, 1984; Humbert, 1968; Hunsigi, 2012). Compte tenu des faibles variations de températures maximales pendant la phase de maturation, comparé aux variations des températures minimales (l'écart type égal à 1,5 contre 2,8), il est compréhensible que l'effet de l'écart de température se manifeste sur le nombre de degrés-jours cumulés, qui devient une image de la température minimale.

En outre, les variations de température maximales sont plus importantes en période de pré-croissance (écart type égal à 2,4 contre 1,1). La canne à sucre ne supportant pas les températures extrêmes pendant cette phase, il est compréhensible que les degrés-jours cumulés aient un effet négatif sur la teneur en sucre.

Finalement, les degrés-jours cumulés permettent de faire un compromis entre la température minimale pendant la phase de maturation et la température maximale en période de pré-croissance.

Modèle de prédiction

La figure 7 décrit les valeurs prédites par l'algorithme par rapport aux valeurs réelles. On obtient un coefficient de détermination moyen pour chaque prédiction égale à 0,54 et une RMSE égale à 14,28 tonnes par hectares.

On constate que les valeurs prédites ont un écart type moins important que les valeurs réelles: l'algorithme n'est pas capable de détecter les conditions menant à des valeurs de rendements extrêmes.

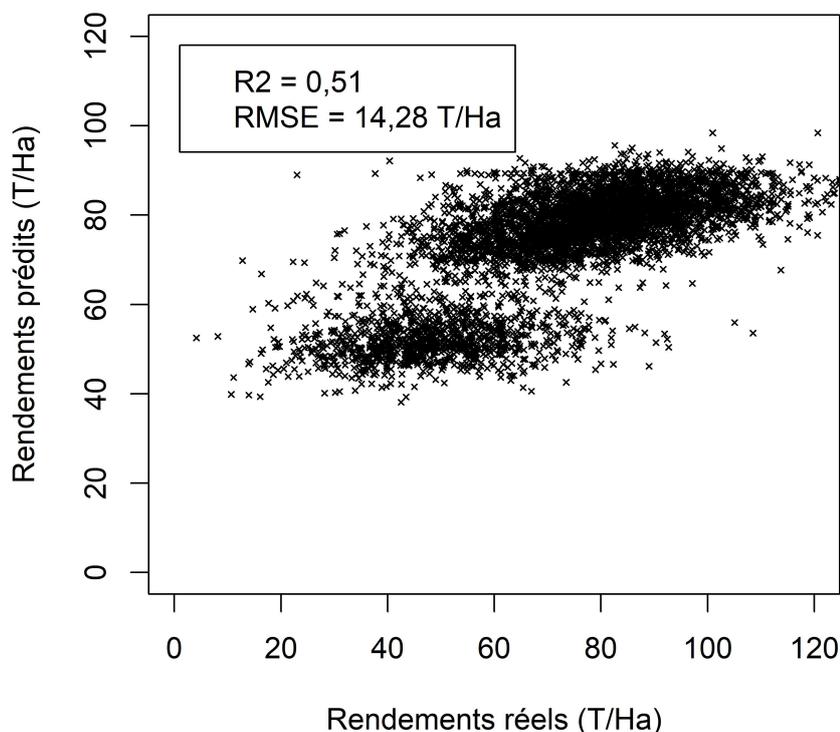
Pratiques culturales

L'ajout des variables climatiques à celles des pratiques culturales permet une augmentation de seulement 0,03 du coefficient de détermination pour expliquer les rendements et de 0,06 pour expliquer la teneur en sucre. En considérant uniquement les variables climatiques, aucun modèle ne permet d'expliquer plus de 10% des rendements ou de la teneur en sucre. De surcroît, la figure 8 montre que l'importance des pratiques culturales dépasse grandement celle des variables climatiques dans le modèle de random forest.

Les variables climatiques fournissent donc peu d'informations supplémentaires permettant d'expliquer les variations de rendements au niveau des parcelles. De plus, les pratiques culturales non répertoriées (utilisation d'herbicides et d'engrais, méthode de plantation et de récolte, ...) ont également des effets au niveau des parcelles qui induisent des sources de variations des rendements et, par conséquent, ne permettent pas d'observer correctement l'effet statistique des variables climatiques.

Les pratiques culturales dépendent fréquemment des études réalisées. Par exemple, le statut d'irrigation, qui est la variable la plus importante de notre modèle (figure 8), n'est jamais présent dans les autres études, car l'ensemble de leurs parcelles est soit irrigué, soit pluvial. Par conséquent, il est difficile de comparer l'effet et la prise en compte de ces pratiques d'une étude à l'autre.

