



SYSTEMES D'INFORMATIONS LOCALISEES POUR L'AMENAGEMENT DES TERRITOIRES

THESE PROFESSIONNELLE

INTEGRATION DES RENDEMENTS CEREALIERS ESTIMES PAR TELEDETECTION A BASSE RESOLUTION SPATIALE ET MODELISATION SPATIALISEE DANS UN SYSTEME D'ALERTE PRECOCE POUR LA SECURITE ALIMENTAIRE EN AFRIQUE SUBSAHARIENNE

Cyrille Ahmed MIDINGOYI

Directeur du projet : Christian Baron (CIRAD)
Co-encadrement : Louise Leroux (CIRAD)
Tuteur SILAT : Benjamin Sultan (IRD)
Rapporteurs : Valentine Lebourgeois (CIRAD)
Jean-Stéphane Bailly (AgroParisTech)



Maison de la Télédétection en
Languedoc-Roussillon
500, rue Jean-François Breton
F- 34093 MONTPELLIER CEDEX
Tel +33(0)467548760
Fax : +33(0)467548700

Mastère Spécialisé de la Conférence des Grandes Ecoles



L'établissement AgroParisTech diffuse ce mémoire et se dégage de toute responsabilité sur le contenu proposé.

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition.

L'obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document doit être respectée selon la licence Creative Commons apposée

Ce document est soumis aux conditions d'utilisation "Paternité – Pas d'utilisation commerciale – Pas de modification 4.0 France disponible en ligne : <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>



Table des matières

I- INTRODUCTION.....	5
1- Contexte, justification et intérêt du projet.....	5
2- Analyse de l'existant	6
3- Objectifs du projet professionnel.....	7
II- MATERIELS ET METHODES	8
1- Zone d'étude	8
1-1- Caractéristiques de la zone d'étude.....	8
1-2- Les raisons du choix de la zone d'étude	9
2- Données et outils utilisés	10
2-1- Les données satellitaires	10
2-2- Les données d'observation terrain	11
2-3- Outils utilisés	12
3- Prétraitement des synthèses temporelles de NDVI MODIS.....	12
3-1- Téléchargement des données.....	12
3-2- Reconstruction des séries temporelles d'images de NDVI	12
4- Traitement	14
4-1- Estimation des métriques phénologiques (dates de début et de fin de saison).....	14
4-2- Application des métriques pour l'estimation des rendements	16
III- RESULTATS.....	19
1- Estimation des métriques phénologiques (dates de début et de fin de saison).....	19
1-1- Optimisation d'estimation des métriques	19
1-2- Vérification des métriques phénologiques en milieu paysan.....	20
1-3- Prise en compte des facteurs d'échelles du village au territoire	22
2- Application des métriques dans l'estimation des rendements	24
2-1- Confrontation des métriques phénologiques estimées par différentes approches avec les données de terrain	25
2-2- Effet des dates phénologiques estimées sur les rendements simulés par SARRA-O.27	
2-3- Scénario d'application des métriques et vérification sur le territoire de Tuy	29
IV- Discussion.....	30
1- Estimation des dates de démarrage de la saison de culture	30
2- Vérification de la méthode d'estimation par NDVI	31
3- Estimation des rendements	31
V- Conclusion	32
1- Synthèse des résultats	32
2- Les limites de l'étude.....	32

3- Perspectives	33
Remerciements	34
Bibliographie	35
Liste des figures.....	37
Annexes	38
Image représentative du projet.....	42
Résumé.....	43
Abstract.....	43

I- INTRODUCTION

1- Contexte, justification et intérêt du projet

Le secteur agricole en Afrique subsaharienne revêt une part capitale dans l'économie et l'emploi et acquiert un statut prioritaire dans les programmes de développement (OCDE, 2016). Ce secteur permet d'assurer les quatre composantes clés de la sécurité alimentaire à savoir : la disponibilité alimentaire, l'accès économique et physique aux aliments, l'utilisation des aliments et la stabilité des trois autres composantes dans le temps (The World Bank, 2016). Cependant, malgré une croissance de la production agricole observée ces dernières années, les situations d'insécurité alimentaire sont toujours prégnantes en Afrique subsaharienne impactant la santé des populations et le développement socio-économique des pays. Ainsi, les mesures déjà mises en place doivent être renforcées pour mieux suivre et améliorer les systèmes de production agricole. Ces mesures visent à rendre plus opérationnels et efficaces les Systèmes d'Alerte Précoce (SAP) pour la sécurité alimentaire qui constituent l'une des principales stratégies développées par les décideurs (Traoré et al., 2011) aussi bien à l'échelle nationale qu'aux échelles régionale et globale. En Afrique de l'Ouest, le CILSS (Comité Permanent Inter-Etats de Lutte contre la Sécheresse dans le Sahel) à travers son institution, le Centre Régional AGRHYMET (CRA), a mis en place un SAP ayant pour mission de coordonner les SAP nationaux de l'ensemble des pays de la région. Ce système a pour rôle de suivre la dynamique de l'état des cultures et des pâturages et d'estimer les rendements des principales cultures au cours de la saison agricole. Etant donné que les enquêtes agricoles qui constituent une composante indispensable du système nécessitent un délai relativement long, et ne permettent pas à elles seules, de faire un suivi ou une estimation régionale, le système du CRA actuel s'appuie sur le développement du modèle de croissance des céréales SARRA-H (Système d'Analyse Régionale des Risques Agroclimatiques, version H (Baron et al., 2003)) qui connaît des améliorations continues avec l'appui du CIRAD (Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement) et dont la dernière consiste en la spatialisation du modèle au sein de la plateforme Ocelet (Degenne and Lo Seen, 2016).

Dans le cadre du projet TOSCA VERSAO (Vers une Estimation spatialisées des Rendements par télédétection pour la Sécurité alimentaire en Afrique de l'Ouest), financé par le Centre National d'Etudes Spatiales (CNES), le CIRAD se propose d'utiliser de façon intégrée des données d'Observations de la Terre à moyenne-basse résolution spatiale dans le modèle de culture SARRA-O (SARRA- version Ocelet). Ce projet comporte trois volets dont un dédié à l'intégration des rendements céréaliers estimés par télédétection à basse résolution spatiale et modélisation spatialisée dans un système d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire en Afrique sub-saharienne et dans lequel s'inscrit ce projet professionnel. Il a pour finalité de contribuer non seulement à l'amélioration des performances d'estimation des rendements du modèle SARRA-O par un suivi spatialisé de la phénologie des cultures au travers de la télédétection mais aussi de renforcer le SAP du CRA. C'est dans ce cadre que nous avons conduit ce projet professionnel à Montpellier au sein de l'Unité Mixte de Recherche TETIS

(Territoire, Environnement, Télédétection et Information Spatiale) et de l'Unité de Recherche AÏDA (Agroécologie et Intensification Durable des cultures Annuelles) du CIRAD, dont l'une des principales missions consiste à produire et transmettre de nouvelles connaissances pour accompagner les pays du sud dans leur développement agricole et contribuer au débat sur les grands enjeux mondiaux de l'agronomie

2- Analyse de l'existant

Le Centre Régional AGRHYMET a adopté le modèle de simulation des cultures SARRA-H pour les analyses sur la croissance des céréales sèches et du rendement potentiel en milieu tropical (Baron et al., 2005). Ce modèle, développé et validé pour les céréales pluviales en conditions ouest africaines, permet de simuler les rendements potentiels dans des conditions climatiques données. Depuis 2015, le modèle SARRA-H est spatialisé à l'aide de la plateforme de modélisation Ocelet (<http://www.ocelet.fr>; Degenne and Lo Seen (2016)) rendant possible les simulations de croissance de plante en tout point de l'espace à partir de données raster et vecteur. Les sorties du modèle sont entre autres les dates de semis et les rendements estimés à partir des données d'estimation de pluies par satellite et des données météorologiques issues des sorties de modèle de prévision. La région ouest africaine est marquée par une forte variabilité pluviométrique (Sultan et al., 2005) et une agriculture essentiellement pluviale avec une forte variabilité interannuelle des semis sur un ou deux mois et demi. Les dates de semis constituent l'un des facteurs influençant la variabilité interannuelle des rendements agricoles dans cette région (Brown and de Beurs, 2008). Dans une étude utilisant le modèle SARRA-H, Sultan et al. (2005) ont montré une forte sensibilité des rendements au choix des dates de semis. Les dates de semis liées à l'installation des pluies, selon les stratégies et la longueur des saisons pluvieuses, peuvent durer une semaine à plus d'un mois (cas du Tuy, une province du Burkina Faso). Plusieurs approches ont été développées pour estimer les dates de démarrage de la saison. Elles sont basées pour la plupart sur des critères agroclimatiques et climatiques. La méthode la plus utilisée pour l'approche agroclimatique est celle mise en place par Sivakumar (1988). Plusieurs définitions ont découlé de cette méthode basée sur l'occurrence des séquences sèches et ont été adaptées dans le but d'obtenir des dates de démarrage cohérentes avec les dates de semis (Marteau, 2010). L'approche climatique permet d'estimer des dates de démarrage de la saison correspondant à l'installation de la mousson ouest africaine sur la région (Sultan et al., 2003). Une autre approche sur laquelle se focalisera cette étude est l'utilisation des profils d'indice de végétation comme le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) pour extraire les dates de début et de fin de la saison agricole. Peu d'études ont analysé la cohérence entre les dates de début de saison estimées à partir des indices de végétation et les dates de semis observées en milieu paysan dans la zone ouest africaine. Vintrou (2012) a montré que les dates de début de saison issues du produit phénologie de MODIS sont plus précoces que les dates de semis simulées à partir du modèle de culture SARRA-H à l'échelle du village en raison notamment de la présence de la végétation naturelle dans les parcelles de culture. Selon Brown and de Beurs (2008), bien que l'approche agroclimatique

basée sur les données de pluie est la plus courante dans la zone ouest africaine, il existe plusieurs avantages à extraire les dates de démarrage à partir des indices de végétation au lieu des données de pluies satellitaires : (1) la qualité des données de pluies estimées par satellite est variable dans le temps et dans l'espace. Elles sont calibrées avec les observations au sol. Or la densité du réseau pluviométrique dans la zone ouest africaine est assez faible, ce qui déprécie la qualité des pluies estimées et peut impacter les rendements simulés (Ramarohetra et al., 2013). Les données d'indices de végétation n'ont pas ce problème de calibration (2) l'utilisation des données satellitaires d'indice de végétation ont une résolution spatiale supérieure à celle des pluies estimées. Cependant, les indices de végétation ont leurs propres défauts. Ils dépendent de l'angle zénithal solaire et satellitaire et sont sensibles aux effets atmosphériques et au sol (Tian et al., 2010). Ils nécessitent donc des corrections avant leur utilisation. La méthode de correction la plus fréquente consiste généralement à prendre systématiquement la valeur la plus élevée sur une longue séquence temporelle (Girard and Girard, 2010). La qualité des dates phénologiques extraites des indices de végétation issues des capteurs à basse résolution demeure problématique dans une région comme celle de l'Afrique de l'Ouest où les parcelles sont très fragmentées avec une variabilité spatiale très importante, des pratiques culturales très différentes (association de culture, rotation de cultures...) et des tailles nettement inférieures à celles du pixel (capteur moyenne-basse résolution) avec une présence arborée (Leroux, 2015). Les pixels sont souvent mixtes, c'est-à-dire constitués de plusieurs types d'occupation du sol (végétation naturelle, culture, sol nu...) et il est quasi rare d'obtenir un signal de culture pur (Bégué et al., 2016).

3- Objectifs du projet professionnel

L'objectif principal assigné au projet par le commanditaire est de travailler à l'intégration des rendements estimés des principales cultures en Afrique subsaharienne par modélisation spatialisée des cultures et par télédétection à moyenne résolution spatiale dans le Système d'Alerte Précoce actuellement en place au Centre Régional AGRHYMET. En se basant sur des séries temporelles d'indice de végétation, il s'agira de :

- déterminer les métriques phénologiques (dates de début et de fin de la saison agricole) et leur variabilité spatio-temporelle à partir des profils d'indice de végétation en utilisant différentes approches présentes dans la littérature ;
- comparer les résultats aux données de terrain, aux dates calculées par une approche agroclimatique et aux dates simulées par le modèle de culture SARRA-O ;
- intégrer les données d'observations satellitaires dans le modèle SARRA-O et analyser leur impact sur la capacité prédictive du modèle.

Pour atteindre ces objectifs, des séances d'échanges d'information ont eu lieu avec le commanditaire et d'autres partenaires au projet (UMR TETIS, UR AIDA, AGRHYMET) pour une meilleure analyse des besoins et l'adoption d'un Schéma méthodologique et d'un planning de travail (annexe :1).

II- MATERIELS ET METHODES

La Figure 1 présente la démarche méthodologique suivie dans le cadre de cette étude.

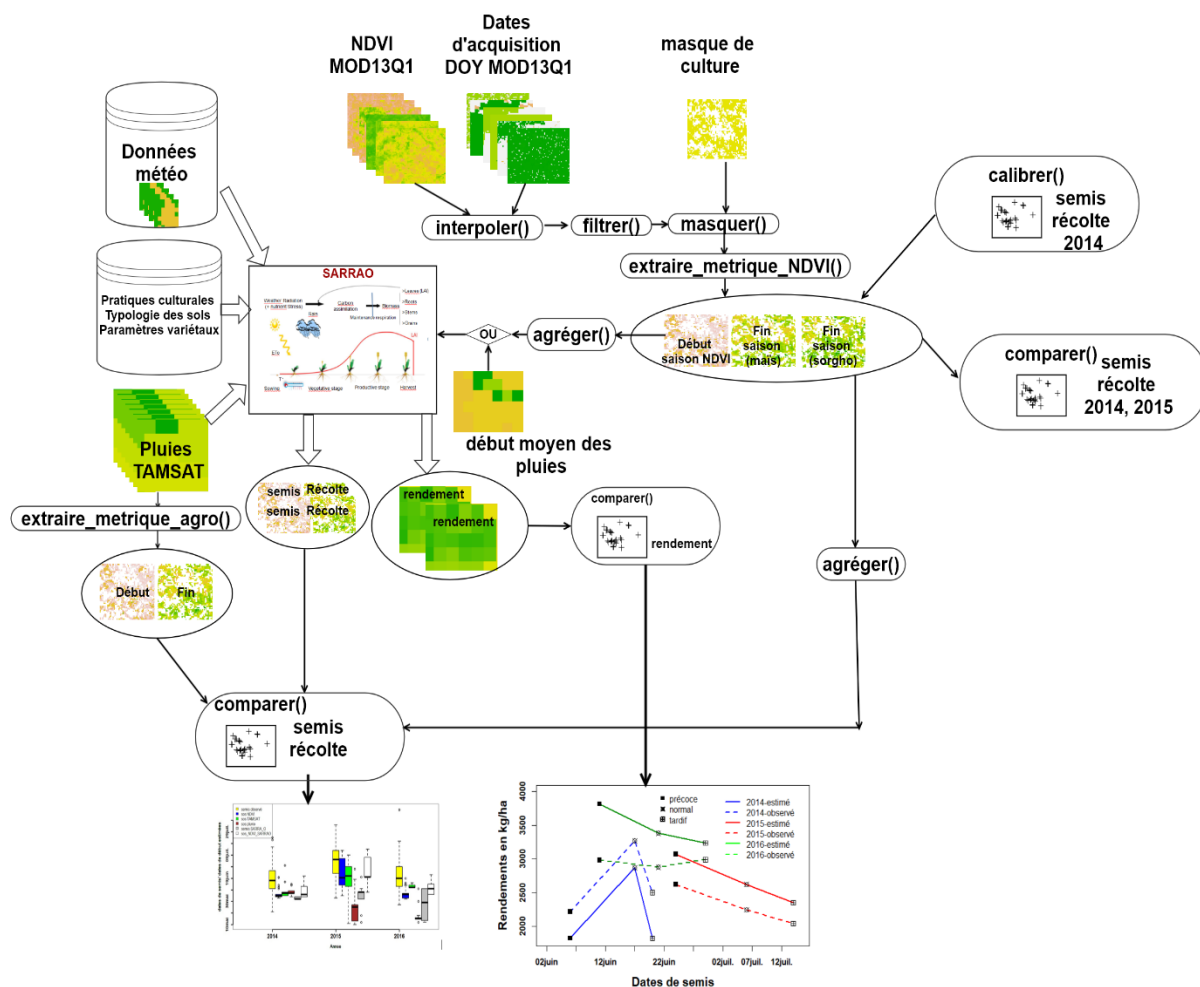


Figure 1: Démarche méthodologique

1- Zone d'étude

1-1- Caractéristiques de la zone d'étude

Notre zone d'étude se situe à l'Ouest du Burkina Faso, dans la frange intermédiaire sahélo-soudanienne, et principalement dans la province de Tuy (Figure 2). La province de Tuy couvre une superficie d'environ 5600 km² soit 2,07% du territoire national et compte une population de 248 223 habitants (Mahamadou and Vall, 2010). Le climat de la zone est de type sahélo-soudanien avec une saison pluvieuse de mai à octobre, et des précipitations moyennes de 900 mm/an et un fort gradient latitudinal. La prise en compte de l'aléa climatique est nécessaire pour la compréhension de la variabilité spatio-temporelle du déroulement de la saison agricole (notamment le démarrage et la fin) et de ses impacts

éventuels sur la productivité des systèmes cultivés dans la province de Tuy. Une classification supervisée sur la zone d'étude réalisée à partir des images de Sentinel-2 de 2016 montre que l'agriculture occupe une part importante de plus de 40% de la superficie de la zone (Figure 3) avec une prédominance de la production céréalière (maïs et sorgho) à l'instar des autres provinces du pays. Avec la forte pression démographique (45 habitants/km²), les agriculteurs sont contraints d'exploiter au maximum les terres disponibles (réduction des temps de jachères, exportation des nutriments sur des sols pauvres...) conduisant à une baisse de la fertilité des sols, une baisse des revenus et plus globalement à la fragilisation de la sécurité alimentaire (Vall et al., 2011).

