



AgEcon SEARCH
RESEARCH IN AGRICULTURAL & APPLIED ECONOMICS

The World's Largest Open Access Agricultural & Applied Economics Digital Library

This document is discoverable and free to researchers across the globe due to the work of AgEcon Search.

Help ensure our sustainability.

Give to AgEcon Search

AgEcon Search

<http://ageconsearch.umn.edu>

aesearch@umn.edu

*Papers downloaded from **AgEcon Search** may be used for non-commercial purposes and personal study only. No other use, including posting to another Internet site, is permitted without permission from the copyright owner (not AgEcon Search), or as allowed under the provisions of Fair Use, U.S. Copyright Act, Title 17 U.S.C.*

No endorsement of AgEcon Search or its fundraising activities by the author(s) of the following work or their employer(s) is intended or implied.



Wheat yield modelling at plot scale in the semi-arid zone of Morocco

Contribution of spatial remote sensing and artificial intelligence

¹Adra Idrissi, ²Samir Nadem, ³Abdelghani Boudhar

¹ Georesources and Environment Laboratory and Remote Sensing team, i_adra2000@yahoo.fr, Faculty of Sciences and Technology, Sultan Moulay Slimane, University Beni Mellal, Morocco
² Georesources and Environment Laboratory, samirmellal@hotmail.com, Faculty of Sciences and Technology, Sultan Moulay Slimane, University Beni Mellal, Morocco
³ Center for Remote Sensing Applications (CRSA), ab.boudhar@usms.ma, Mohammed VI, Polytechnic University, Ben Guerir, Morocco

ABSTRACT

Context and Background

Estimating cereal yields in Morocco is still based on the traditional statistical method known as "CCE" crop cutting, which is objective but tedious and requires a lot of logistics, despite the fact that in 2012 a system for predicting cereal yields in Morocco called "CGMS_MA" was introduced to support this method; this system does not allow yields to be estimated at plot level, given the coarse resolution of the integrated satellite images (NDVI_AVHR), which is 1.1km. The use of finer resolution satellite images and more precise techniques is therefore very much in demand.

Goal and Objectives

The main objective of this research project is to model wheat yield at plot level using phenological parameters derived from SENTINEL 2 'S2' satellite images in semi-arid areas of Morocco.

Methodology

Two approaches were adopted for this modelling:

- An MRL approach based on STEPWISE linear regression using phenological parameters from NDVI-SENTINEL2 satellite images.
- An MML/MMA approach based on the use of Artificial intelligence (Machine Learning/Deep Learning) for yield modelling.
- The 1st MRL modelling based on STEPWISE linear regression revealed performance indicators R² and RMSE testing a strong correlation between predicted and observed yield (R² = 0.75; RMSE= 7.08q /ha). The estimated wheat yields were validated using the k-fold cross-validation method.

The MRL model explained 75% of the spatial variation in yield, with a root mean square error (RMSE) of 3.45 qx/ha.

- The 2nd model was designed to improve on the first model by incorporating artificial intelligence techniques.

The results

The results obtained showed that the use of these techniques gives good results and the performances are higher: The R² correlation coefficient is 0.96 for the MLP deep-Learning algorithm and 0.94 for the Machine Learning algorithms (kNN, RF and CHAID), whereas it is lower for the STEPWISE regression.

Finally, these MML/MAA techniques coupled with remotely sensed phenological data from LSP allow good modelling of wheat yields and good crop monitoring; they can form the basis of a high-performance system for estimating wheat yields, especially in the semi-arid zones of Morocco where the crop is highly dependent on climatic variations.

Keywords:

Modelling, wheat, yield, remote sensing, Artificial Intelligence, semi-arid zone.

Modélisation du rendement du blé à l'échelle parcellaire en zone semi-aride du Maroc

Apport de la Télédétection Spatiale et de l'Intelligence Artificielle

¹Adra Idrissi, ²Samir Nadem, ³Abdelghani Boudhar,

¹Laboratoire des géoressources et de l'environnement et équipe de télédétection, Faculté des sciences et techniques, Sultan Moulay Slimane, Université Beni Mellal, Maroc
i_adra2000@yahoo.fr

²Laboratoire des géoressources et de l'environnement, Faculté des sciences et de la technologie, Sultan Moulay Slimane, Université Beni Mellal, Maroc
samirmellal@hotmail.com

³ Centre des applications de la télédétection (CRSA), Université polytechnique Mohammed VI, Ben Guerir, Maroc
ab.boudhar@usms.ma

RESUME

L'estimation du rendement des céréales au Maroc repose encore sur la méthode statistique traditionnelle dite coupes de culture « CCE » qui est objective mais fastidieuse et demande beaucoup de logistique, malgré qu'en 2012 un système de prédiction des rendements céréaliers au Maroc, appelé « CGMS_MA » a été instauré afin d'appuyer cette méthode ; ce système ne permet pas l'estimation du rendement à l'échelle parcellaire vue la résolution grossière des images satellitaires intégrés (NDVI_AVHR) qui est de 1,1km. Ainsi le recours à des images satellitaires à résolution plus fine et à des techniques plus précises est très sollicité ;