Figure 7: Valeurs prédites (y) vs valeurs réelles (x) pour toutes les années d'étude (2008 à 2019) avec le modèle random forest

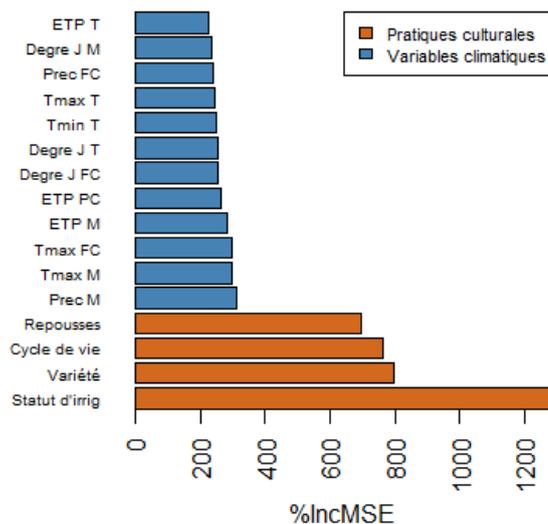


Néanmoins, le nombre de repousses est une pratique culturale souvent prise en compte, car son effet sur la décroissance des rendements est bien connue (James, 2004). Bocca and Rodrigues (2016); Hammer et al. (2020) ont constaté que l'importance de cette variable surpassait grandement celle des variables climatiques dans l'ensemble de leurs modèles. De même, dans l'étude de (Ferraro et al., 2009), les pratiques culturales composées de la ferme étudiée, la variété, la durée du cycle de vie, le mois de récolte et les caractéristiques géographiques avaient toutes un effet plus important sur les rendements que les variables climatiques.

Cependant, les pratiques culturales, et notamment celles ne dépendant pas des caractéristiques biologiques de la plante (variété, nombre de repousses, etc.), sont locales, et dépendent par nature de la gestion des cultures. Il est possible que dans les zones où la gestion est uniformisée et industrialisée, les variables dues à ces pratiques culturales aient un effet moins important. Dans le modèle réalisé au Brésil par Oliveira et al. (2017) par exemple, l'importance des variables météorologiques dépasse celle due aux pratiques culturales. La production de canne à sucre y est, en outre, davantage uniformisée et industrialisée qu'en Côte d'Ivoire.

A Ferké 1 et 2, il est clair que les pratiques culturales ont des effets importants sur les rendements. Une des limites de notre base de données est qu'elle ne prend pas en compte

**Figure 8: Importance des variables utilisées dans l'algorithme de random forest (Prec = Précipitations, Tmin = Température minimale, FC = Forte Croissance, PC = Pré-croissance, T = tallage et M = Maturation)
L'importance d'une variable mesure l'ampleur des variations de la sortie lorsque l'on modifie aléatoirement cette variable**



certaines pratiques qui, selon les membres de la SUCAF, ont une influence sur les rendements de la canne à sucre. On citera la mise en place du brûlis, la méthode de désherbage ou la bonne gestion de l'irrigation. Ce manque d'information accentue les sources de variation de rendements dues aux pratiques culturales et rend difficile la mesure de l'effet du climat sur ces rendements.

Afin d'atténuer ces sources de variation de rendements dont l'effet s'exerce en grande partie au niveau des parcelles, on va considérer la moyenne des rendements au niveau des zones de Ferké 1 et 2.

3.2.2. Corrélation et Prédiction à partir des variables climatiques au niveau des zones

Modèle explicatif

Avec des variables annuelles moyennes

En réalisant la méthode stepwise, on constate que le modèle le plus performant est celui expliquant les rendements à partir de la température minimale moyenne au cours de l'année. Celui-ci permet d'expliquer 35% des rendements pour l'ensemble des données (tableau 6 et figure 9). Cette relation est significative au seuil de 1%.

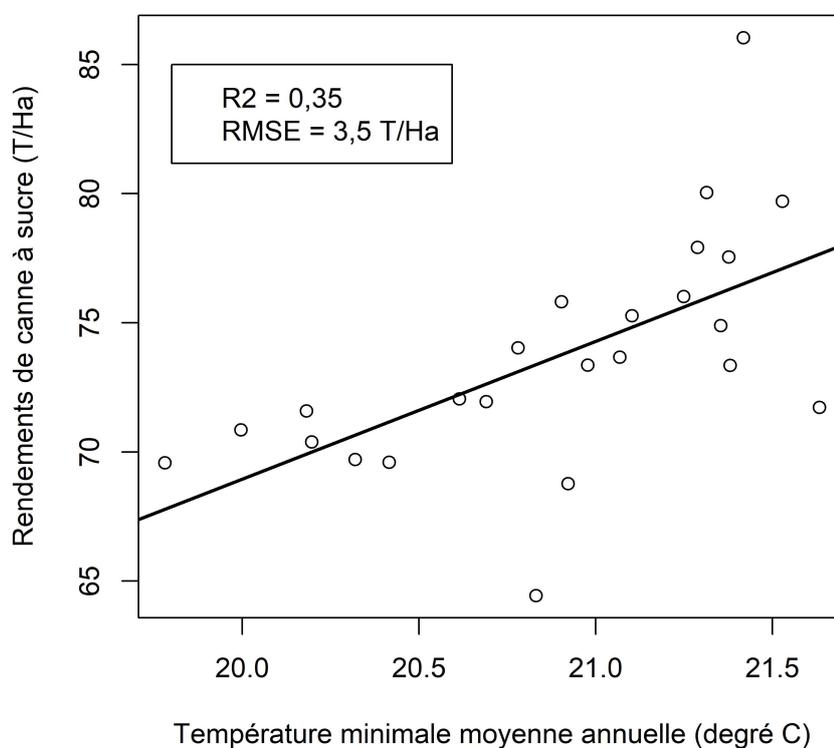
Le couplage de la température minimale et de l'humidité relative moyennes est le modèle le plus performant pour expliquer les variations de teneur en sucre. Il permet d'expliquer 48% de cette dernière avec les deux variables significatives au seuil de 1% (tableau 6).