1-2- Les raisons du choix de la zone d'étude

La province de Tuy a été choisie car (1) elle présente une grande variété d'agrosystèmes (2) cette zone est également un site test du projet Sentinel2-Agri qui fournira une cartographie des surfaces agricoles et des principales cultures (3) elle est caractéristique de la petite agriculture familiale, paysage fragmenté de très petite taille avec une forte variabilité intra et inter-parcellaire et la présence de nombreux arbres (Jahel et al., 2016) qui permettra d'appréhender l'impact du choix de l'utilisation de l'imagerie basse résolution et de mieux caractériser l'hétérogénéité parcellaire.

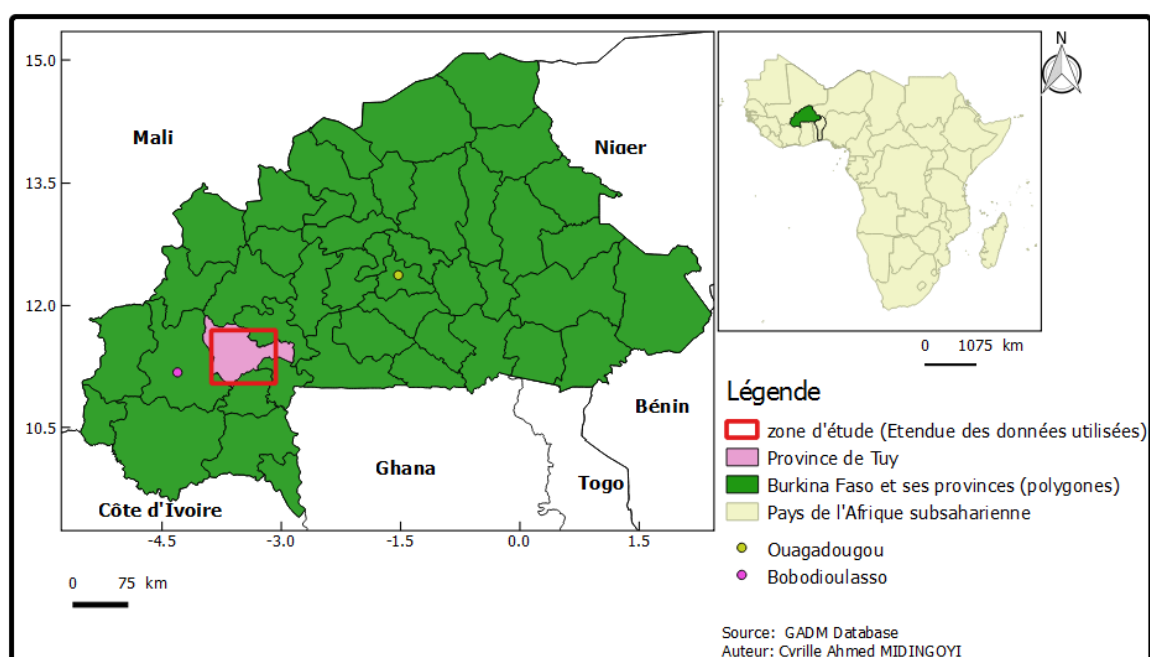


Figure 2: Localisation de la zone d'étude

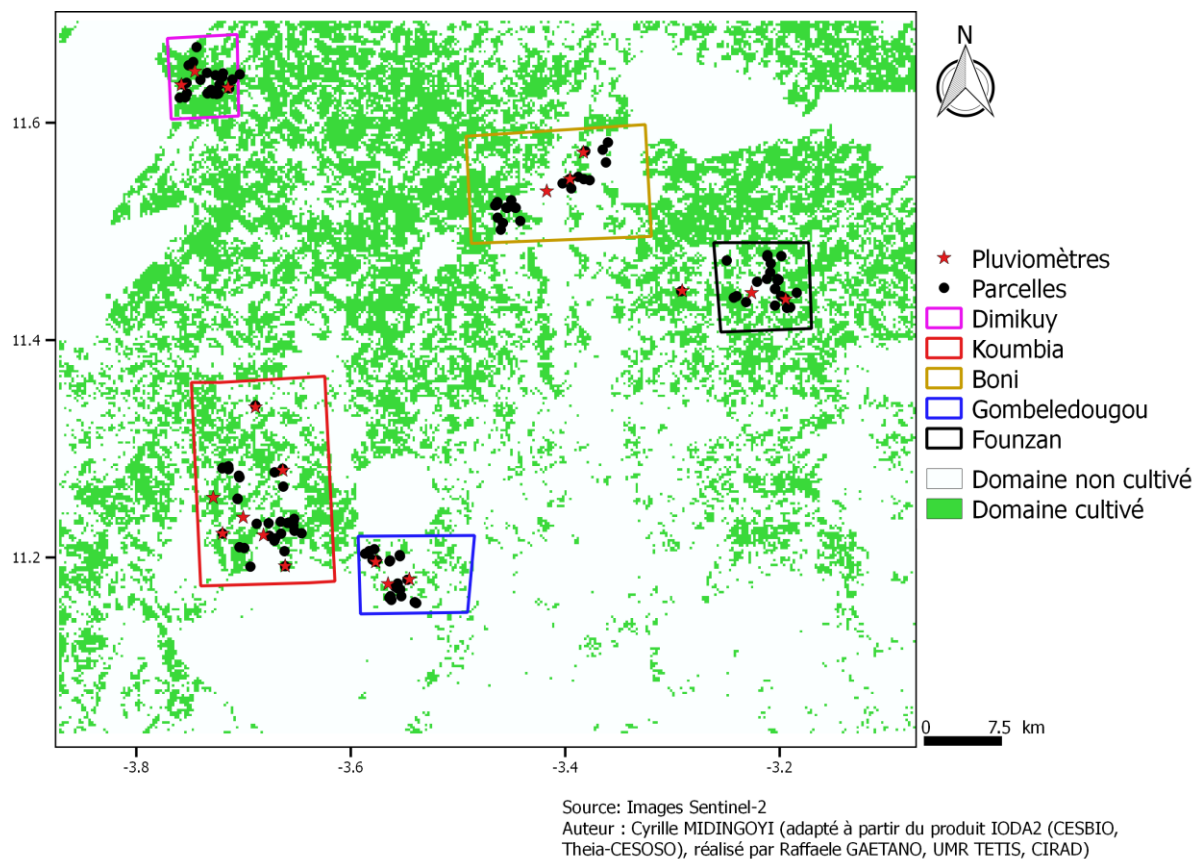


Figure 3: Domaine cultivé de la zone d'étude

2- Données et outils utilisés

Deux types de données ont été utilisés : (1) les données satellitaires constituées des séries temporelles de NDVI du capteur MODIS/TERRA pour l'extraction des métriques phénologiques et des données météorologiques utilisées pour les simulations avec le modèle de culture SARRA-O (2) les données d'observation terrain qui comprennent les hauteurs de pluie des postes pluviométriques et les données d'enquêtes agricoles.

2-1- Les données satellitaires

2-1-1- Le choix du type de données

Le NDVI est l'indice le plus utilisé pour caractériser l'activité photosynthétique des éléments de la surface terrestre. Il permet de discriminer facilement des surfaces végétalisées (0,9 pour de la végétation verte et dense) des surfaces de sols nus (environ 0,1 pour sol nu) et de l'eau (valeurs négatives). Il est obtenu à partir de la relation suivante : $NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$ où PIR est la réflectance de la cible dans le canal Proche infrarouge (PIR) et R sa réflectance dans le Rouge (R).

Le NDVI a été choisi dans le cadre de notre étude pour caractériser la phénologie des cultures. En raison des multiples sources d'erreurs affectées par cet indice, les données de NDVI sont souvent synthétisées sur une période temporelle afin de réduire les bruits.

2-1-2- Choix de la source de données de télédétection

Le choix du capteur MODIS a été motivé par trois raisons :

- 1) la disponibilité et gratuité des données, la facilité d'accès aux données et de manipulation (de nombreux outils libres et open-sources disponibles)
- 2) une résolution spatiale (250-m) fine comparée aux autres types de capteurs à basse résolution spatiale (entre 1-km et 8-km) tout en gardant une résolution temporelle journalière
- 3) la disponibilité de plus de 30 produits dérivés permettant de caractériser les couverts végétaux.

Les synthèses temporelles d'images de NDVI du produit MOD13Q1 de MODIS TERRA (Level 3, Global, Version 005) ont été sélectionnées sur la période 2014 à 2016. Ces données proviennent de la base de données de la NASA Land Process Distributed Archive Center (LP DACC) et sont récupérables au format HDF-EOS (Hierarchical Data Format - Earth Observing System). Le produit MOD13Q1 est constitué des synthèses temporelles à 16 jours d'indices de végétation fournis en projection sinusoïdale. Il est composé de 12 bandes dont la première représente les synthèses temporelles de NDVI codées en 16 bits entiers signés avec un facteur d'échelle de 0.0001 pour minimiser l'espace de stockage des données. L'image résultante d'une synthèse est une mosaïque contenant des données de NDVI obtenues à partir des radiométries acquises à différentes dates. Des écarts d'acquisition de 0 à 16 jours entre deux pixels voisins peuvent être donc relevés. Les dates d'acquisition des images sont fournies dans le produit MOD13Q1 et correspondent à la bande 11.

2-1-3- Les données satellitaires utilisées dans SARRA-O

Les données d'entrées, de forçages, utilisées par le modèle de culture sont constituées de données journalières d'estimation des précipitations par satellite (TAMSAT ; ~ 4 km de résolution spatiale (Tarnavsky et al., 2014)) de données de rayonnement, de températures de l'air et d'évapotranspiration (issues des sorties du modèle de prévision ECMWF ; ~ 25 km de résolution spatiale).

2-2- Les données d'observation terrain

2-2-1- Les données d'enquêtes de terrain

Une base de données d'enquêtes agricoles mise en place par l'UMR TETIS depuis 2014 nous a été fournie. Deux types d'enquêtes ont été menées sur un échantillon de 5 villages : Boni, Dimikuy, Founzan, Gombeledougou et Koumbia (Figure 3) :

- (1) La collecte d'information aux dires d'agriculteurs : elle documente pour chacune des 30 parcelles de chaque village les pratiques agricoles du maïs, du sorgho et du mil à travers les

itinéraires techniques conduits par les agriculteurs en termes de : espèces et variétés cultivées, jachères, préparation du sol, nature et profondeur du sol etc.

(2) Des données in situ : les dates de semis et de resemis, les dates de récolte, les rendements.

Des fichiers vectoriels ont été créés pour chaque village pour délimiter l'ensemble des parcelles.

2-2-2- Les hauteurs pluviométriques

La pluviométrie est un élément capital pour les agriculteurs tout au long de l'exercice de leurs activités culturales. Ainsi, les hauteurs de pluie journalières relevées par des postes pluviométriques répartis dans chaque village (Figure 3) sur la période 2014-2016 nous ont permis de calculer les dates de démarrage et de fin de la saison des pluies. Chaque parcelle est affectée au poste pluviométrique le plus proche.

2-3- Outils utilisés

Le choix des outils est essentiellement basé sur notre facilité d'utilisation, les fonctionnalités qu'ils offrent et la possibilité de réaliser toute l'étude dans un même environnement de travail. Durant la première partie du stage, deux semaines ont été consacrées pour tester les différents outils afin de déterminer celui ou ceux qui pourraient répondre à nos trois critères précités. Ainsi, nous nous sommes proposé de travailler en grande partie avec le logiciel de statistique R¹ pour générer les indicateurs et faire les études statistiques mais aussi le logiciel libre QGIS² pour la présentation des cartes et le modèle de culture SARRA-O³ pour la simulation des rendements du maïs.

3- Prétraitement des synthèses temporelles de NDVI MODIS

3-1- Téléchargement des données

Compte tenu du gros volume de données sur la période 2014-2016, à raison de 23 images par année, le téléchargement et le prétraitement des images MODIS ont été automatisés à partir du logiciel MRT⁴ (Modis Reprojection Tool) via le logiciel R assurant la reprojection (UTM WGS84 zone 30N), la conversion en Geotiff et le découpage automatique de toutes les images sur notre zone d'étude.

3-2- Reconstruction des séries temporelles d'images de NDVI

3-2-1- Interpolation des profils temporels d'images de NDVI

Des pixels d'une même image peuvent ne pas être acquis à la même date en raison de la méthode de compositing (synthèse) appliquée. Ainsi, on peut relever pour une même date (ou semaine MODIS), un écart des dates d'acquisition (DOY) compris entre 0 et 16 jours et pour deux dates successives un écart

¹ <https://www.r-project.org/>

² <http://www.qgis.org/fr/site/>

³ http://sarra-h.teledetection.fr/SARRAH_Home.html

⁴ https://lpdaac.usgs.gov/about/news_archive/modis_reprojection_tool_version_33_available

compris entre 1 et 31 jours (Figure 4). Nous avons recréé des séries temporelles d'images avec un pas de temps effectif de 16 jours en procédant par interpolation linéaire entre les DOY initiaux et les dates à 16-jours (1, 17, 33, ...) afin que les données soient comparables d'une image à l'autre. Cependant, nous avons jugé nécessaire avant le recalage temporel d'appliquer une méthode de filtrage simple des données aberrantes. Cette méthode repose sur le constat que la variation de NDVI entre deux observations successives ne dépasse pas 0.12. Ainsi, si le NDVI décroît ou croît de plus de 0.12, il est remplacé par une valeur interpolée linéairement à partir des observations qui l'encadrent (Figure 5 : courbe en noir, la donnée aberrante encerclée, NDVI interpolé en rouge).

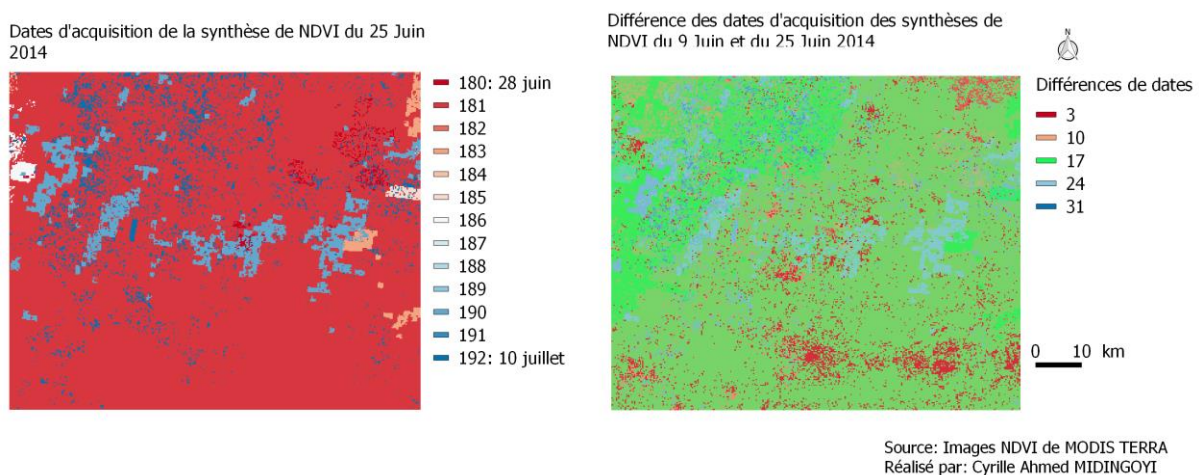


Figure 4: Différence de dates d'acquisition entre pixels voisins (à gauche) et entre deux synthèses successives (à droite)

3-2-2- Méthode de lissage des profils temporels de NDVI

Malgré l'application de l'algorithme de construction des synthèses temporelles, nous remarquons toujours la présence d'anomalies sur les profils de NDVI. A cet effet, il convient d'appliquer une méthode d'ajustement au profil interpolé pour améliorer la qualité des séries temporelles d'images de NDVI en réduisant les distorsions (Figure 5 : NDVI lissé en bleu). Pour ce faire, nous avons testé différentes techniques d'ajustement telles que le filtre de Savitzky-Golay (SG), la méthode par Gaussienne et par Double Logistique. Pour nos profils, le filtre SG donne visuellement la courbe la plus proche de l'allure globale des données traitées comparée aux autres méthodes testées. Ce filtre conserve le mieux l'enveloppe supérieure du profil NDVI (les valeurs les plus hautes sont mieux ajustées) et a par conséquent été utilisé dans cette étude.