Dans ce contexte s'insère ce travail de recherche qui a pour principale objectif « **La modélisation du rendement du blé à l'échelle parcellaire à partir des paramètres phénologiques issus des images satellitaires SENTINEL 2 « S2 » dans les zones semi-arides du Maroc.**

Afin de réaliser cette modélisation on a adopté deux approches :

- Une approche dite MRL basé sur la régression linéaire STEPWISE tout en exploitant les paramètres phénologiques issus des images satellitaires NDVI-SENTINEL2.
- Une approche dite MML/MMA basé sur l'exploitation de l'intelligence artificielle (Maching Learning / Deep Learning pour la modélisation du rendement.
- La 1^{ère} modélisation MRL basé sur la régression linéaire STEPWISE a relevé des indicateurs de performances R^2 et RMSE testant d'une forte corrélation entre le rendement prédit et celui observé ($R^2 = 0.75$; RMSE= 7.08q /ha). Les rendements estimés du blé ont été validés à l'aide de la méthode de validation croisée k-fold. Le modèle MRL explique 75 % de la variation spatiale du rendement avec une erreur quadratique moyenne RMSE = 3,45 qx/ha.
- La 2^{ème} modélisation qui a pour but d'améliorer la première modélisation en intégrant les techniques de l'intelligence artificielle.

les résultats obtenus ont montré que le recours à ces techniques donne de bons résultats et les performances sont plus importantes : Le coefficient de corrélation R^2 est de 0.96 pour l'algorithme MLP de deep-Learning et 0.94 pour les algorithmes de Maching Learning (kNN, RF et CHAID) alors qu'il est moins important pour la régression STEPWISE.

Enfin, ces techniques de MML/MMA couplés au données phénologiques télédétectés de LSP permettent une bonne modélisation du rendement du blé et un bon suivi de la culture ; ils peuvent être la base d'un système performant d'estimation du rendement du blé surtout dans les zones semi-arides du Maroc ou la culture est très dépendante de variation climatique

Mots clés :

Modélisation, blé, rendement, télédétection, Intelligence Artificielle, zone semi-aride.

1. INTRODUCTION

Au Maroc, le blé constitue plus de 70% des céréales cultivées ; ces derniers occupent près de 55 % de la surface agricole utile (4,5 Millions d'ha de 8,5 de SAU) et représentent 10 - 20% du produit intérieur brut (PIB) agricole (MAPM, 2020). Cependant, la production céréalière nationale est fortement dépendante des changements climatiques , notamment dans les zones arides et semi-arides, où la production agricole dépend fortement de la quantité et de la répartition spatio-temporelle des précipitations (Lionboui et al, 2020) .

Ainsi, la mise en place de systèmes de surveillance spatio-temporelle du rendement des cultures est nécessaire pour soutenir les politiques agricoles, et l'estimation du rendement du blé représente un outil important pour l'optimisation du rendement et la planification des importations.

Malheureusement, au niveau du Maroc depuis 1980 et jusqu'à présent, l'estimation des rendements des trois céréales (blé dur, tendre et orge) est réalisée à partir d'un échantillonnage de terrain dit "aréolaire", sur 3.000 unités secondaires d'enquête appelées "segments" réalisées lors d'enquête Rendement effectué entre juin et Septembre de chaque campagne agricole, juste avant la récolte. Cette méthode est appelée coupe de culture « Crop Cutting » elle est opérationnelle et permet d'estimer le rendement des trois céréales de manière plus au moins scientifique à partir de la modélisation géostatistique des rendements des segments. Cependant, elle est souvent longue à obtenir, coûteuse et fastidieuse (Balaghi Riad, Jlebene Mohammed, Tychon Bernard, 2012)

Pour pallier à ces difficultés, plusieurs modèles de simulation des cultures 'Crop Simulation Model CSM', ont été utilisé au Maroc pour simuler le rendement du blé dur

Ces modèles de culture peuvent utiliser des données de télédétection comme intrant pour mieux estimer le rendement du blé ; c'est le cas du CGMS_MAROC qui est le premier système opérationnel de prédiction du rendement céréalier au Maroc, le principe de base de ce système est l'approche combinée qui met en parallèle l'approche analogique et paramétrique ; et qui consiste à faire des prédictions sur la base des données météorologiques, NDVI et des sorties du model WOFOST de simulation de croissance de culture (Balaghi et al., 2008). Ce système permet d'estimer le rendement en utilisant les images NDVI_NOAA /AVHR qui sont de 1,1Km de résolution spatiale. Cette résolution, cependant reste grossière pour estimer le rendement au niveau du champ.