Table 6: Résultat de la régression par la méthode stepwise pour les rendements en tonnes de sucre par hectare et la teneur en sucre en pourcentage moyenné sur les zones de Ferké 1 et 2

	Rendements		Teneur en sucre	
(Intercept)	-37.68	(30.64)	14.68 ***	(3.00)
Tmin_year	5.33 **	(1.47)	-0.39 **	(0.12)
HRmoy_year			0.07 **	(0.03)
Nombre d'observations	24		24	
R2	0.38		0.48	

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$.

Figure 9: Relation entre les rendements de canne à sucre et la température minimale moyenne par an et par zone de Ferké 1 et 2.



Effet selon la saison considérée

Afin d'observer plus précisément l'influence de ces variables, quatre phases ont été étudiées: la phase de tallage de Janvier à Mars, la phase de pré-croissance d'Avril à Mai, la phase de

forte croissance de Juin à Octobre et la phase de maturation de Novembre à Décembre.

Lorsque l'on régresse les rendements en fonction de la température minimale considérée à chaque phase de croissance de la plante, on constate que c'est la température minimale pendant la phase de tallage et la phase de pré-croissance qui permet d'expliquer le plus fidèlement les variations de rendements. Si Greenland (2005); Saithanu et al. (2017) ont également constaté l'effet de la température minimale sur les rendements au cours de l'année, Samui et al. (2003); Shrivastava (2014) ont même observé que cette température influençait particulièrement les rendements pendant les trois premiers mois après la récolte, et donc pendant les phases de tallage et de pré-croissance. Pendant ces phases phénologiques, la canne à sucre a besoin de valeurs élevées de température, sans pour autant qu'elle soient extrêmes (Humbert, 1968). Cela montre pourquoi la température minimale joue un rôle important sur la croissance et le développement de la canne à sucre.

Teneur en sucre

En ce qui concerne la teneur en sucre, en régressant celle-ci par rapport à la température minimale et l'humidité relative de l'air considérés à chaque saison, on constate que la température minimale exerce un effet dépressif significatif uniquement pendant la phase de maturation. Quant à celui de l'humidité relative moyenne, il manifeste surtout pendant la phase de forte croissance.

Le fait que les basses températures en phase de maturation impactent fortement la teneur en sucre est un phénomène bien connu (Cardozo and Sentelhas, 2013; Humbert, 1968; Hunsigi, 2012), car les basses températures empêchent la floraison de la canne à sucre et favorisent l'accumulation du sucre.

Selon Samui et al. (2003); Shrivastava (2014), une forte humidité permet une meilleure croissance de la canne à sucre, qui pourrait avoir ensuite un effet sur la teneur en sucre. Seuls Scarpari and Beauclair (2009) ont constaté que les réserves en eau du sol en période de forte croissance impactées la teneur en sucre, mais cet effet est peu étudié.

Modèle de prédiction

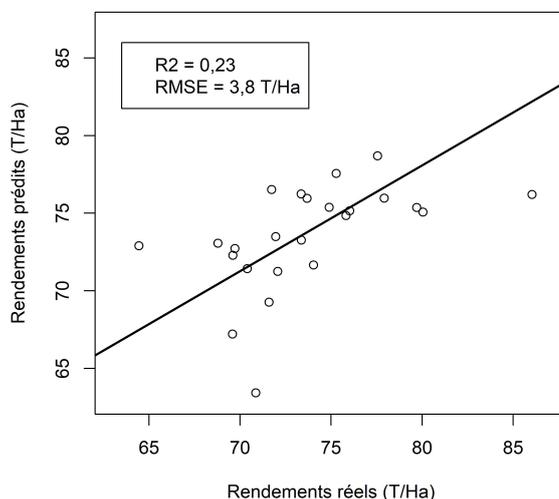
La figure 10 montre les résultats du modèle de prédiction. En régressant sur l'ensemble des autres années, la température minimale en période de tallage et de pré-croissance est capable de prédire 23% des rendements sur l'année étudiée.

3.2.3. Corrélation et Prédiction à partir des variables satellitaires

Modèle explicatif

Le tableau 7 détaille le résultat des régressions des rendements de canne à sucre en fonction du maximum annuel du NDVI, du NDVI intégré sur l'année, du maximum annuel du EVI et du EVI intégré sur l'année. Les quatre relations sont très significatives (p -value < 0,001) et permettent d'expliquer respectivement 16%, 35%, 31% et 41% des rendements de canne à sucre.

Figure 10: Rendement prédits vs rendements réels dans la prédiction du modèle entraîné sur l'ensemble des autres années



On constate que les intégrales des indices de végétation sont plus performantes pour expliquer les variations des rendements que le maximum de ces indices. Ceci est en accord avec les observations réalisées par Bégué et al. (2008). De plus, le EVI intégré est légèrement plus performant pour expliquer les rendements que le NDVI intégré. Dans leur étude de prédiction des rendements rizicoles, Son et al. (2014) ont également constaté que, si les deux relations sont fortement significatives, le passage du NDVI au EVI permet une légère augmentation du coefficient de détermination.