Deux paramètres sont nécessaires pour le filtre SG : la largeur de la fenêtre temporelle d'interpolation et le degré du polynôme de lissage qui ajuste toutes les valeurs comprises dans la fenêtre de lissage. La largeur de la fenêtre (m) correspond généralement au quotient du nombre d'observations dans l'année divisé par 4 et le degré du polynôme est tel que $n=2p-1$. Ainsi, le couple qui convenait à notre cas d'étude et qui a été utilisé est : $n=5$ et $p=3$

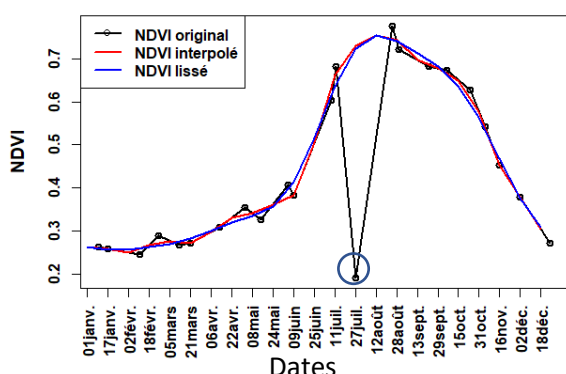


Figure 5: Profil temporel de NDVI d'un pixel

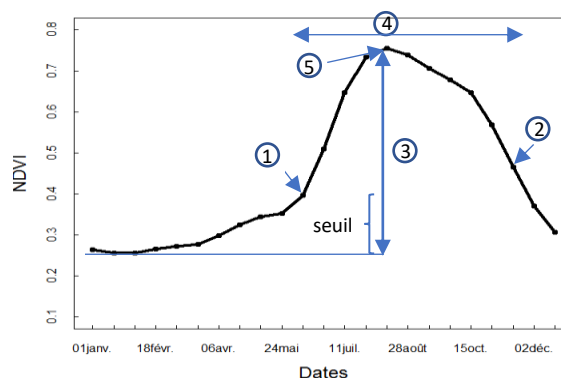


Figure 6: Illustration des métriques phénologiques (1) le début de la saison (2) la fin de la saison, (3) l'amplitude du NDVI, (4) la longueur de la saison et (5) le maximum de croissance

Le profil NDVI lissé (Figure 6) d'une année montre une allure monomodale synonyme d'une unique saison agricole. Il se présente par une phase de croissance correspondant au développement de la plante ((1) à (5)), un pic indiquant la période de croissance maximale (5) et une phase de décroissance correspondant à la période sénescence de la plante ((5) à (2)).

4- Traitement

4-1- Estimation des métriques phénologiques (dates de début et de fin de saison)

Pour cette étape, seuls les pixels homogènes de culture obtenus à partir de la classification supervisée réalisée par le CIRAD sur la zone avec des images de Sentinel-2 ont été utilisés. L'image classifiée étant à 10 m de résolution, nous avons procédé au rééchantillonnage en calculant le pourcentage de pixel de culture dans un pixel MODIS (250 m). Ainsi tous les pixels MODIS comportant au moins 80% de culture ont été retenus comme pixels de culture MODIS. Un masque de culture de 250 m de résolution a été généré.

4-1-1- Optimisation d'estimation des métriques

Parmi les méthodes d'extraction décrites dans la littérature, nous avons opté pour la méthode à seuil relatif car cette méthode est généralisable et est sensible à la variation de l'amplitude du NDVI, contrairement à la méthode à seuil absolu (Bah, 2016). Cette méthode est souvent appliquée et est actuellement utilisée dans le système ASIS (Agricultural Stress Index System).

Ainsi, avec la méthode à seuil relatif, les dates phénologiques estimées correspondent aux dates auxquelles le NDVI atteint une valeur qui est proportionnelle à l'amplitude du profil NDVI lissé (Figure 5). Cette valeur est déterminée par :

$$NDVI_{seuil} = NDVI_{min} + (NDVI_{max} - NDVI_{min}) * seuil$$

avec :

seuil : une constante comprise entre 0 et 1

NDVI_{min} : la valeur minimale du NDVI pendant la phase de croissance (phase de sénescence) pour le calcul de la date de début de la saison (la date de fin de saison)

NDVI_{max} : la valeur maximale du NDVI.

Ceci amène à transformer le profil du NDVI en une fonction dénommée ratio variant de 0 à 1 qui s'exprime par :

$$ratio = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}}$$

Ainsi, les dates sont détectées lorsque le ratio du NDVI atteint la valeur « seuil »

La question qui se pose à ce niveau est de savoir quelle valeur « seuil » utilisée pour estimer ces deux métriques afin que ces dernières soient relativement cohérentes avec les données terrain.

Pour l'estimation des dates de début de saison agricole

Deux approches ont été testées et comparées à partir des parcelles de 2014 :

1^{ère} approche : elle consiste à appliquer la méthode à seuil relatif sur les profils de ratio en utilisant différents seuils 0.2, 0.25 (seuil par défaut dans le système ASIS) et 0.3 pour estimer des dates de début de la saison qui seront comparées aux dates de semis des parcelles de 2014 incluses dans les pixels de culture.

2^{ème} approche : Elle consiste à fixer un seuil initial à 0.1 pour chaque pixel de culture et deux conditions à satisfaire pour extraire la date de début : (1) Elle est obtenue après le 20 Mai (2) l'écart entre la date de début et la date du maximum de croissance n'excède pas 100 jours. Ainsi, lorsque les deux conditions ne sont pas satisfaites, le seuil s'incrémente automatiquement de 0.025 et une autre date est calculée puis les conditions sont à nouveau vérifiées.

Pour le calcul des dates de fin de saison

Les seuils 0.7, 0.75 (par défaut dans ASIS) et 0.8 ont été testés et les résultats ont été comparés aux dates de récolte des cultures du maïs et du sorgho de la saison 2014.

L'indicateur de précision RMSE (Root Mean Square Error) des stades phénologiques ciblés est utilisé pour évaluer les différentes méthodes (annexe : 2).

Enfin, les cartes de début et de fin de saison de 250 m de résolution ont été produites à partir des méthodes optimales.

4-1-2- Vérification des métriques phénologiques en milieu paysan

Les données d'enquêtes des saisons 2015 et 2016 ont été utilisées pour vérifier la capacité de la méthode à estimer les métriques phénologiques retenues et à en appréhender les différentes stratégies de semis et de récolte année après année à l'échelle de la parcelle. Après extraction des valeurs des pixels incluant les parcelles de culture sur les cartes générées, les pourcentages de semis captés par la méthode avec une erreur d'estimation comprise entre 16 jours et -32 jours ont été calculés permettant ainsi de couvrir

la fenêtre des semis qui s'étale sur un mois et plus dans cette région. L'erreur d'estimation est la différence entre la date estimée et la date observée. Une erreur positive (négative) se traduit par des dates estimées plus tardives (précoces) que les dates observées. Les images NDVI étant des synthèses de 16 jours (c'est-à-dire une information chaque 16 jours), une tolérance de +16 jours peut donc être admise (date de début estimée plus tardive que la date de semis de 16 jours).

4-1-3- Prise en compte des facteurs d'échelles du village au territoire

Les dates estimées ont été par la suite analysées aussi bien à l'échelle du village qu'à l'échelle de la province de Tuy. La dispersion des dates est mesurée autour de la valeur centrale, qui dans notre cas est la valeur médiane, au travers de l'intervalle interquartile et de l'écart absolu médian (EAM, annexe : 2). Cet écart est égal à la moyenne des valeurs absolues des écarts à la médiane.

A l'échelle du village, l'existence d'une relation linéaire entre les dates estimées et observées sera aussi vérifiée à partir de la détermination du coefficient de corrélation linéaire de Bravais-Pearson (r , annexe : 2). La capacité de la méthode d'extraction des métriques phénologiques à expliquer la variabilité des dates de semis sera donc évaluée par le coefficient de détermination (R^2) qui dans le cas d'une relation linéaire peut être assimilée au carré du coefficient de corrélation. La significativité de la relation sera aussi vérifiée au seuil de 5%. La variation interannuelle des dates estimées agrégées à l'échelle du Tuy sera aussi comparée à celle observée.

La stratégie paysanne dans la zone d'étude consiste à étaler les semis sur un mois voire plus pour minimiser le risque de perte des semences dus aux épisodes secs. Mais cet étalement s'effectue dès les premières pluies utiles. C'est pour cette raison que nous avons comparé les dates des premiers semis au niveau village représentées par le premier quartile aux dates médianes estimées pour vérifier la capacité de la méthode à capter les premiers semis.

4-2- Application des métriques pour l'estimation des rendements

4-2-1- Confrontation des métriques phénologiques estimées par différentes approches avec les données de terrain

En dehors de la méthode d'estimation des dates de début et de fin de saison à partir des profils NDVI, deux autres approches d'estimation ont été testées et les résultats sont comparés aux données de terrain au travers des indicateurs précédemment énoncés. Il s'agit de l'approche agroclimatologique et celle mise en place dans le modèle de culture SARRA-O.

Approche Agroclimatologique : Pour le calcul des dates de début de saison selon le critère agroclimatologique, la méthode Sivakumar adaptée par le CRA a été retenue. Cette méthode adaptée à notre zone d'étude s'énonce comme suit :

La date de début de saison est la date après le 15 mars (jour n° 75) enregistrant un cumul pluviométrique d'au moins 20 mm sur 3 jours consécutifs et sans épisode sec excédant 20 jours pendant les 30 jours qui suivent minimisant ainsi le risque de faux départ.

Le critère pour la fin de la saison des pluies est fondé sur le bilan hydrique. On considère qu'à partir du 1er septembre (jour n° 245) lorsque le bilan hydrique (la somme des apports et des pertes en eau) égal ou inférieur à 0, l'hivernage est terminé. Pour le bilan hydrique, une capacité de rétention maximale en eau du sol de 70 mm est considérée et des pertes en eau par évapotranspiration fixée à 5mm/jour. Par exemple, pour un sol contenant 70 mm d'eau au 1^{er} septembre, s'il n'y a pas eu de précipitations dans les 14 jours qui suivent, la fin de la saison correspondra au 14 septembre car à cette date le bilan hydrique s'annule ($70-14*5$).

Ces critères ont été appliqués aussi bien sur les données pluviométriques issues des pluviomètres que sur des données journalières d'estimation des précipitations par satellite TAMSAT.

Approche SARRA-O

La date de semis réussie simulée par le modèle correspond au jour où le seuil d'eau disponible dans le sol à la fin de la journée est suffisant pour l'émergence de la plante sous condition qu'il n'y ait pas plus de 10 jours de décroissance de biomasse (respiration de maintenance supérieure à la biomasse journalière produite) pendant les 20 jours qui suivent. Le seuil d'eau est défini à 10 mm.

Deux cartes de dates de semis ont été générées avec cette approche en variant le début de la fenêtre temporelle pour la recherche des conditions favorables au semis fixé initialement à un mois avant la date moyenne de début de la saison des pluies (SARRA-O) et en second lieu à la date de début de saison estimée à partir du NDVI (SARRA-O+NDVI).

Pour pouvoir intégrer les dates estimées à partir du profil de NDVI dans le modèle, elles ont été agrégées à la résolution de 4 km (la résolution des sorties du modèle). Du fait de l'observation des dates exceptionnelles à la résolution de 250 m résultant parfois des profils NDVI bruités (ce sont des dates supérieures à la valeur médiane plus ou moins deux fois l'intervalle interquartile), nous avons choisi d'utiliser la médiane comme méthode d'agrégation spatiale car cette méthode reste moins sensible aux valeurs exceptionnelles, en considérant les pixels de 4 km comportant au moins 15% de pixels de 250 m non manquantes (environ 30 pixels).

La date de récolte simulée correspond à la fin de la phase de maturation de la culture.

4-2-2- Effet des dates phénologiques estimées sur les rendements simulés par SARRA-O

Pour analyser la sensibilité des rendements aux choix des dates de semis, deux expériences de sensibilité ont été conduites à partir du modèle SARRA-O qui simule les rendements à partir de (1) la date de semis réussie simulée par le modèle de culture et (2) la date de début de saison estimée à partir du NDVI.

Dans le but d'approcher la stratégie de semis des paysans, les différentes dates estimées ont été modifiées en y ajoutant l'erreur moyenne entre les dates médianes observées et estimées.

Les différentes simulations ont été réalisées et des cartes de rendements spatialisés ont été produites pour différents niveaux de fertilisation avec une variété à cycle cultural fixé à 120 jours. La durée de

cycle de 120 jours a été retenue car lors de la validation du modèle avec les données mesurées (Guillemot et al., 2016; Akakpo, 2017), les meilleures estimations de rendements ont été obtenues avec cette durée de cycle des cultures sur l'ensemble des parcelles suivies.

Une étude réalisée sur la variabilité des rendements à Tuy de 500 kg à plus de 5000 kg (Guillemot et al., 2016), a permis d'affecter à chaque parcelle un niveau de fertilisation et par la suite appliquer des coefficients de pondération associé à chaque niveau pour produire des cartes de rendements réels.

4-2-3- Scénario d'application des métriques et vérification sur le territoire de Tuy

Dans le but de de tenir compte de la répartition des semis dans le temps en évaluant ainsi les différentes stratégies des paysans dans le choix de la date de semis (semis précoces, semis normaux et semis tardifs) trois scénarios de rendements ont été simulés après calage de trois cartes de dates de début de saison estimées à partir du NDVI dans le modèle SARRA-O.

Afin d'approcher les stratégies de semis précoces, la première carte de dates de début estimées a été modifiée en ajoutant aux dates l'erreur moyenne entre la date médiane estimée et la date des premiers semis représentant le premier quartile. Cette carte a permis de simuler les rendements des semis précoces (le premier tercile). Pour la 2^e et la 3^e carte, la même méthode a été appliquée mais en se basant respectivement sur la valeur médiane et le troisième quartile des dates de semis observées. Elles ont permis de simuler les rendements des semis normaux et tardifs. Cette approche permet de vérifier l'impact de la prise en compte de cet étalement des semis sur la simulation des rendements par le modèle.

III- RESULTATS

1- Estimation des métriques phénologiques (dates de début et de fin de saison)

1-1- Optimisation d'estimation des métriques

En réduisant le seuil d'extraction (Figure 7), l'erreur d'estimation RMSE des dates de début estimées et des dates de semis augmentent (RMSE=21 jours pour le seuil 0.3, RMSE=24 jours pour le seuil 0.25 et RMSE=30 jours pour le seuil 0.2). Les dates de début estimées, particulièrement celles de Koumbia, sont de plus en plus précoces et présentent une erreur d'estimation inférieures à -32 jours. Par ailleurs, en augmentant le seuil, les dates de début estimées à Dimikuy deviennent de plus en plus tardives par rapport aux dates de semis.

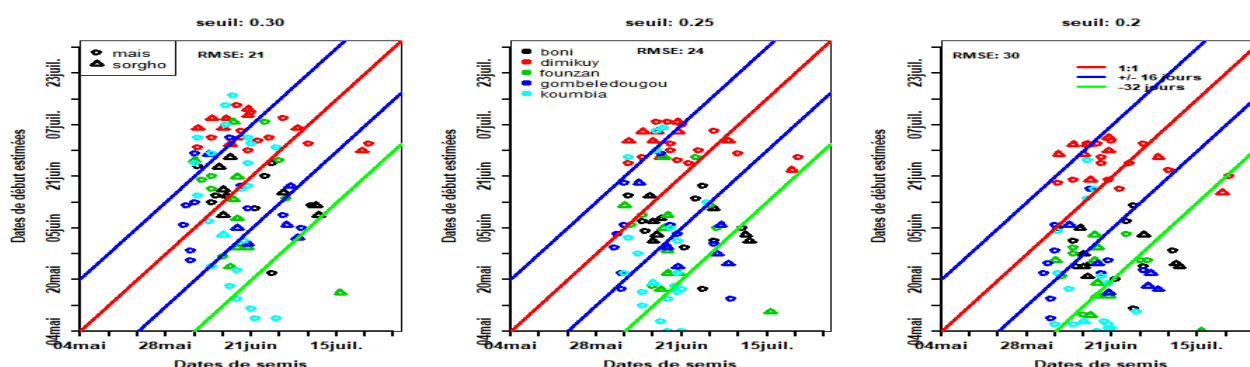


Figure 7: Nuages de points des dates de semis réussis et des dates de début estimées à partir des seuils 0.3, 0.25 et 0.2 sur les parcelles de 2014

L'approche n°1 à seuil relatif unique ne permet pas d'obtenir des dates de début cohérentes avec les stratégies de semis observés dans l'ensemble de la zone d'étude. Pour l'approche n°2 consistant à chercher de façon itérative les seuils optimaux, les seuils optimaux correspondant aux dates de semis sont très variables d'un village à l'autre. Ils varient de ~0.1 Dimikuy au nord et peuvent atteindre ~0.45 à Koumbia au sud (Figure 8). Cette forte variabilité spatiale du seuil a conduit à l'application de l'approche 2 aboutissant à une erreur RMSE plus faible de 18 jours avec 96% de parcelles affichant un écart entre 16 et -32 jours (Figure 11).

En ce qui concerne l'estimation des dates de fin de saison (Figure 9), les différents seuils relatifs 0.8, 0.75 et 0.7 appliqués sur les profils de ratio ont permis d'obtenir des RMSE très élevées qui décroissent avec la diminution du seuil.

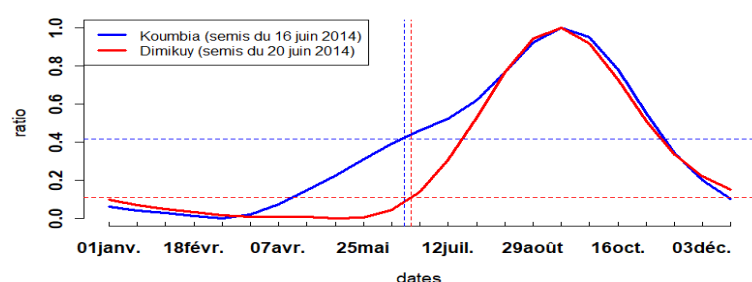


Figure 8: Profils ratio d'une parcelle à Koumbia (en bleu) et à Dimikuy (en rouge) montrant la variabilité des seuils

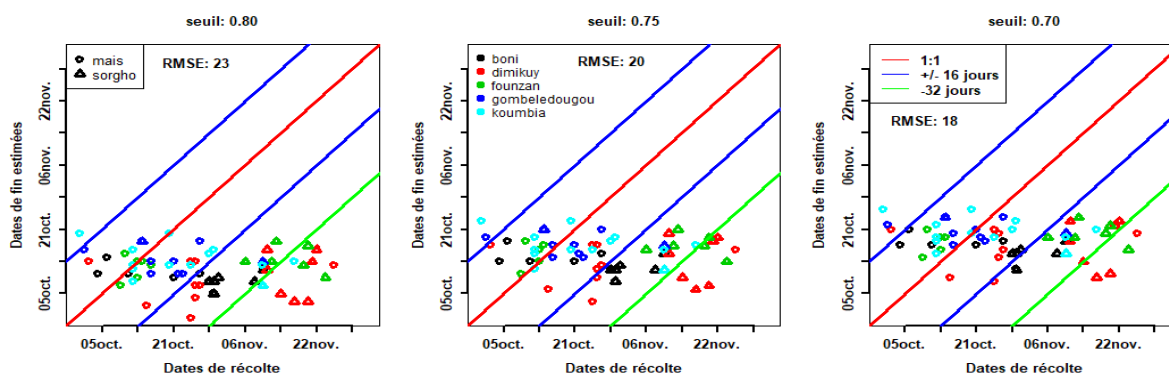
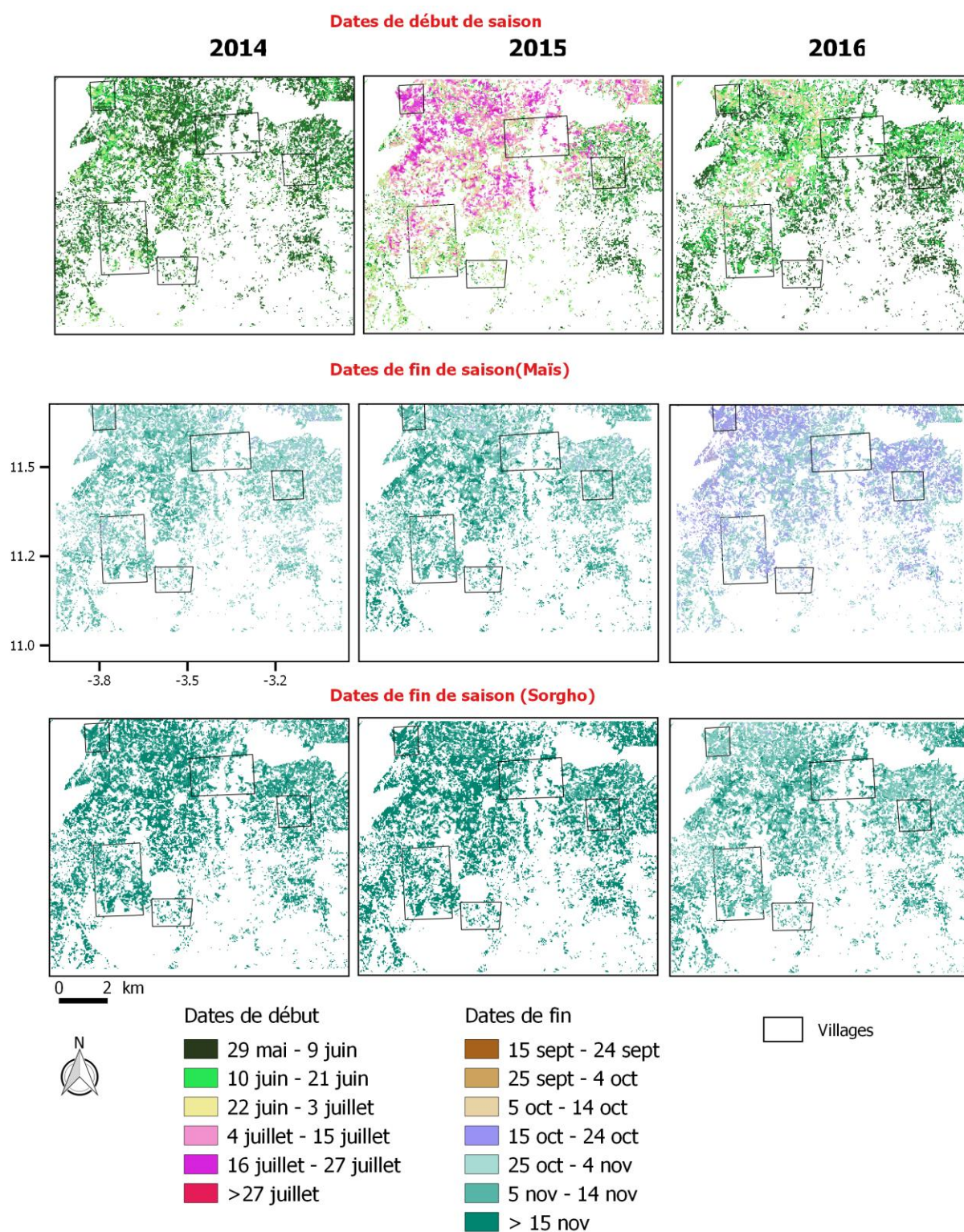


Figure 9: Nuages de points des dates de récolte et des dates de fin de saison estimées à partir des seuils 0.8, 0.75 et 0.7

Les différences entre les dates de fin estimées du maïs et du sorgho n'ont pas été notées. Or l'application du test de Mann-Whitney montre que les distributions des dates de récolte du maïs et du sorgho sont statistiquement différentes au seuil de confiance de 95% contrairement aux dates de semis pour ces mêmes cultures. Les dates de récolte du sorgho sont en moyenne plus tardives que celles du maïs dans la zone. Nous avons donc proposé une méthode d'extraction avec des seuils relatifs différents pour le maïs et pour le sorgho soit respectivement 0.5 et 0.3. L'application de la méthode sur les parcelles de 2014 a permis d'obtenir une RMSE globale plus faible de 14 jours avec environ 80% des parcelles affichant des écarts entre les dates de fin et les dates de récolte de plus ou moins 16 jours (Figure 12). Les cartes d'estimation de dates de début et de fin de saison de la période 2014-2016 ont été produites avec les méthodes optimales (Figure 10)

1-2- Vérification des métriques phénologiques en milieu paysan

L'application de la méthode d'estimation des dates de début et de fin proposée sur les deux années suivantes (2015 et 2016) ont confirmé la validité de l'approche 2. Pour l'estimation des dates de début (Figure 11), la même valeur de RMSE a été obtenue pour les deux saisons soit 18 jours avec environ 90% des semis présentant des écarts de 16 à -32 jours et pour les dates de fin une erreur globale RMSE de 11 jours a été obtenue pour 2015 montrant ainsi une bonne précision de la méthode mais cette erreur reste élevée pour le cas de la saison 2016 où elle est égale à 26 jours (Figure 12). Cependant, les dates de récolte de 2016 qui nous sont fournies restent critiquables particulièrement pour le maïs. Il est à souligner que les dates de semis de 2014 et de 2016 à l'échelle du village et de la province sont presque équivalentes et la forte différence des dates de récolte observée entre les deux saisons serait explicable par une différence de longueur de cycle entre les différentes années, et donc de variété choisie par les agriculteurs, ce qui n'a pas été confirmé par les enquêtes et laisse à penser que cela serait plutôt un problème de suivi et/ou d'estimation des dates de récolte. Néanmoins, il faut aussi souligner que la date de récolte est aussi fonction des stratégies de séchage des grains sur pied et peut varier fortement entre agriculteurs et/ou contraintes climatiques. La méthode proposée a été aussi capable de reproduire la différence entre les dates de récolte du maïs et du sorgho.



Source: Dérivées des images NDVI MODIS TERRA
Réalisation: Cyrille Ahmed MIDINGOYI

Figure 10: Dates de début et de fin de saison estimées à partir du NDVI

En conclusion les méthodes d'extraction des dates de début (approche 2) et de fin de saison (seuil 0.5 pour le maïs et 0.3 pour le sorgho) proposées sont reproductibles et performantes d'une année à une autre sur la zone d'étude avec des RMSE plus faibles pour la fin de saison par rapport au début de la saison. Le modèle NDVI sous-estime légèrement la variabilité spatiale des dates de semis à l'échelle de la parcelle.

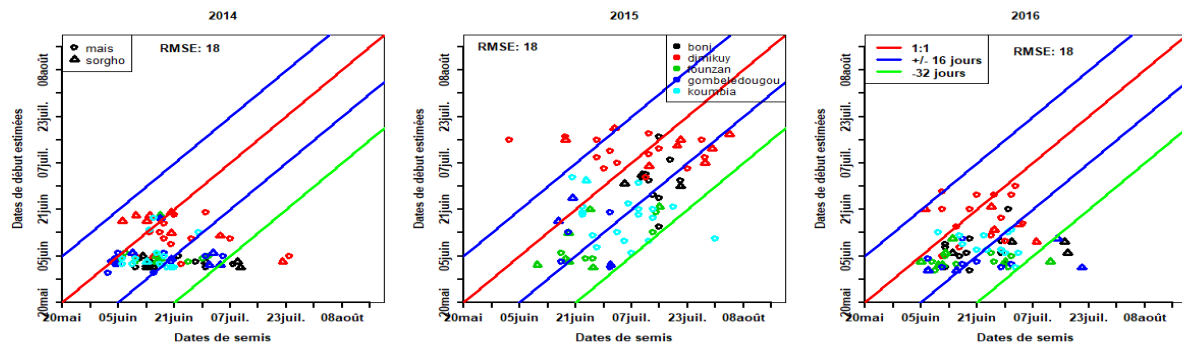


Figure 11: Nuages de points des dates de semis réussies et des dates de début estimées par l'approche 2

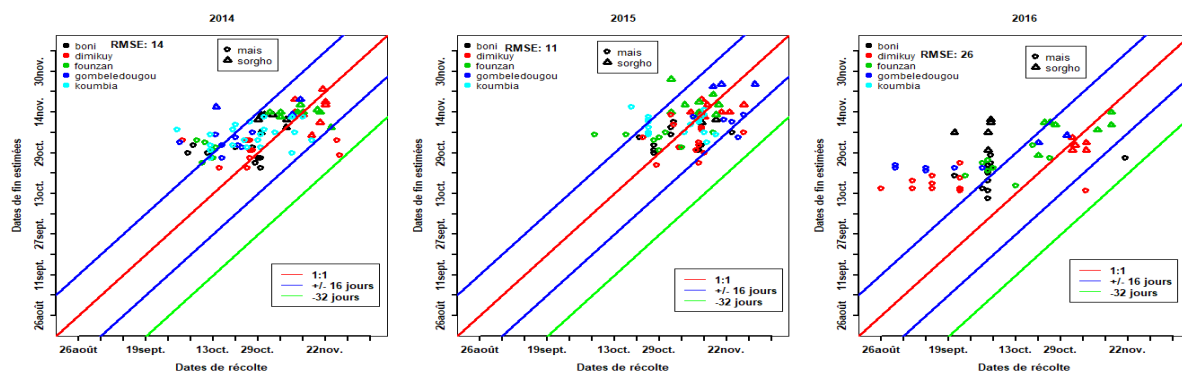


Figure 12: Nuages de points des dates de récolte et des dates de fin estimées avec un seuil de 0.5 pour maïs et 0.3 sorgho

1-3- Prise en compte des facteurs d'échelles du village au territoire

A l'échelle villageoise, la variabilité spatiale des dates médianes de semis est correctement reproduite par le modèle d'extraction pour les saisons 2014 et 2016 (Figure 13). Une forte variabilité inter-villageoise des dates de début estimées par rapport à celle des dates de semis (écart absolu médian (EAM) de 7 jours pour les semis et 13 jours pour les dates estimées) a été notée en 2015 comparativement aux deux autres saisons. Les dates de début estimées sont plus précoces que les dates de semis avec un écart moyen de 15 jours en comparaison aux dates médianes de semis et de 7 jours en comparaison aux dates des premiers semis à l'échelle du village.

Le retard de semis observé en 2015 a été parfaitement reproduit par le modèle sur l'ensemble des villages et les dates de semis en général plus tardives à Dimikuy ont été captées par la méthode.

Les dispersions des dates de récolte et des dates de fin estimées sont moins remarquables que celles des dates de semis et de début estimées (Figure 14). La variabilité spatiale et temporelle des dates de fin

estimées à l'échelle du village et de la province est très faible pour le sorgho. Pour cette culture, malgré le démarrage tardif de la saison 2015, la date de fin n'a pas été différente de celle de 2014 et a été estimée par le modèle NDVI autour du 13 novembre. De même, les dates médianes de récolte observées pour le sorgho n'ont pas varié entre 2014 et 2015 (11 novembre) contrairement au maïs qui a connu des récoltes plus tardives en 2015 (4 novembre) en comparaison avec la saison 2014 (20 octobre). Cela permet de considérer que les variétés de sorgho utilisées dans cette région sont très probablement photopériodiques : date de maturation presque constante malgré des dates de semis variables d'une année à l'autre.

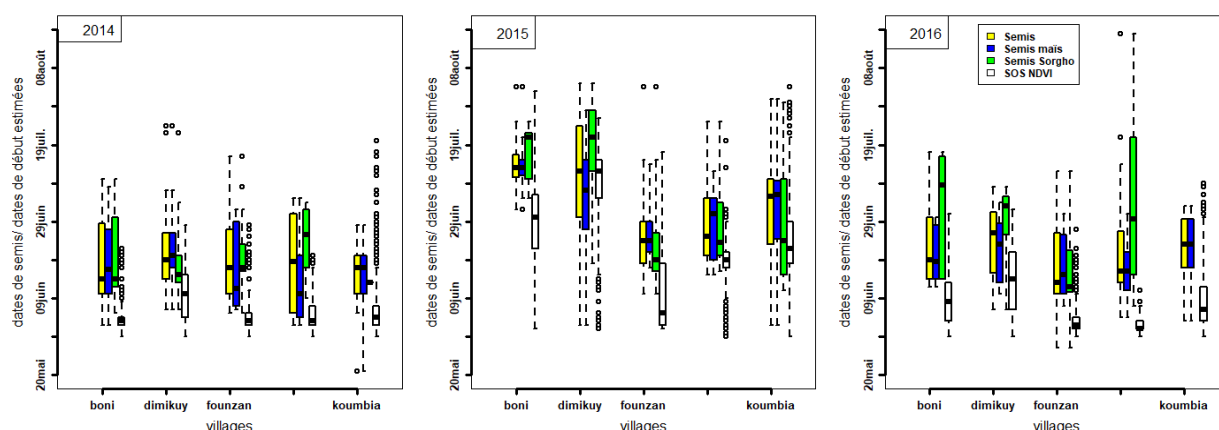


Figure 13: Dispersion des dates de début estimées à partir du NDVI et des dates de semis à l'échelle du village par année

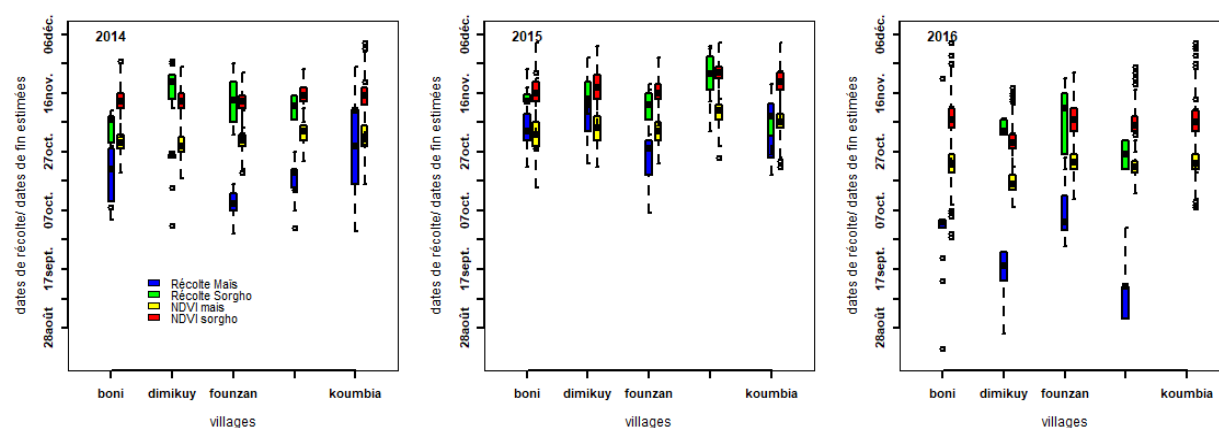


Figure 14: Dispersion des dates de fin estimées à partir du NDVI et des dates de récolte à l'échelle du village par année

Une forte relation linéaire a été obtenue entre les dates de début estimées et les premières dates de semis sur la période 2014-2016 avec un coefficient de corrélation de 0.87 (Figure 15). Cette relation significative au seuil de 5% montre ainsi la capacité de la méthode d'extraction des métriques phénologiques à expliquer 76% de la variabilité des premières dates de semis avec un biais systématique de 9 jours pour le maïs. Cette capacité sera confrontée à celle d'autres méthodes existantes basées sur les pluies.