Table 7: Résultat des régressions entre les rendements et Int_NDVI, Max_NDVI, Int_EVI et Max_EVI

Variable	P-Value	R2	RMSE
Int_NDVI	<2.10e-16	0,35	17,19
Max_NDVI	<2.10e-16	0,16	19,57
Int_EVI	<2.10e-16	0,43	14,31
Max_EVI	<2.10e-16	0,31	15,67

Modèle de prédiction

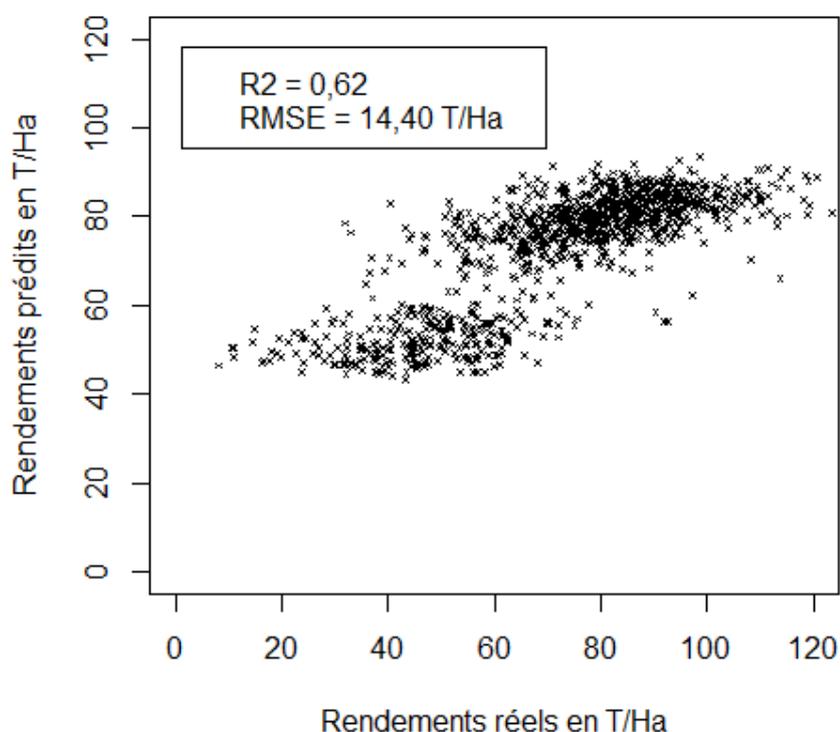
Lorsque l'on limite l'intégrale du EVI à un mois antérieur, la décroissance du coefficient de détermination est de l'ordre de 1% par mois. Après concertation avec les experts locaux, nous considérons l'intégrale du EVI de Janvier à Août dans notre modèle de prédiction. Cette variable permet d'expliquer, à elle-seule, 38% des variations de rendements de la canne à sucre à Ferké 2 entre 2011 et 2020. Cela permet un bon compromis entre performance de la

prédiction et délai nécessaire à l'organisation anticipée des récoltes.

L'entraînement de l'algorithme de random forest avec cette variable ainsi que les pratiques culturales permet de une prédiction avec un coefficient de détermination de 0,62 et un RMSE de 14,40 tonnes par hectare entre les valeurs prédites et celles observées (figure 11).

L'écart type des valeurs prédites est faible par rapport à celui des valeurs réelles. L'algorithme n'est donc pas capable de prédire des valeurs de rendements extrêmes.

Figure 11: Prédiction des rendements par un algorithme de random forest de régression sur Ferké 2 de 2011 à 2020



3.2.4. Comparaison des modèles de prédiction

On peut voir sur le tableau 8, les résultats de la catégorisation des rendements après l'application pour chaque année de l'algorithme de prédiction entraîné sur l'ensemble des autres années. Le tableau 9 montre, pour chaque modèle, la sensibilité et la spécificité accordées à chaque catégorie de rendements.

Tous les modèles ont des spécificités importantes pour les classes basses et élevées. Cela signifie qu'ils vont rarement prédire que les rendements sont faibles ou élevés si ce n'est pas le cas. La sensibilité pour ces mêmes classes est relativement faible pour les deux modèles considérant les données au niveau parcellaire: l'algorithme va le plus souvent prédire des rendements moyens. Encore une fois, on constate ici la difficulté de ces deux modèles à

Table 8: Matrice de confusion des rendements prédits et réels pour les différents modèles de prédictions réalisées.

Variables climatiques au niveau des zones (précision = 54%)				
Rendement		Estimation		
		Elevé	Moyen	Bas
Réel	Elevé	7	1	0
	Moyen	4	2	2
	Bas	0	4	4

Pratiques culturales et variables climatiques au niveau des parcelles (précision = 58%)				
Rendement		Estimation		
		Elevé	Moyen	Bas
Réel	Elevé	756	926	16
	Moyen	358	1225	115
	Bas	68	620	1011

Pratiques culturales et intégrale du EVI de Janvier à Août (précision = 65%)				
Rendement		Estimation		
		Elevé	Moyen	Bas
Réel	Elevé	190	184	4
	Moyen	66	293	18
	Bas	7	112	259

prédire des rendements extrêmes.