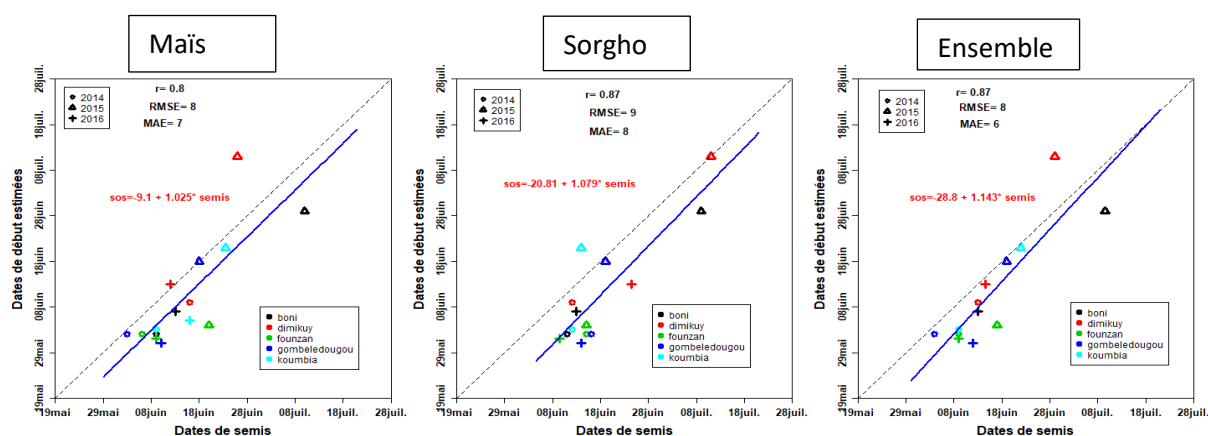


Figure 15: Régression des dates de début estimées et des premières dates de semis à l'échelle du village

A l'échelle de la province, le caractère tardif de la saison agricole 2015 par rapport à celles de 2014 et de 2016 est aussi observé avec des différences statistiquement significatives au seuil de 0.001 (Figure 16). La variabilité interannuelle des dates de semis est correctement reproduite. Cependant, l'écart interquartile des dates de semis (20 jours maximum) reste légèrement supérieur à celui des dates estimées (15 jours maximum). Le critère NDVI indique un démarrage précoce de la saison en comparaison aux dates médianes de semis et aux dates des premiers semis à l'échelle du Tuy. Le retard des récoltes du sorgho par rapport aux récoltes du maïs a été appréhendé. En général, la méthode détecte des dates de fin de saison plus tardives que les dates de récolte.

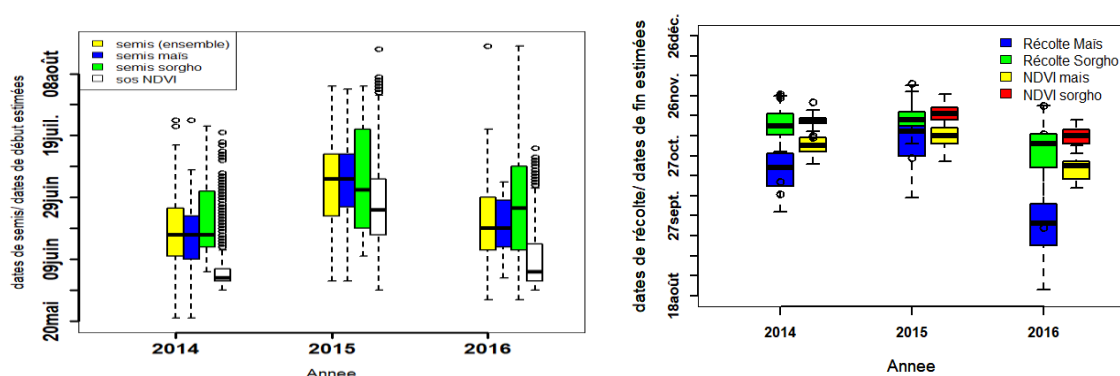


Figure 16: Dispersion des dates estimées et des dates observées à l'échelle du Tuy (à gauche les dates de semis et à droite les dates de récolte)

2- Application des métriques dans l'estimation des rendements

Cette partie vise à améliorer le calage du démarrage des cultures dans le modèle de croissance de culture. Une analyse comparative des métriques phénologiques estimées à partir des profils NDVI, des dates de transition phénologique simulées par le modèle de croissance de cultures SARRA-O et des dates de début et de fin de saison estimées par l'approche agroclimatologique sera effectuée en confrontant celles-ci aux données d'enquêtes.

2-1- Confrontation des métriques phénologiques estimées par différentes approches avec les données de terrain

La comparaison des différentes approches d'estimation des dates de début de saison à partir de leur régression avec les dates de semis observées sur la période 2014-2016 montre que seule la méthode d'estimation NDVI est capable d'expliquer la variabilité des dates de semis à l'échelle du village. En effet, elle permet d'obtenir un coefficient de corrélation de 0.84 significatif au seuil de 95% avec le RMSE le plus faible (8 jours) et une erreur absolue moyenne (MAE) de 7 jours (Figure 17).

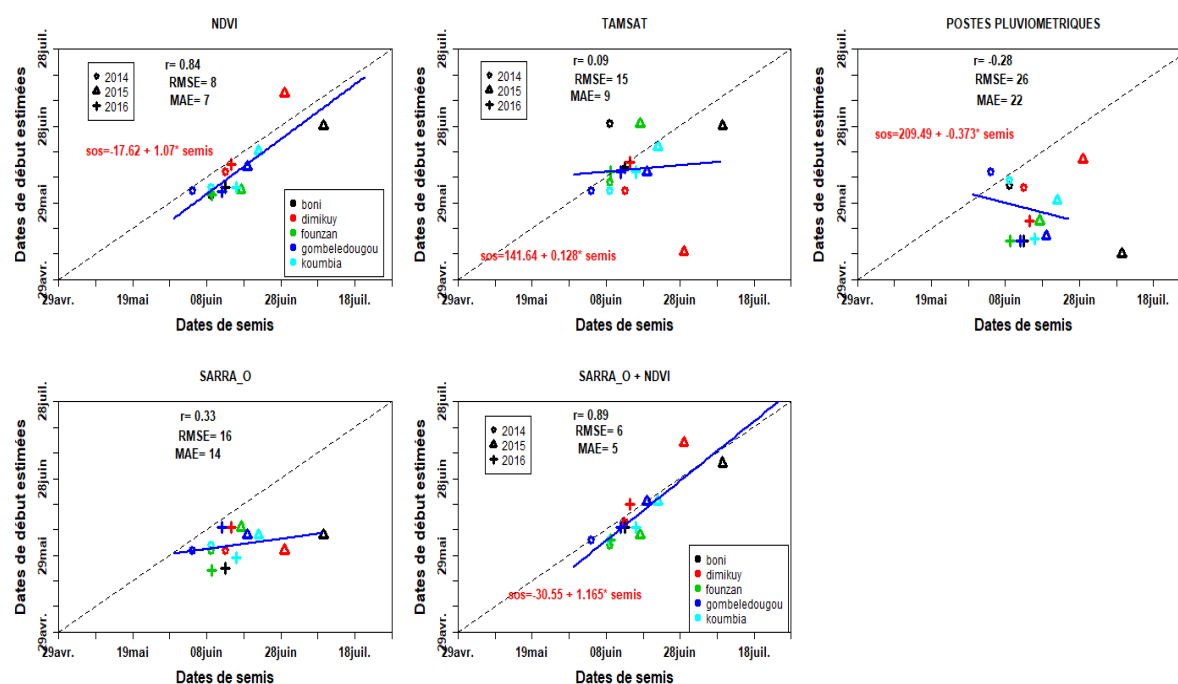


Figure 17: Confrontation des dates de début de saison estimées par différentes approches et des premières dates de semis réussies (NB : TAMSAT et postes pluviométriques : approche agroclimatique ; SARRA-O : dates simulées par le modèle ; SARRA_O+NDVI : dates simulées par le modèle après intégration des dates de début NDVI)

Après intégration des dates de début estimées par NDVI utilisées comme début de fenêtre pour la recherche des dates de semis dans le modèle, les dates de semis estimées paraissent beaucoup plus proches des dates de semis observées avec une augmentation de la capacité du modèle à reproduire la variabilité des dates de semis ($R^2=0.81$) et une réduction du RMSE (6 jours) et de l'erreur absolue moyenne (5 jours).

A l'échelle provinciale (Figure 18), la variabilité interannuelle des dates de semis (en jaune) observées sur la période 2014-2016 a été bien retranscrite par les approches NDVI (bleu), SARRA-O+NDVI (en blanc) et l'approche agroclimatologique sur les données TAMSAT (en vert). Elle est peu remarquable avec SARRA-O (en gris).

Aucune méthode n'a pu décrire la variabilité interannuelle des dates de récolte du maïs et du sorgho à l'échelle du village. Cependant à l'échelle du Tuy, les dates médianes de récolte du sorgho observées sont quasi-équivalentes aux dates de fin estimées par l'approche NDVI (Figure 19).

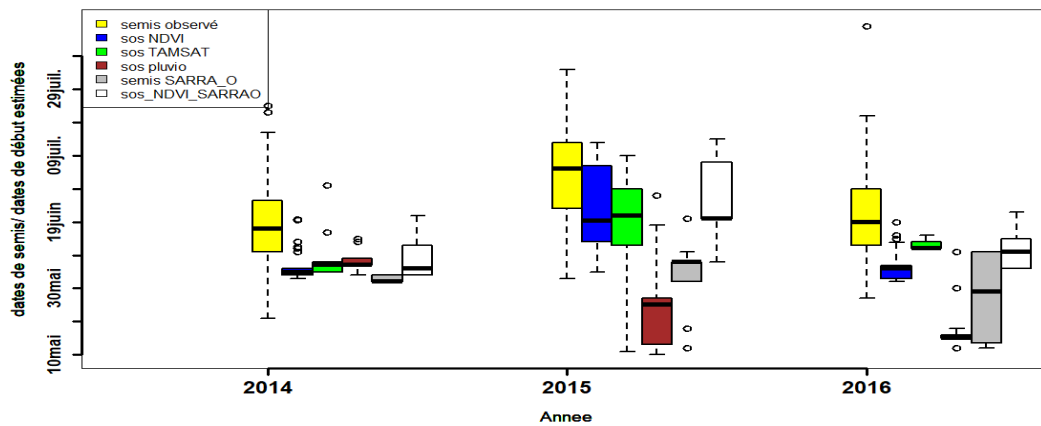


Figure 18: Variabilité interannuelle des dates de début estimées par différentes approches et des dates de semis

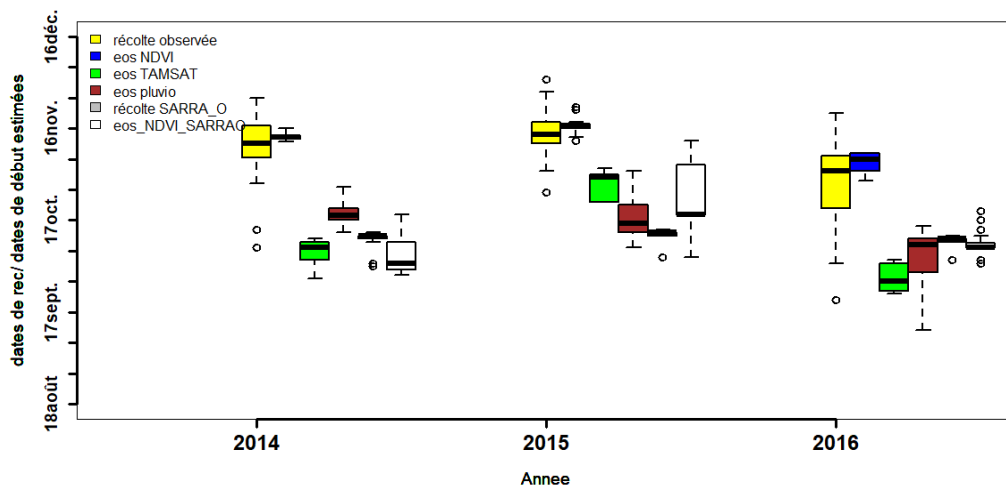


Figure 19: Variabilité interannuelle des dates de fin estimées par différentes approches et des dates de récolte du sorgho

Ces approches basées sur les données pluviométriques détectent des dates de fin plus précoces que les dates de récolte tandis que l'approche NDVI estime des dates de fin légèrement plus tardives que les dates de récolte.

Cette analyse nous permet de conclure que la stratégie paysanne est proche de la stratégie des semis définie selon le modèle de culture SARRA-O après calage des dates de début de saison estimées à partir du NDVI à l'échelle du village et de TUY. En outre, l'approche agroclimatique appliquée sur les données TAMSAT reproduit convenablement la variabilité des dates de semis à l'échelle provinciale. Enfin, le caractère photopériodique du sorgho traduit par son adaptabilité aux conditions climatiques a pu être capté par l'approche NDVI.

2-2- Effet des dates phénologiques estimées sur les rendements simulés par SARRA-O

La sensibilité des rendements simulés en fonction des méthodes d'estimation des dates de semis au regard de leur impact sur la capacité prédictive du modèle spatialisé SARRA-O ont été évaluées dans cette partie. Les simulations de rendements sont effectuées pour les deux méthodes d'estimation de dates de semis : dates simulées par SARRA-O et dates simulées après calage des dates estimées à partir du NDVI (SARRA-O+NDVI) (Figure 20).

Pour chacune des trois années d'étude, on note une forte capacité du modèle de culture à capter la variabilité des rendements de maïs à l'échelle parcellaire quel que soit les approches. Cette capacité est plus réduite en 2014 et est sensiblement identique pour les deux approches. En 2015, l'utilisation de la méthode NDVI montre une amélioration des performances du modèle, mais les résultats sont plus mitigés pour 2016 où la corrélation est plus faible avec toutefois une amélioration du RMSE. Cependant, ces différences d'indicateurs sont insignifiantes au regard de la forte variabilité des rendements observés à cette échelle. En conclusion, le RMSE est systématiquement amélioré par l'utilisation de la méthode basée sur le NDVI, mais cela n'est pas toujours confirmé par la corrélation observée en fonction des années indiquant que le modèle a été peu sensible aux méthodes d'estimation des dates de semis à l'échelle de la parcelle pour l'estimation des rendements.

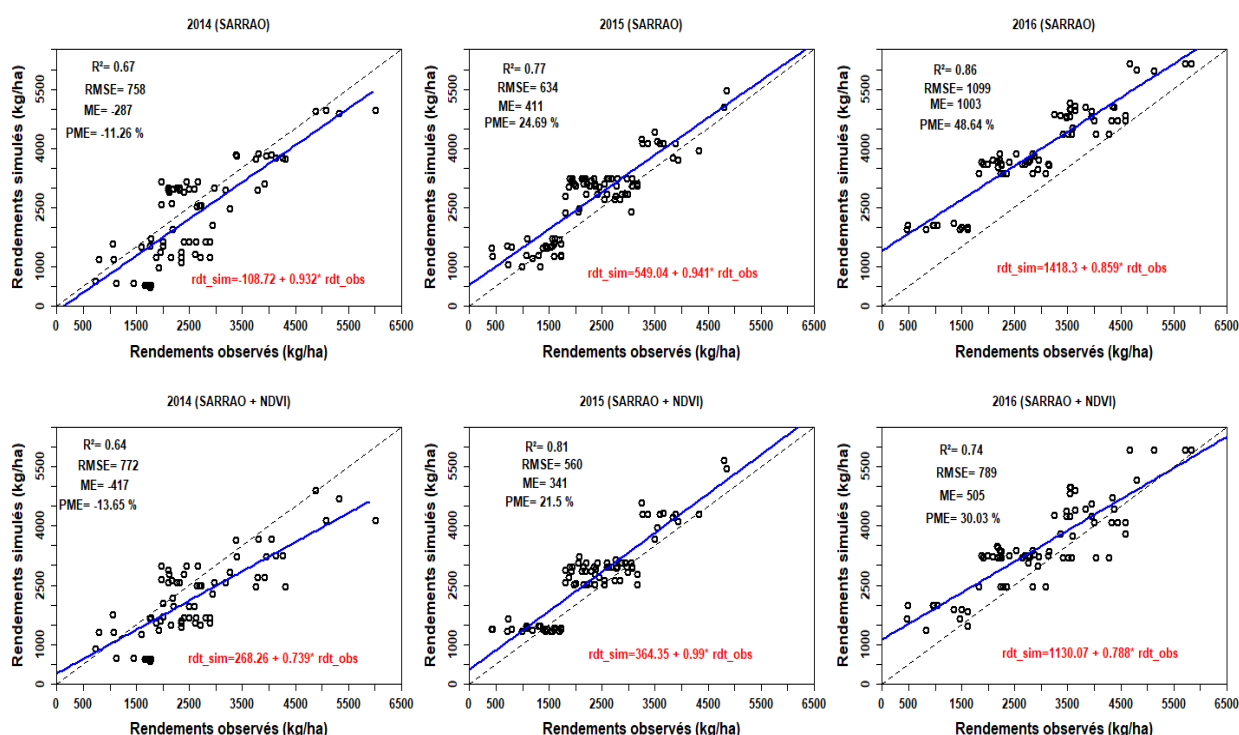


Figure 20: Relation entre les rendements observés et les rendements simulés (en haut SARRA-O et en bas SARRA-O+NDVI : après intégration des dates de début estimées par NDVI)

A l'échelle du village, la capacité prédictive au travers du R^2 est moins bonne et est relativement identique quel que soit les méthodes. Cela peut en partie s'expliquer par la faible taille de l'échantillon (5 villages, 3 années). Par contre, comme observé au niveau des parcelles, la méthode NDVI améliore les performances d'estimation des rendements du modèle, ce qui se traduit par un pourcentage d'erreur

moyenne de 4% et un RMSE de 570 kg/ha pour SARRAO+NDVI contre 11% et 769 kg/ha pour SARRAO (Figure 21).

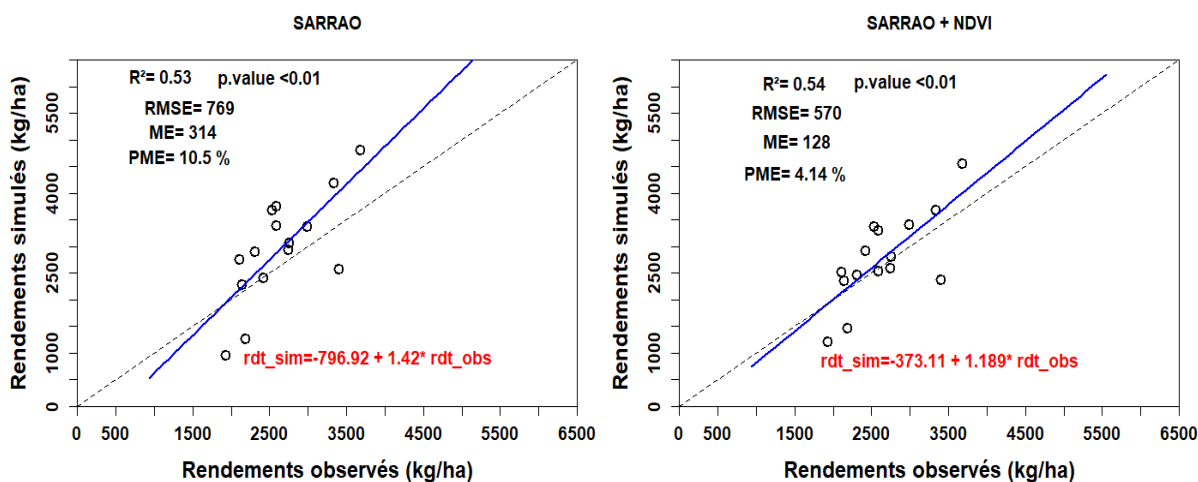


Figure 21: Régression entre les rendements simulés et observés à l'échelle du village sur l'ensemble des années

A l'échelle du Tuy, ces deux approches surestiment légèrement les rendements de 2015 et 2016 avec des pourcentages d'erreurs d'estimation plus faibles avec SARRAO+NDVI (15% en 2015 et 17% en 2016). La sous-estimation du rendement de 2014 n'a pas permis de capter la variation interannuelle des rendements du maïs à l'échelle du Tuy sur les trois saisons (Figure 22).

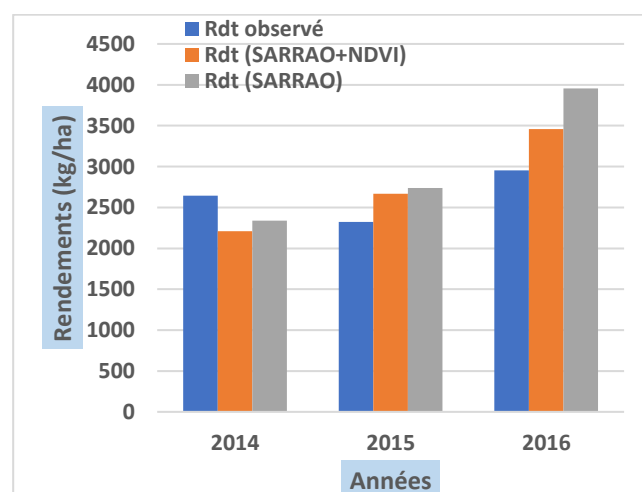


Figure 22: Variation des rendements en fonction des saisons (Rdt : Rendement)

A cette échelle aussi, la méthode NDVI améliore les performances d'estimation des rendements : le rendement moyen annuel sur la période 2014-2016 est surestimé de 5% par l'approche SARRAO+NDVI alors que le taux de surestimation est évalué à 12% pour l'approche SARRAO. En conclusion les rendements simulés par le modèle de culture est peu sensible au choix des méthodes d'estimation des dates de semis à l'échelle de la parcelle. Cependant, bien que les taux de variabilité expliquée des rendements par les deux approches soient équivalents, les estimations sont légèrement plus précises à l'échelle du village et du Tuy lorsque la fenêtre temporelle de recherche des dates de semis dans le modèle est calée aux dates de début de saison estimées par NDVI.

2-3- Scénario d'application des métriques et vérification sur le territoire de Tuy

En prenant en compte l'étalement des semis dans la simulation des rendements par les trois scénarios précoces, normaux et tardifs effectués (Figure 23), il ressort ce qui suit :

- (1) la performance du modèle est la plus faible dans le cas des semis précoces ($R^2=0.41$; $RMSE=825$ kg/ha) à l'échelle du village. La meilleure corrélation est obtenue avec les rendements des semis tardifs ainsi que pour les autres indicateurs d'erreur $RMSE$ (545kg/ha), PME (-2,93%) et ME (61%) qui présentent les plus faibles.
- (2) la prise en compte des pratiques d'étalement des semis observés sur un mois, avec l'approche des trois scénarios, n'a pas amélioré la capacité prédictive du modèle avec même une légère baisse quand on utilise la méthode SARRA-O+NDVI (R^2 : 0,54 ~ 0,52 et une légère augmentation du $RMSE$ de 100kg/ha).
- (3) Le rendement moyen annuel simulé à l'échelle du Tuy sur l'ensemble des trois scénarios est sensiblement égal à celui obtenu avec l'approche globale SARRA-O+NDVI (2773 kg/ha).

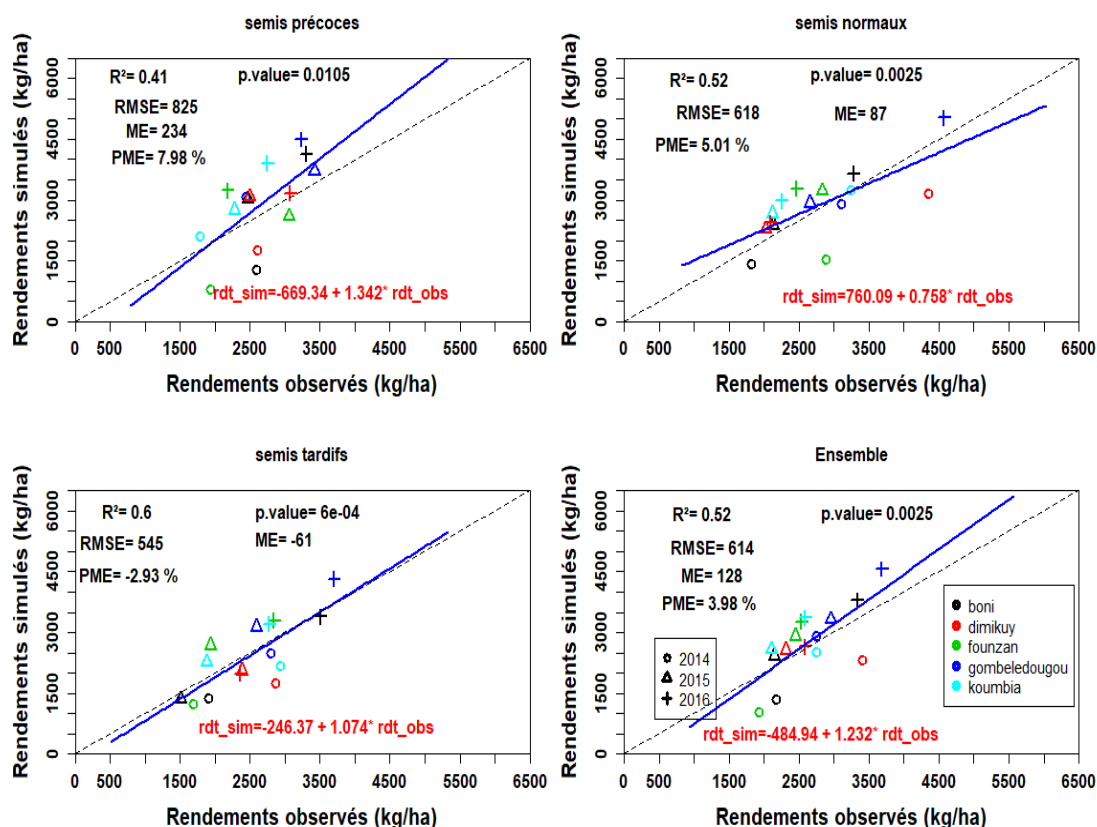


Figure 23: Relation entre les rendements observés et estimés pour différents cas de semis (précoces, normaux, tardifs et l'ensemble des semis)

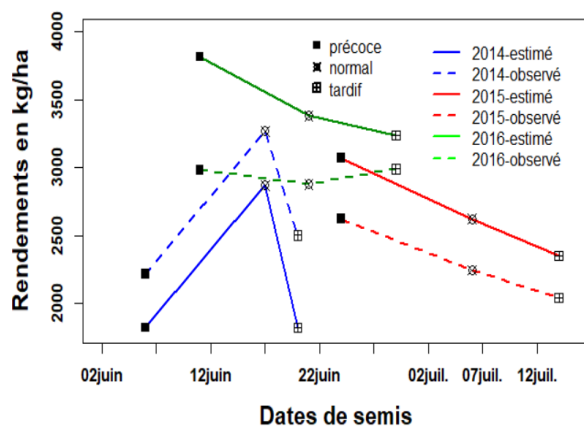


Figure 24: Rendements en fonction des stratégies de semis

La méthode de simulation des rendements intégrant l'étalement des semis n'améliore pas la précision des estimations moyennes à l'échelle du Tuy. Cependant, il est très intéressant de noter sa capacité à capter la variabilité des rendements en fonction des différentes stratégies de semis (précoces, normaux et tardifs) deux années sur trois (2014 et 2015, Figure 24).

Ainsi la simulation des rendements en fonction

de la pratique d'étalement des semis peut nous permettre d'évaluer les pertes ou gains potentiels de rendements générés par les différentes stratégies développées par les agriculteurs.

IV- Discussion

1- Estimation des dates de démarrage de la saison de culture

L'approche par seuil relatif unique (0.3, 0.25 et 0.2) n'a pas permis de capter la variabilité des dates de semis. En effet, les profils NDVI de Dimikuy (au Nord-Ouest) et de Koumbia (au Sud) montrent un démarrage plus rapide de la végétation à Koumbia qu'à Dimikuy essentiellement dû aux différences de caractéristiques environnementales des deux villages : Koumbia est fortement influencée par la végétation naturelle et autres types d'occupation du sol qui occupent environ 65% de sa superficie contre 37% de la superficie de Dimikuy. L'approche n° 2 proposée et retenue dans le cadre de ce projet est construite en fonction de deux critères liés aux caractéristiques agroclimatiques de la zone d'étude : (1) la date la plus précoce d'installation des semis est fixée au 20 mai et (2) la durée maximum de la phase de croissance des cultures est fixée à 100 jours compte tenu des connaissances phénologiques et physiologiques des variétés de cultures utilisées dans cette région : cycle constant de 120 jours pour le maïs et cycle photopériodique pour le sorgho (Traoré et al., 2011 ; Dingkuhn et al., 2008). Cette méthode permet de déterminer automatiquement, pour chaque pixel de la zone, un seuil optimal permettant d'extraire des dates répondant à ces deux critères. Les critères précités peuvent être estimée pour toute zone agroclimatique, à partir d'un zonage agroclimatologique, ce qui assure la reproductibilité de la méthode. Des méthodes d'extraction basées sur des règles ont été aussi appliquées à d'autres types de cultures sur d'autres régions (Hu Zhao et al., 2009 ; Manfron et al., 2017) et ont permis d'aboutir à des résultats satisfaisants.

2- Vérification de la méthode d'estimation par NDVI

Les erreurs d'estimation des dates de semis peuvent provenir de plusieurs sources d'incertitudes relevant non seulement des données de terrain mais aussi des données satellitaires : (1) la plupart des exploitations agricoles du Burkina Faso ne disposent que d'une charrue et des bœufs de trait (Jahel et al., 2016). Il faudra alors plusieurs jours pour semer des parcelles de superficie pouvant atteindre 5ha, ce qui engendre un biais sur les dates de semis (2) les métriques phénologiques ont été basées sur des informations phénologiques (NDVI) tous les 16 jours et qui peuvent être bruitées (3) la comparaison des données ponctuelles (parcelles) et des pixels de résolution de 250 m qui sont en général des pixels mixtes du fait de la forte hétérogénéité d'utilisation des sols de la zone d'étude. Ces incertitudes n'étant pas liées à la pertinence de la méthode, cette dernière pourra être mieux validée lorsque les informations NDVI de résolution spatio-temporelle plus fines seront disponibles.

L'intégration des dates de début estimées par NDVI dans le modèle permet de simuler des dates de semis qui reflètent la stratégie de semis des paysans, ce qui n'est pas le cas lorsque le modèle recherche des dates de semis un mois avant la date moyenne de démarrage des pluies estimées par la méthode Sivakumar.

3- Estimation des rendements

Les rendements simulés à l'échelle du Tuy présentent une légère surestimation de l'ordre de 15% pour les années 2015 et 2016, à l'opposé de 2014 qui sous-estime le rendement. Des études complémentaires (Guillemot, 2016 et Akakpo, 2017) ont mis en évidence des biais dans le simulateur de pluie TAMSAT, qui se sont traduits en 2014 par une forte sous-estimation des pluies au regard des mesures du réseau de pluviomètres au sol, impliquant une sous-estimation systématique des rendements à l'échelle des parcelles. Les simulations des rendements en fonction des différentes stratégies de semis montrent que les semis précoces réalisés pendant une saison à démarrage tardif (2015) ont abouti à un rendement moyen supérieur aux rendements des semis normaux et tardifs. En effet, selon Rockström and Rouw, (1997), bien qu'il existe une forte probabilité de séquences sèches pendant le démarrage d'une saison tardive, les épisodes secs influencent peu le rendement en grain final des semis précoces, ce qui peut expliquer les rendements élevés simulés et observés en 2015 pour les semis précoces. Cette approche de simulation permet de doter le modèle d'un potentiel de diagnostic de situations climatiques impactant les rendements au regard de stratégies de semis et de gestion d'exploitation : par exemple impact différencié de séquences sèches en fonction des dates de semis étalés sur un mois.

La taille de l'échantillon des parcelles, leur répartition spatiale et pluri annuelle sur la province de Tuy offre un bon niveau de confiance aux différents résultats obtenus. Par contre, les tendances observées aux échelles des villages et du Tuy doivent être interprétées avec prudence : 5 villages, 3 années.

V- Conclusion

1- Synthèse des résultats

Ce projet professionnel a pour but d'améliorer les performances du modèle SARRA-O par un suivi spatialisé de la phénologie au travers de la télédétection en contribuant ainsi au renforcement du système d'alerte précoce (SAP) à la sécurité alimentaire de l'Afrique de l'Ouest en particulier du Centre Régional AGRHYMET. L'approche qui a été retenue est de proposer une méthode automatique d'estimation de démarrage de la saison des cultures afin de les intégrer dans le modèle de cultures spatialisé pour estimer les rendements en grains.

Une méthode d'extraction des métriques phénologiques s'appuyant sur les connaissances agroclimatiques de la zone d'étude a été appliquée sur des profils NDVI corrigés des bruits résiduels et a permis d'obtenir à l'échelle de la parcelle de faibles erreurs d'estimation. A l'échelle du village et de la province, les dates de début estimées sont en général plus précoces que les dates de semis, ce qui vient confirmer les études antérieures qui indiquent un démarrage précoce de la végétation dans la zone ouest Africaine compte tenue de la présence d'arbres dans les parcelles de culture.

Pour les dates de fin, deux cartes ont été produites pour les deux cultures. Les différentes cartes de fin de saison des cultures révèlent des dates de fin de saison plus tardives que les dates de récolte des deux cultures. La faible valeur de RMSE des dates de fin par rapport à celle des dates de début serait probablement due à la forte variabilité du démarrage de la saison.

La comparaison des dates estimées par les différentes approches, agroclimatique (seuil de pluie), télédétection (seuils de NDVI) et modèle de culture (SARRA-O) et leur vérification avec les dates de semis observé en milieu paysan, a montré que la méthode NDVI était la plus précise et permet de mieux expliquer la variabilité des dates de semis à l'échelle du village et du Tuy. Cette méthode reproduit parfaitement la variabilité interannuelle des dates de semis. En outre, l'approche agroclimatique appliquée sur les données de pluie TAMSAT confirme bien cette variabilité à l'échelle du Tuy.

Cette étude a aussi montré une faible sensibilité des rendements calculés par le modèle selon les autres méthodes d'estimation de dates de semis intégré dans le modèle SARRA-O ou estimée par le profil NDVI.

La prise en compte des pratiques d'étalement des semis, par simulation de trois vagues de semis, précoces, moyennes ou tardives n'améliorent pas la capacité prédictive de rendement du modèle, mais elles permettent de capter des variations de rendements en fonction des différentes stratégies de semis.