D'un point de vue opérationnel, le plus important pour le modèle est de se tromper le moins possible pour les rendements faibles ou élevés, c'est-à-dire avoir une sensibilité forte pour ces classes. En effet, si l'algorithme prédit des rendements élevés une année et qu'il se trompe, cela aura un coût élevé pour le producteur: il s'adaptera à cette situation, et devra alors modifier ces plans rapidement. En revanche, dans le cas où une année à fort rendement n'est pas détectée, et considérée comme moyenne, cela rend simplement le modèle inefficace et ne provoque pas de surcoût.

Le modèle apparaissant le plus performant est le modèle utilisant l'intégrale du EVI de Janvier à Aout et les pratiques culturales. Celui-ci a une plus grande précision et surpasse les deux autres en terme de spécificité des classes basses et élevées: dans seulement 2% des cas et 10% des cas, il prédira que les rendements sont respectivement faibles et élevés alors que ce n'est pas le cas. De plus, sa spécificité est acceptable pour la classe basse avec détection des rendements faibles dans 69% des cas. Il est, en revanche, moins performant pour détecter les rendements élevés dans seulement 50% des cas.

Table 9: Sensibilité et spécificité pour chaque catégorie de rendements des différents modèles de prédiction étudié.

Modèles	Indicateurs	Rendements		
		Elevé	Moyen	Bas
Variables climatiques au niveau des zones	Sensibilité	88%	25%	50%
	Spécificité	75%	69%	88%
Pratiques culturales et variables climatiques au niveau des parcelles	Sensibilité	45%	72%	60%
	Spécificité	87%	54%	96%
Pratiques culturales et intégrale du EVI de Janvier à Août	Sensibilité	50%	78%	69%
	Spécificité	90%	61%	98%

Charoen-Ung and Mittrapiyanuruk (2018) ont également entrepris une classification des rendements en trois catégories et obtiennent des résultats proches de ceux présentés ici, en utilisant des variables différentes dont les plus importantes sont: la prédiction des rendements par un expert, le profil de l'agriculteur et la quantité de canne à sucre que l'agriculteur s'est engagé à vendre à l'usine. Ils comparent également les résultats de leurs études avec ceux d'un scénario où les prédictions seraient réalisées par des experts (sans l'utilisation de modèle). Leur méthode apparaît plus efficace, avec une augmentation de la précision de l'ordre de 20%. Par comparaison, notre étude pourrait atteindre ce type de performance.

Conclusions

La vulnérabilité du secteur agricole africain au changement climatique est une menace qui nécessite la mise en place urgente de stratégies d'adaptation. Les services climatiques s'inscrivent dans cette logique d'adaptation en permettant la réduction des incertitudes liées aux informations climatiques dont souffrent les acteurs du secteur agricole. En effet, 85% des contributions nationales déposées pendant l'accord de Paris sur le climat citent d'ailleurs les services climatiques comme une des priorités principales pour le secteur de l'agriculture (Organisation Mondiale de la Météo, 2019).

Dans ce contexte, le développement de modèles de prédiction des rendements de la canne à sucre pourrait permettre aux producteurs d'améliorer la gestion des récoltes et l'anticipation des années plus ou moins bonnes en termes de rendements. De plus, une telle étude permet d'informer les services météorologiques nationaux tels que la Sodexam en Côte d'Ivoire, sur les variables les plus pertinentes à prévoir pour satisfaire aux besoins des producteurs de canne.

L'étude de différents modèles de prédiction a montré (i) que l'utilisation des variables climatiques, uniquement, permettait de prévoir seulement de façon imparfaite les rendements à venir – même si un modèle utilisant par exemple la température minimale permet un gain d'information) et (ii) que l'utilisation de variables satellitaires permettait d'obtenir des

résultats plus performants. L'intégrale d'un indice satellitaire bien connu, le EVI, sur l'année est en effet capable d'expliquer, à lui seul, 43% des variations de rendements. Le modèle de prédiction qui en découle permet une catégorisation correcte de 60% des variations de rendements dès le mois d'Août (soit trois mois avant le début de la récolte). Ce modèle peut détecter les rendements élevés ou faibles dans 50% et 69% des cas, en se trompant dans 10% et 2% des cas, respectivement. Il faut cependant souligner que ces résultats considèrent seulement la zone de Ferké 2 de 2011 à 2020. Il serait nécessaire de valider ces résultats sur une période plus étendue.

L'amélioration de ce modèle passerait désormais par l'utilisation d'images satellitaires plus précises. Si les données MODIS ont l'avantage d'être facilement accessibles et gratuites, la résolution de 250 mètres entraîne un chevauchement des pixels et de plusieurs parcelles. Fournir, par exemple, des images à une résolution de 30 mètres, pourrait être une source importante d'amélioration de la précision de notre modèle. Ces résultats de modélisation issus de l'axe de travail « agro-climatique » du projet CLIMSUCAF devront désormais être confrontés à ceux de l'axe socio-économique qui vise à interroger les producteurs de canne sur (i) la sensibilité de leurs cultures aux variables climatiques, et (ii) leur besoin en termes d'informations météorologiques et climatiques pour une gestion plus résiliente. Les résultats de cette étude pourront notamment aider à guider les discussions et les résultats d'enquêtes permettront à leur tour d'affiner le modèle en prenant potentiellement en compte des paramètres qui n'avaient pas paru pertinents auparavant.