2- Les limites de l'étude

La précision des estimations dépend fortement de la qualité du profil de NDVI lissé. La méthode de filtrage Savitzky-Golay appliquée sur les profils de NDVI interpolés ajoute un biais au maximum de NDVI, or cet indicateur est important pour estimer des dates de début et de fin de saison agricole. Par ailleurs, la forte probabilité d'observer des pixels mixtes peut altérer la qualité des profils NDVI et par conséquent la précision des estimations. Ainsi, la résolution spatiale de 250 m des données MODIS

constitue une limite non négligeable à la qualité des estimations dans une zone ayant de faible superficie moyenne des parcelles bien inférieure à cette résolution et présentant de plus une forte hétérogénéité intra-parcellaire. En outre, l'application de la méthode d'estimation des dates phénologiques nécessite l'utilisation d'un masque de culture afin de limiter l'influence de la végétation naturelle.

La production d'une carte des dates de début de saison agricole fiables, cohérentes avec les différentes stratégies de semis, est un outil fondamental pour améliorer la compréhension et la simulation de stratégies de semis en milieu paysan. Cependant, cette carte de premier semis ne peut se faire qu'après déduction du maximum de croissance de la végétation qui est estimée en moyenne au 13 septembre dans cette zone. De ce fait, l'intégration des dates estimées par NDVI dans le modèle SARRA-O pour estimer les rendements ne peut être réalisée qu'après cette date.

3- Perspectives

Pour améliorer les estimations faites à partir de la méthode proposée, il convient de mettre en place une méthode de filtrage capable de conserver le plus possible le maximum du NDVI. La méthode d'extraction des métriques proposée pourrait être répliquée dans d'autres régions et pour d'autres types de culture à condition de disposer des connaissances agroclimatiques disponibles des régions et des cultures et un masque de culture de la zone. Etant donné la diversité des pratiques agricoles en Afrique de l'Ouest et des contextes climatiques différents, il est indispensable pour l'application de la méthode de faire un découpage en zones agroclimatiques et permettant de mieux prendre en compte des choix variétaux adaptés à ces environnements. On pourra par exemple, réduire la durée maximale de la phase de croissance pour des variétés de cycles courts. Une piste d'amélioration de la précision des estimations pourrait être aussi l'utilisation des données à haute résolution spatio-temporelle (Dong et al., 2016) obtenues par la technique de fusion des données satellitaires à haute résolution spatiale et celles à haute résolution temporelle. En attendant l'exploration de ces techniques qui restent encore du domaine de la recherche, l'utilisation des données de Sentinel-2 pourrait améliorer la qualité des estimations des dates phénologiques. En outre la fusion des données d'estimation des pluies TAMSAT et celles d'humidité du sol (SMOS : Soil Moisture and Ocean Salinity) dans le modèle de culture SARRA-O pourrait améliorer la qualité des données de pluies et par conséquent la précision du modèle. Pour finir, il est important d'étendre cette étude sur d'autres zones et sur plusieurs années afin de déterminer quelles sont les variables qui impactent véritablement la qualité des estimations et aussi de mieux quantifier/vérifier la capacité prédictive du modèle spatialisé suite au calage NDVI.

Bibliographie

- Akakpo, K., 2017. Analyse de la variabilité spatio-temporelle des rendements céréaliers dans la province de Tuy (Burkina Faso) et de l'impact des données d'estimation de pluie par télédétection sur les simulations de rendements. Mémoire de stage M2, Master Eau, spécialité Eau et Agriculture, AgroParisTech/Montpellier Supagro/Univ. Montpellier. 52 pages
- Bah, M., 2016. Mise en place d'un outil de suivi de la végétation à partir des données de télédétection à basse résolution spatiale. CIRAD, UR AIDA.
- Baron, C., Bonnal, V., Dingkuhn, M., Maraun, F., Sarr, M., 2003. SARRA-H : Système d'Analyse Régional des Risques Agroclimatiques-Habillé (System for Regional Analysis of Agro-Climatic Risks) [WWW Document]. Decis. Support Tools Smallhold. Agric. Sub-Sahar. Afr. Pract. Guide. URL <http://agritrop.cirad.fr/522840/> (accessed 5.16.17).
- Baron, C., Sultan, B., Balme, M., Sarr, B., Traore, S., Lebel, T., Janicot, S., Dingkuhn, M., 2005. From GCM grid cell to agricultural plot: scale issues affecting modelling of climate impact. *Philos. Trans. R. Soc. B Biol. Sci.* 360, 2095–2108. doi:10.1098/rstb.2005.1741
- Bégué, A., Leroux, L., Lo Seen, D., Tonneau, J.P., Morant, P., 2016. Observation spatiale pour l'agriculture en Afrique : potentiels et défis, in: Notes Techniques: AFD12. Charrier B. Torre C., p. 182.
- Brown, M.E., de Beurs, K.M., 2008. Evaluation of multi-sensor semi-arid crop season parameters based on NDVI and rainfall. *Remote Sens. Environ., Earth Observations for Terrestrial Biodiversity and Ecosystems Special Issue* 112, 2261–2271. doi:10.1016/j.rse.2007.10.008
- Degenne, P., Lo Seen, D., 2016. Ocelet: Simulating processes of landscape changes using interaction graphs. *SoftwareX* 5, 89–95. doi:10.1016/j.softx.2016.05.002
- Dingkuhn, M., Kouressy, M., Vaksman, M., Clerget, B., Chantreau, J., 2008. A model of sorghum photoperiodism using the concept of threshold-lowering during prolonged appetite. *Eur. J. Agron.* 28, 74–89. doi:10.1016/j.eja.2007.05.005
- Dong, T., Liu, J., Qian, B., Zhao, T., Jing, Q., Geng, X., Wang, J., Huffman, T., Shang, J., 2016. Estimating winter wheat biomass by assimilating leaf area index derived from fusion of Landsat-8 and MODIS data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 49, 63–74. doi:10.1016/j.jag.2016.02.001
- Girard, M.-C., Girard, C., 2010. Traitement des données de télédétection, in: Dunod. p. 553.
- Guillemot, S., Bailly, J.-S., Baron, C., 2016. Utilisation de données d'estimation des précipitations par satellite avec un modèle de culture, application à la province de Tuy (Burkina Faso). AgroParisTech, Montpellier.
- Hu Zhao, Zhengwei Yang, Liping Di, Lin Li, Haihong Zhu, 2009. Crop phenology date estimation based on NDVI derived from the reconstructed MODIS daily surface reflectance data. *IEEE*, pp. 1–6. doi:10.1109/GEOINFORMATICS.2009.5293522
- Jahel, C., Baron, C., Vall, E., Karambiri, M., Castets, M., Coulibaly, K., B?gu?, A., Lo Seen, D., 2016. Spatial modelling of agro-ecosystem dynamics across scales: A case in the cotton region of West-Burkina Faso. *Agric. Syst.* doi:10.1016/j.agsy.2016.05.016
- Leroux, L., 2015. Suivi et caractérisation des dynamiques de la production agricole en Afrique de l'ouest par télédétection à moyenne résolution spatiale [WWW Document]. URL <http://agritrop.cirad.fr/579669/> (accessed 5.30.17).
- Mahamadou, K., Vall, E., 2010. Implication des acteurs locaux dans la conception d'innovations: le cas des systèmes agropastoraux du Tuy (Burkina-Faso) [WWW Document]. ResearchGate. URL https://www.researchgate.net/publication/46888664_IMPLICATION_DES_ACTEURS_LOCAUX_DANS_LA_CONCEPTION_D%27INNOVATIONS_LE_CAS_DES_SYSTEMES_AGROPASTORAUX_DU_TUY_BURKINA-FASO (accessed 8.23.17).
- Manfron, G., Delmotte, S., Busetto, L., Hossard, L., Ranghetti, L., Brivio, P.A., Boschetti, M., 2017. Estimating inter-annual variability in winter wheat sowing dates from satellite time series in Camargue, France. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 57, 190–201. doi:10.1016/j.jag.2017.01.001

- Marteau, R., 2010. Cohérence spatiale et prévisibilité potentielle des descripteurs intrasaisonniers de la saison des pluies en Afrique Soudano-Sahélienne : application à la culture du mil dans la région de Niamey (phdthesis). Université de Bourgogne.
- OCDE, 2016. L'agriculture en Afrique subsaharienne : Perspectives et enjeux de la décennie à venir, in: Perspectives agricoles de l'OCDE et de la FAO 2016-2025. Éditions OCDE, pp. 63–104. doi:10.1787/agr_outlook-2016-5-fr
- Ramarohetra, J., Sultan, B., Baron, C., Gaiser, T., Gosset, M., 2013. How satellite rainfall estimate errors may impact rainfed cereal yield simulation in West Africa. *Agric. For. Meteorol.* 180, 118–131. doi:10.1016/j.agrformet.2013.05.010
- Rockström, J., Rouw, A. de, 1997. Water, nutrients and slope position in on-farm pearl millet cultivation in the Sahel. *Plant Soil* 195, 311–327. doi:10.1023/A:1004233303066
- Sivakumar, M.V.K., 1988. Predicting rainy season potential from the onset of rains in Southern Sahelian and Sudanian climatic zones of West Africa. *Agric. For. Meteorol.* 42, 295–305. doi:10.1016/0168-1923(88)90039-1
- Sultan, B., Baron, C., Dingkuhn, M., Sarr, B., Janicot, S., 2005. Agricultural impacts of large-scale variability of the West African monsoon. *Agric. For. Meteorol.* 128, 93–110. doi:10.1016/j.agrformet.2004.08.005
- Sultan, B., Janicot, S., Diedhiou, A., 2003. The West African Monsoon Dynamics. Part I: Documentation of Intraseasonal Variability. *J. Clim.* 16, 3389–3406. doi:10.1175/1520-0442(2003)016<3389:TWAMDP>2.0.CO;2
- Tarnavsky, E., Grimes, D., Maidment, R., Black, E., Allan, R.P., Stringer, M., Chadwick, R., Kayitakire, F., 2014. Extension of the TAMSAT Satellite-Based Rainfall Monitoring over Africa and from 1983 to Present. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* 53, 2805–2822. doi:10.1175/JAMC-D-14-0016.1
- The World Bank, 2016. Rapport sur le développement dans le monde 2016 : les dividendes du numérique abrégé (No. 102724). The World Bank.
- Tian, Y., Romanov, P., Yu, Y., Xu, H., Tarpley, D., 2010. Analysis of vegetation index NDVI anisotropy to improve the accuracy of the GOES-R green vegetation fraction product, in: 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Presented at the 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp. 2091–2094. doi:10.1109/IGARSS.2010.5651925
- Traoré, S.B., Alhassane, A., Muller, B., Kouressy, M., Somé, L., Sultan, B., Oettli, P., Siéné Laopé, A.C., Sangaré, S., Vaksman, M., Diop, M., Dingkhun, M., Baron, C., 2011. Characterizing and modeling the diversity of cropping situations under climatic constraints in West Africa. *Atmospheric Sci. Lett.* 12, 89–95. doi:10.1002/asl.295
- Vall, E., Koutou, M., Blanchard, M., Coulibaly, K., Diallo, M.A., Andrieu, N., 2011. Intégration agriculture-élevage et intensification écologique dans les systèmes agrosylvopastoraux de l'Ouest du Burkina Faso, province du Tuy, in: Partenariat, Modélisation, Expérimentations: Quelles Leçons Pour La Conception de l'innovation et l'intensification Écologique? Cirad, p. 13–p.
- Vintrou, E., 2012. Cartographie et caractérisation des systèmes agricoles au Mali par télédétection à moyenne résolution spatiale. AgroParisTech, Montpellier.

Liste des figures

Figure 1: Localisation de la zone d'étude.....	9
Figure 2: Occupation du sol de la zone d'étude (adaptée de Raffaele Gaetano, UMR TETIS, CIRAD)	Erreur ! Signet non défini.
Figure 3: Différence de dates d'acquisition entre pixels voisins (à gauche) et entre deux synthèses successives (à droite)	13
Figure 4: Profil temporel de NDVI d'un pixel (année 2014)	14
Figure 5: Illustration des métriques phénologiques (1) le début de la saison (2) la fin de la saison, (3) l'amplitude du NDVI, (4) la longueur de la saison et (5) le maximum de croissance.....	14
Figure 6: Nuages de points des dates de semis réussis et des dates de début estimées à partir des seuils 0.3, 0.25 et 0.2 sur les parcelles de 2014	19
Figure 7: Profils ratio d'une parcelle à Koumbia (en bleu) et à Dimikuy (en rouge) montrant la variabilité des seuils.....	19
Figure 8: Nuages de points des dates de récolte et des dates de fin de saison estimées à partir des seuils 0.8, 0.75 et 0.7.....	20
Figure 9: Nuages de points des dates de semis réussis et des dates de début estimées par l'approche 2	22
Figure 10: Nuages de points des dates de récolte et des dates de fin estimées avec un seuil de 0.5 pour maïs et 0.3 sorgho	22
Figure 11: Dispersion des dates de début estimées à partir du NDVI et des dates de semis à l'échelle du village par année.....	23
Figure 12: Dispersion des dates de fin estimées à partir du NDVI et des dates de récolte à l'échelle du village par année.....	23
Figure 13: Régression des dates de début estimées et des premières dates de semis à l'échelle du village.....	24
Figure 14: Dispersion des dates estimées et des dates observées à l'échelle du Tuy (à gauche les dates de semis et à droite les dates de récolte)	24
Figure 15: Confrontation des dates de début de saison estimées par différentes approches et des premières dates de semis réussis (NB : TAMSAT et postes pluviométriques : approche agroclimatique ; SARRA-O : dates simulées par le modèle ; SARRAO+NDVI : dates simulées par le modèle après intégration des dates de début NDVI).....	25
Figure 16: Variabilité interannuelle des dates de début estimées par différentes approches et des dates de semis.....	26
Figure 17: Variabilité interannuelle des dates de fin estimées par différentes approches et des dates de récolte du sorgho.....	26
Figure 18: Relation entre les rendements observés et les rendements simulés (en haut SARRAO et en bas SARRA-O+NDVI : après intégration des dates de début estimées par NDVI)	27
Figure 19: Régression entre les rendements simulés et observés à l'échelle du village sur l'ensemble des années	28
Figure 20: Variation des rendements en fonction des saisons (Rdt : Rendement).....	28
Figure 21: Relation entre les rendements observés et estimés pour différents cas de semis (précoces, normaux, tardifs et l'ensemble des semis).....	29
Figure 22: Rendements en fonction des stratégies de semis	30

Annexes

1- Le planning de travail

Etape	Phases	Avril	Mai	Juin	Juillet	Août	Septembre	Octobre
ETAPE 1	Phase 1 : Compréhension des objectifs, Revue bibliographique							
	Phase 2 : Caractérisation de la zone d'étude, choix des données et choix méthodologiques							
	Phase 3 : Traitement des images et extraction des métriques phénologiques							
	Phase 4 : Vérification des métriques avec un suivi en milieu paysan- Prise en compte du facteur d'échelles de la parcelle au territoire							
ETAPE 2	Phase 1 : Confrontation des métriques estimées par différentes approches avec les données terrain							
	Phase 2 : Scénario de Simulation des rendements et Vérification							
	Rédaction du rapport							

2- Indicateurs statistiques utilisés

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

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sigma_x * \sigma_y}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)$$

$$PME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - x_i)}{x_i}$$

$$EAM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - m|$$

RMSE: Root Mean Square Error

r : coefficient de corrélation de Pearson

MAE : Mean Absolute Error

ME : Mean Error

PME : Pourcentage moyen des erreurs

EAM : Ecart absolu médian (m est la médiane)

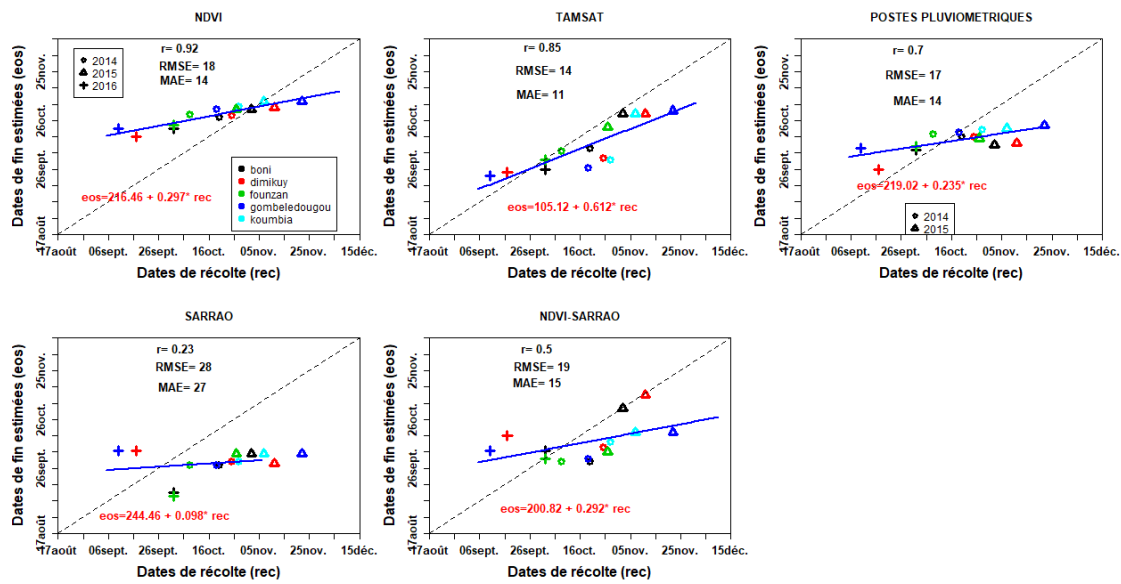
$\bar{x}$ et $\bar{y}$ représentent respectivement la moyenne des variables x et y