References

Organisation Mondiale de la Météo (2019). 2019 state of climate services. page 44.

Albergel, J., Lévêque, C., and Aubertin, C. (2007). *Le nord de la Côte d'Ivoire, un milieu approprié aux aménagements de petite et moyenne hydraulique*, page 45–57. Latitudes 23. IRD. Accession Number: fdi:010040038 source: IRD – Base Horizon / Pleins textes.

Banque Mondiale (2019). Situation économique en côte d'ivoire.

Barrios, S., Ouattara, B., and Strobl, E. (2008). The impact of climatic change on agricultural production: Is it different for africa? *Food Policy*, 33(4):287–298.

Barry, A. A., Caesar, J., Klein Tank, A. M. G., Aguilar, E., McSweeney, C., Cyrille, A. M., Nikiema, M. P., Narcisse, K. B., Sima, F., Stafford, G., and et al. (2018). West africa climate extremes and climate change indices: West africa climate extremes. *International Journal of Climatology*, 38:e921–e938.

Beguería, S. (2006). Validation and evaluation of predictive models in hazard assessment and risk management. *Natural Hazards*, 37(3):315–329.

Binbol, N., Adebayo, A., and Kwon-Ndung, E. (2006). Influence of climatic factors on the growth and yield of sugar cane at numan, nigeria. *Climate Research*, 32:247–252.

Blackburn, F. (1984). Sugarcane. *Sugar-cane*.

Bocca, F. F. and Rodrigues, L. H. A. (2016). The effect of tuning, feature engineering, and feature selection in data mining applied to rainfed sugarcane yield modelling. *Computers and Electronics in Agriculture*, 128:67–76.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(11):5–32.

Bégué, A., Lebourgeois, V., Bappel, E., Todoroff, P., Pellegrino, A., Baillarin, F., and Siegmund, B. (2010). Spatio-temporal variability of sugarcane fields and recommendations for yield forecast using ndvi. *International Journal of Remote Sensing*, 31(2020):5391–5407.

Bégué, A., Todoroff, P., and Pater, J. (2008). Multi-time scale analysis of sugarcane within-field variability: improved crop diagnosis using satellite time series? *Precision Agriculture*, 9(33):161–171.

Cardozo, N. P. and Sen-

telhas, P. C. (2013). Climatic effects on sugarcane ripening under the influence of cultivars and crop age. *Scientia Agricola*, 70(66):449–456.

Charoen-Ung, P. and Mittrapiyanuruk, P. (2018). Sugarcane yield grade prediction using random forest and gradient boosting tree techniques. In *2018 15th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*, page 1–6. IEEE.

Collins, J. M. (2011). Temperature variability over africa. *Journal of Climate*, 24(14):3649–3666.

Debortoli, N., Dubreuil, V., Heinke, C., and Filho, S. R. (2012). Tendances et ruptures des séries pluviométriques dans la région méridionale de l'amazone brésilienne. page 201–206.

Deressa, T., Hassan, R., and Poonyth, D.a (2005a). Measuring the impact of climate change on south african agriculture: the case of sugarcane growing regions. *Agrekon*, 44(44):524–542.

Deressa, T., Hassan, R., and Poonyth, D.b (2005b). Measuring the impact of climate change on south african agriculture:

The case of sugarcane growing regions. *Agrekon*, 44(44):524–542.

Dias, H. B. and Sentelhas, P. C. (2017). Evaluation of three sugarcane simulation models and their ensemble for yield estimation in commercially managed fields. *Field Crops Research*, 213:174–185.

Didan, K., Munoz, A. B., and Huete, A. (2015). Modis vegetation index user's guide (mod13 series). page 35.

Dubey, S. K., Gavli, A. S., Yadav, S. K., Sehgal, S., and Ray, S. S. (2018). Remote sensing-based yield forecasting for sugarcane (*saccharum officinarum* L.) crop in india. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46(11):1823–1833.

Dunning, C. M. (2018). Characterising and understanding trends and variability in african rainfall seasonality. page 198.

Everingham, Y., Sexton, J., Skocaj, D., and Inman-Bamber, G. (2016). Accurate prediction of sugarcane yield using a random forest algorithm. *Agronomy for Sustainable Development*, 36(22):27.

FAO - Organisation des Nations-Unis pour l'alimentation et

l'agriculture (2019). *World food and agriculture - statistical pocketbook 2019*. Food Agriculture Organization.

Fernandes, J. L., Ebecken, N. F. F., and Esquerdo, J. C. D. M. (2017). Sugarcane yield prediction in brazil using ndvi time series and neural networks ensemble. *International Journal of Remote Sensing*, 38(16):4631–4644.

Ferraciolli, M. A., Bocca, F. F., and Rodrigues, L. H. A. (2019). Neglecting spatial autocorrelation causes underestimation of the error of sugarcane yield models. *Computers and Electronics in Agriculture*, 161:233–240.

Ferraro, D. O., Rivero, D. E., and Ghera, C. M. (2009). An analysis of the factors that influence sugarcane yield in northern argentina using classification and regression trees. *Field Crops Research*, 112(22):149–157.