σ_x et σ_y leurs écarts-types respectifs

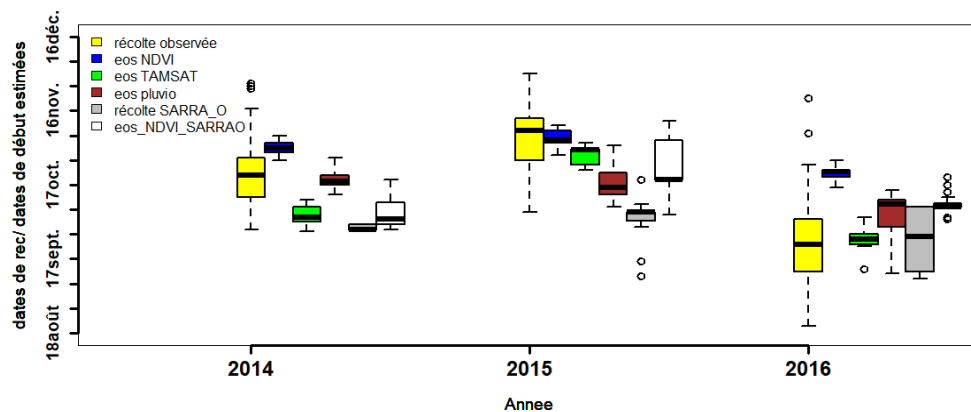
n : Taille de l'échantillon

i : individu

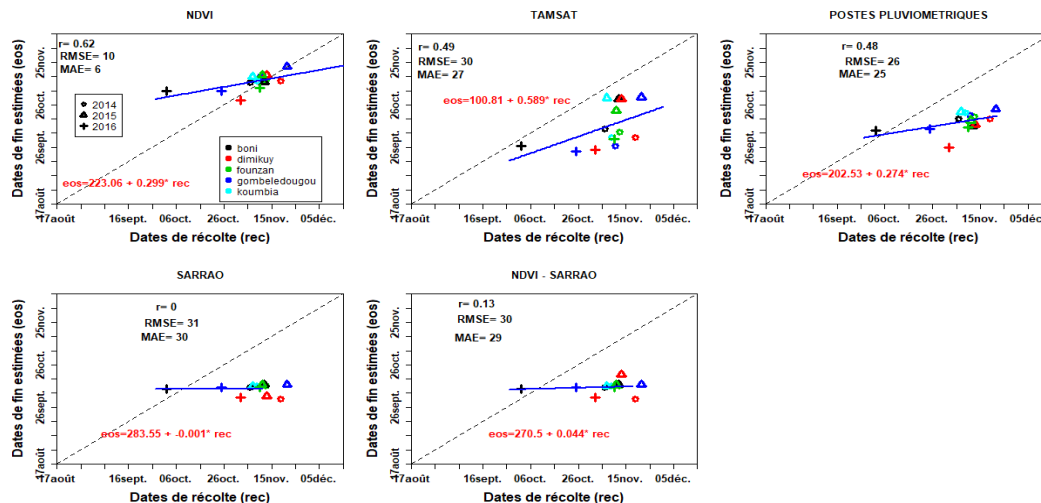
3- Comparaison des différentes méthodes d'estimation des dates de fin de saison



Régression entre les dates de fin estimées par différentes approches et les dates médianes de récolte du maïs à l'échelle du village



Variabilité interannuelle des dates de fin estimées par différentes approches et des dates de récolte du maïs sur Tuy



4- Rendements observés et simulés du maïs (SARRAO et SARRAO+NDVI)

Village	Année	Rdt SARRAO+NDVI	Rdt SARRAO	Rdt obs	Diff (SARRAO+NDVI)	Diff (SARRAO)
Boni	2014	1464	1272	2178	-714	-906
Dimikuy	2014	2375	2583	3402	-1027	-819
Founzan	2014	1219	960	1929	-710	-969
Gombeledougou	2014	2814	3069	2750	64	319
Koumbia	2014	2593	2944	2745	-152	199
Boni	2015	2351	2280	2140	211	140
Dimikuy	2015	2472	2901	2305	167	595
Founzan	2015	2927	2411	2414	513	-3
Gombeledougou	2015	3408	3375	2985	423	389
Koumbia	2015	2519	2765	2105	414	660
Boni	2016	3680	4186	3330	350	856
Dimikuy	2016	2540	3398	2584	-44	813
Founzan	2016	3373	3685	2533	840	1152
Gombeledougou	2016	4550	4805	3682	868	1123
Koumbia	2016	3298	3750	2590	708	1161

5- Estimation des rendements réels du maïs de la saison 2015 par l'approche SARRAO et SARRAO+NDVI

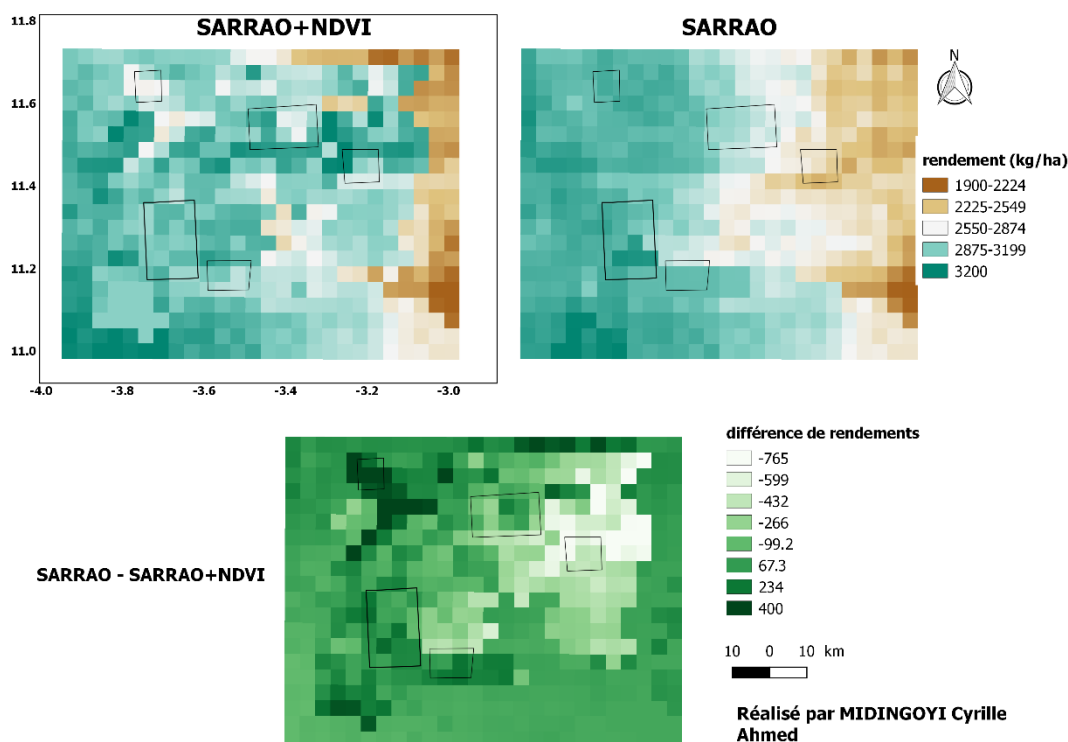
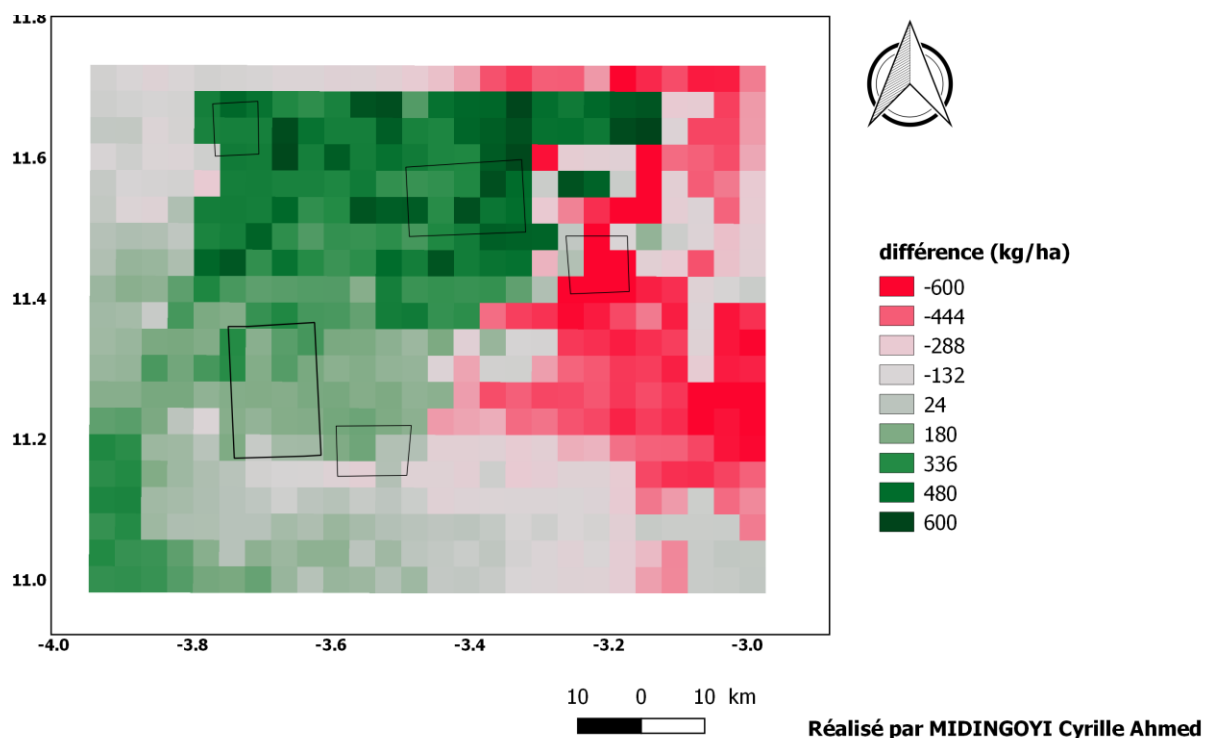


Tableau des niveaux de fertilisation en fonction des rendements et les coefficients de pondération associés

Niveau de fertilisation	F1	F2	F3	F4
Rendements	0 - 1800	1800 - 3600	3600 - 5400	5400 - 6200
Coefficient de pondération	0,27	0,53	0,16	0,05

Le rendement réel estimé est la moyenne des rendements de chaque niveau de fertilisation pondérées.

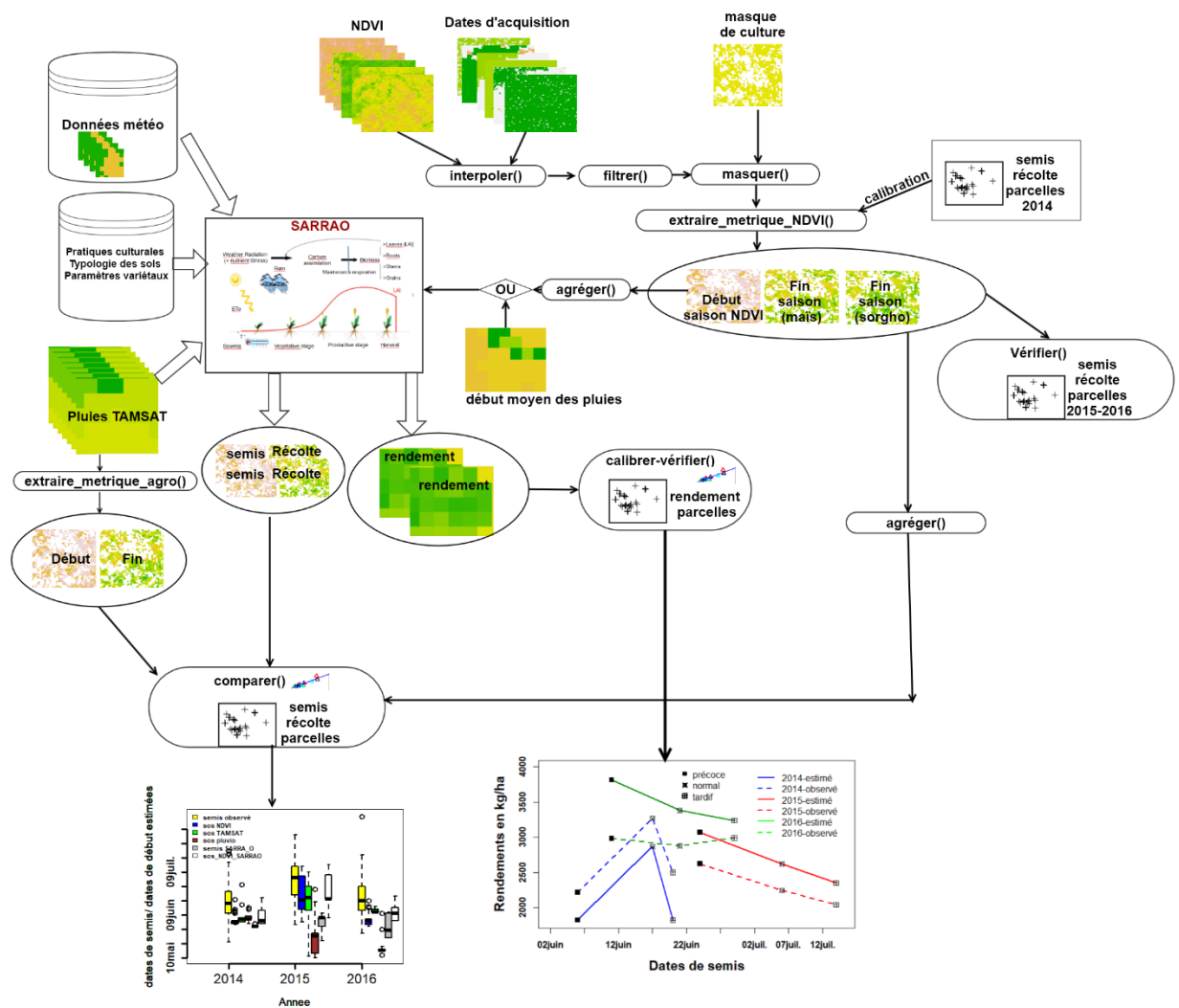
6- Différence entre les rendements des semis précoces et des semis tardifs de la saison 2015



Excepté le village de Founzan, les semis précoces réalisés dans les autres villages ont abouti à des rendements plus élevés que ceux des semis tardifs.

Toute la partie Est de la zone d'étude a connu des rendements déficitaires pour les semis précoces.

Image représentative du projet



Résumé

Ce projet a pour but de contribuer au renforcement du Système d'Alerte Précoce (SAP) pour la sécurité alimentaire en Afrique de l'Ouest en proposant des méthodes d'amélioration des performances du modèle de culture spatialisé SARRA-O. Nous avons développé une procédure pour estimer les dates de début et de fin de saison agricole cohérentes avec les données de terrain à partir des synthèses temporelles de NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) de MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectrometer) interpolées au pas régulier de 16 jours puis filtrées par la méthode de Savitzky-Golay. Ensuite nous avons confronté ces dates phénologiques aux dates de début et de fin de saison estimées par d'autres approches. Enfin, nous avons utilisé les dates phénologiques NDVI comme début de la fenêtre temporelle pour la recherche des conditions favorables au semis afin d'évaluer la précision des estimations de rendements sur la province de Tuy. Les résultats montrent une forte capacité de la méthode d'extraction des métriques phénologiques à expliquer la variabilité des dates de semis à l'échelle de la parcelle, du village et du Tuy. Comparativement aux autres méthodes, l'approche NDVI est la meilleure méthode. L'intégration des dates de début NDVI dans le modèle améliore peu la précision des rendements du maïs. La prise en compte de l'étalement des semis dans les simulations de rendements montre une capacité du modèle à retranscrire la variation des rendements en fonction des stratégies de semis précoces, normaux et tardifs.

Mots clés : NDVI, Système d'Alerte Précoce, Burkina Faso, SARRA-O, phénologie, rendements

Abstract

This project aims to contribute to the strengthening of the Early Warning System (EWS) for food security in West Africa by proposing methods to improve the performance of the spatialized crop model SARRA-O. We developed a framework for estimating the dates of the beginning and end of the agricultural season consistent with the field data using the MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectrometer) NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) interpolated at a regular step of 16 days and filtered with a Savitzky-Golay method. Then we compared these phenological metrics with the start and end dates of the season estimated by other approaches. Finally, we used the NDVI phenological metrics as the beginning of the time window for the search for favorable conditions of sowing in order to evaluate the accuracy of the yield estimates over the province of Tuy. The results show the strong capacity of our approach to explain the variability of sowing dates at the plot, village and province scales. Compared to other methods, the NDVI approach is the best method. Integrating NDVI beginning of season dates within the crop model slightly improves the accuracy of maize yields estimates. Taking into account sowing date spread in yield simulations shows the capacity of the model to reproduce yields variation as a function of the early, normal and late sowing strategies.

Key words: NDVI, Early Warning System, Burkina Faso, SARRA-O, phenology, yield