Gaudin, R. (1999). Incidence de l'eau sur la culture de la canne. *Agriculture et Développement*.

Goula, B. T. A., Soro, E. G., Kouassi, W., and Srohourou, B. (2012). Trends and abrupt changes in daily extreme rainfalls of ivory coast (west africa). *Hydrological Sciences Journal*, 57(6):1067–1080.

Greenland, D. (2005). Climate variability and sugarcane yield in louisiana. *Journal of Applied Meteorology*, 44(11):1655–1666.

Hammer, R. G., Sentelhas, P. C., and Mariano, J. C. Q. (2020). Sugarcane yield prediction through data mining and crop simulation models. *Sugar Tech*, 22(22):216–225.

Humbert, R. P. (1968). *The growing of sugar cane*. Elsevier Pub. Co.

Hunsigi, G. (2012). *Production of Sugarcane: Theory and Practice*. Springer Science Business Media. Google-Books-ID: xKVoCAAQBAJ.

James, G. (2004). *Sugarcane*. World agriculture series. Blackwell Science, 2nd ed edition.

Kandasamy, S., Baret, F., Verger, A., Neveux, P., and Weiss, M. (2013). A comparison of methods for smoothing and gap filling time series of remote sensing observations – application to modis lai products. *Biogeosciences*, 10(6):4055–4071.

Keating, B. A., Robertson, M. J., Muchow, R. C., and Huth, N. I. (1999). Modelling sugarcane production systems i. development and performance of the sugar-

cane module. *Field Crops Research*, 61(33):253–271.

Klisch, A. and Atzberger, C. (2016). Operational drought monitoring in kenya using modis ndvi time series. *Remote Sensing*, 8(44):267.

Knox, J., Hess, T., Daccache, A., and Wheeler, T. (2012). Climate change impacts on crop productivity in africa and south asia. *Environmental Research Letters*, 7(3):034032.

Konan, E. A., Pene, C. B., and Dick, E.a (2017a). Caractérisation agro-climatique du périmètre sucrier de ferké 2 au nord de la côte d'ivoire. *Journal of Applied Biosciences*, 116:11532–11545.

Konan, E. A., Péné, C. B., and Dick, E.b (2017b). Main factors determining the yield of sugarcane plantations on ferralsols in ferké 2 sugar complex ,northern ivory coast. *Journal of Emerging Trends in Engineering and Applied Sciences*, 8(6):244–256.

Kouakou, K. E., Goula, B. T. A., and Kouassi, A. M. (2012). Analyze of climate variability and change impacts on hydro-climate parameters: case study of côte d'ivoire. *ISS N*, 3(2):8.

Kutner, M. H. (2005). *Applied linear statistical mod-*

els. The McGraw-Hill/Irwin series operations and decision sciences. McGraw-Hill Irwin, 5th ed edition.

Liaw, A. and Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomforest. 2:6.

Linnenluecke, M. K., Nucifora, N., and Thompson, N. (2018). Implications of climate change for the sugarcane industry. *WIREs Climate Change*, 9(1):e498.

Marin, F. R., Jones, J. W., Singels, A., Royce, F., Assad, E. D., Pellegrino, G. Q., and Justino, F. (2013). Climate change impacts on sugarcane attainable yield in southern brazil. *Climatic Change*, 117(11):227–239.

Marteau, R., Sultan, B., Moron, V., Alhassane, A., Baron, C., and Traoré, S. B. (2011). The onset of the rainy season and farmers' sowing strategy for pearl millet cultivation in southwest niger. *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(1010):1356–1369.

McKee, T. B., Doesken, N. J., and Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. page 6.

Nkrumah, F., Vischel, T., Panthou, G., Klutse, N. A. B., Adukpo, D. C., and Diedhiou, A. (2019).

Recent trends in the daily rainfall regime in southern west africa. *Atmosphere*, 10(1212):741.

Noufé, D., Lidon, B., Mahé, G., Servat, E., Brou Yao, T., Koli Bi, Z., and Chaléard, J.-L. (2011). Variabilité climatique et production de maïs en culture pluviale dans l'est ivoirien. *Hydrological Sciences Journal*.

N'Tcha M'Po, Y., Lawin, E. A., Yao, B. K., Oyerinde, G. T., Attogouinon, A., and Afouda, A. A. (2017). Decreasing past and mid-century rainfall indices over the ouémé river basin, benin (west africa). *Climate*, 5(33):74.

Odoulami, R. C. and Akinsanola, A. A. (2018). Recent assessment of west african summer monsoon daily rainfall trends. *Weather*, 73(99):283–287.

Ojonigu, F. A., Sedu, Q. M., and Maeyam, H. A. (2008). Variations and trends in annual rainfall amounts and the onset of the rainy season for kano for 87 years (1916–2002). page 4.

Oliveira, M. P. G. d., Bocca, F. F., and Rodrigues, L. H. A. (2017). From spreadsheets to sugar content modeling: A data mining approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 132:14–20.

Ouedraogo, M.,

Zougmore, R., Barry, S., and Some, L. (2015). The value and benefits of using seasonal climate forecasts in agriculture: Evidence from cowpea and sesame sectors in climate-smart villages of burkina faso (info note, pp. 1–4).

Pagani, V., Stella, T., Guarneri, T., Finotto, G., van den Berg, M., Marin, F. R., Acutis, M., and Confalonieri, R. (2017). Forecasting sugarcane yields using agro-climatic indicators and canegro model: A case study in the main production region in brazil. *Agricultural Systems*, 154:45–52.

Robson, A. (2012). Developing sugarcane yield prediction algorithms from satellite imagery. 34:11.

Romero, R., Guijarro, J. A., Ramis, C., and Alonso, S. (1998). A 30-year (1964 – 1993) daily rainfall data base for the spanish mediterranean regions: First exploratory. *Int. J. Climatol.*, page 20.

Roudier, P., Sultan, B., Quirion, P., and Berg, A. (2011). The impact of future climate change on west african crop yields: what does the recent literature say ? *Global Environmental Change*, 21(3):1073–1083. Accession

Number: fdi:010053840
source: IRD – Base Horizon / Pleins textes.

Saithanu, K. and Mekparyup, J. (2015). Forecasting sugar cane yield in the northeast of thailand with mlp models. page 5.

Saithanu, K., Sittisorn, P., and Mekparyup, J. (2017). Estimation of sugar cane yield in the northeast of thailand with mlr model. 22:197–201.

Samui, R. P., John, G., and Kulkarni, M. B. (2003). Impact of weather on yield of sugarcane at different growth stages. page 7.

Sanogo, S., Fink, A. H., Omotosho, J. A., Ba, A., Redl, R., and Ermert, V. (2015). Spatio-temporal characteristics of the recent rainfall recovery in west africa. *International Journal of Climatology*, 35(15):4589–4605.

Scarpari, M. S. and Beauclair, E. G. F. d. (2009). Physiological model to estimate the maturity of sugarcane. *Scientia Agricola*, 66(55):622–628.

Shao, Y., Lunetta, R. S., Wheeler, B., liames, J. S., and Campbell, J. B. (2016). An evaluation of time-series smoothing algorithms for land-cover classifications

using modis-ndvi multi-temporal data. *Remote Sensing of Environment*, 174:258–265.

Shrivastava, P. (2014). Impact of weather changes on sugarcane production. *Research in Environment and Life Sciences*, 7:243–246.

Singels, A. and Donaldson, R. A. (2000). A simple model of unstressed sugarcane canopy development. page 4.

Singels, A., Jones, M., Marin, F., Ruane, A., and Thorburn, P. (2014). Predicting climate change impacts on sugarcane production at sites in australia, brazil and south africa using the canegro model. *Sugar Tech*, 16(44):347–355.

Sivakumar, M. V. (1988). Predicting rainy season potential from the onset of rains in southern sahelian and sudanian climatic zones of west africa. page 11.

Son, N. T., Chen, C. F., Chen, C. R., Minh, V. Q., and Trung, N. H. (2014). A comparative analysis of multitemporal modis evi and ndvi data for large-scale rice yield estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 197:52–64.

Soro, G., Noufé, D.,

Goula Bi, T., and Shorohou, B. (2016).

Trend analysis for extreme rainfall at sub-daily and daily timescales in côte d'ivoire. *Climate*, 4(33):37.

Tazen, F., Diarra, A., Kabore, R. F. W., Ibrahim, B., Bologo/Traoré, M., Traoré, K., and Karambiri, H. (2019).

Trends in flood events and their relationship to extreme rainfall in an urban area of sahelian west africa: The case study of ouagadougou, burkina

faso. *Journal of Flood Risk Management*, 12(S1S1):e12507.

Teegavarapu, R. S. V. and Chandramouli, V. (2005).

Improved weighting methods, deterministic and stochastic data-driven models for estimation of missing precipitation records. *Journal of Hydrology*, 312(11):191–206.

Vaughan, C. and Dessai, S. (2014). Climate services for society: origins,

institutional arrangements, and design elements for an evaluation framework. *WIREs Climate Change*, 5(5):587–603.

Vaughan, C., Muth, M. F., and Brown, D. P. (2019).

Evaluation of regional climate services: Learning from seasonal-scale examples across the americas. *Climate Services*, 15:100104.

Weier, J. and Herring, D. (2000). Measuring vegetation (ndvi and evi).

Qu'est-ce que le groupe AFD ?

Le groupe Agence française de développement (AFD) est un établissement public qui finance, accompagne et accélère les transitions vers un monde plus juste et durable. Plateforme française d'aide publique au développement et d'investissement de développement durable, nous construisons avec nos partenaires des solutions partagées, avec et pour les populations du Sud.

Nos équipes sont engagées dans plus de 4 000 projets sur le terrain, dans les Outre-mer et dans 115 pays, pour les biens communs de l'humanité – le climat, la biodiversité, la paix, l'égalité femmes-hommes, l'éducation ou encore la santé. Nous contribuons ainsi à l'engagement de la développement durable. Pour un monde en commun.

Directeur de publication Rémy Rioux
Directeur de la rédaction Thomas Mélonio

Dépôt légal 4^e trimestre 2020

ISSN 2492 - 2846 © AFD

Création graphique MeMo, Juliegilles, D. Cazeils

Conception et réalisation AFD

Imprimé par le service reprographie de l'AFD

Pour consulter les autres publications de la collection Papier de recherche :
<https://www.afd.fr/fr/collection/papiers-de-recherche>