Ainsi, d'autres études ont utilisé les images MODIS qui offrait une meilleure résolution spectrale et spatiale que l'AVHRR une résolution de 250m et une disponibilité des données depuis l'an 2000. Ce produit offre une excellente opportunité d'estimer le rendement du blé au niveau régional et permet également de suivre l'évolution spatiale. Mais la résolution de ces images reste grossière pour estimer le rendement au niveau du champ et pour déterminer la variabilité intra-parcellaire.

Sentinel-2, constitue alors une option plus pratique pour la cartographie du rendement au niveau du champ grâce à sa résolution spatiale élevée (10m) et sa résolution temporelle (5jours) (Battude et al., 2016) , mais jusqu'à présent, le potentiel de cartographie de la variabilité du rendement au sein d'un même champ n'a pas encore été pleinement exploré.

Par ailleurs, L'étude de phénologie de la culture qui est le suivi des stades de croissance est très utile dans la surveillance de l'état des cultures, l'estimation du rendement et la gestion de l'agriculture de précision.

La quantification des stades phénologiques à partir d'observation satellitaires dite LSP « Land Surface Phenology » implique l'utilisation de la télédétection pour surveiller la dynamique saisonnière des surfaces terrestres végétalisées et pour récupérer des paramètres phénologiques (Le début de la saison de verdissement (SOS), le pic de la saison de croissance, le début de la saison de croissance et la fin de la période de végétation, pic de la saison de croissance, le début de la sénescence ou la fin de la saison (EOS)...)

LSP à l'échelle régionale ou global joue un rôle important dans la modélisation du rendement des cultures, de surveillance écologique, d'identification des espèces envahissantes et de gestion de la biodiversité (Sakamoto et al., 2005).

C'est dans cette angle de vision que se situe cette recherche qui a pour but principale : La modélisation du rendement du blé à l'échelle parcellaire en utilisant les paramètres phénologiques issus des images satellitaires à très haute résolution SENTINEL-2 dans les zones semi-arides du MAROC

Pour répondre à ces principaux objectifs, l'étude a été structurée en deux principales parties, en plus d'une partie relative aux conclusions et perspectives :

- La 1ère modélisation à partir des paramètres phénologiques issus des images satellitaires S2 en utilisant la régression linéaire STEPWISE « pas à pas » ; Le modèle établi sera la base d'une spatialisation de rendement de toute la commune.
- La 2ème modélisation qui est une amélioration de la première modélisation en exploitant les méthodes d'apprentissage automatique « Maching-Learning » et « Deep-Learning ».

Dans cette deuxième modélisation on va comparer trois algorithmes de maching learning qui sont CHAID « Chi-square Automatic Interaction Detector », Forêt aléatoire (RF), k Plus proche voisin (KNN) et un deep-learning algorithme « MLP : Réseau neuronal à perceptron multicouche » leurs efficacités ont été par la suite comparées à celle de la régression STEPWISE.

Enfin, en conclusion, une discussion globale est faite, reprenant les points clés des travaux de cette recherche et des conclusions sont tirées et des perspectives sont proposés.

2. MODELISATION DU RENDEMENT DU BLE A PARTIR DES PARAMETRES PHENOLOGIQUES ISSUS DES IMAGES SATELLITAIRES S2 EN UTILISANT LA REGRESSION LINEAIRE STEPWISE.

Le processus consiste à l'extraction des paramètres phénologiques des séries temporelles d'indices de végétation NDVI. Ces paramètres phénologiques spécifiques aux cultures (telles que l'accumulation de la biomasse, le pic de verdure et la période de développement des feuilles) fournissent des informations importantes sur la gestion et le suivi de l'agriculture et peuvent être utilisées comme indicateur de la productivité des cultures et peuvent également être utilisées pour améliorer les modèles d'estimation du rendement (Benabdelouahab et al. 2019).

C'est dans ce contexte que s'insère notre recherche, qui consiste à exploiter les paramètres phénologiques dérivées des séries temporelles d'indice de végétation d'images Sentinel 2 (A / B) pour estimer le rendement du blé dans une région semi-aride du Maroc.

2-1. Site d'étude

Notre site d'étude est la commune rurale de Merchouch appartenant à la région de Rabat - Salé-Kenitra au Maroc (Figure 1). On a choisi ce site parce qu'il est caractérisé par son climat semi-aride et par ce qu'une zone a vocation céréalière. Elle s'étend entre les latitudes de 33°26' et 33°40' Nord et les longitudes de 6°44' et 6°30 "Ouest. La Commune Rurale de Merchouch est délimitée par : La ville de SidiBettach au Nord, la commune d'Ezzhiliga au Sud, la commune de Brachoua à l'Est et la commune Had Ghoualem à l'Ouest.

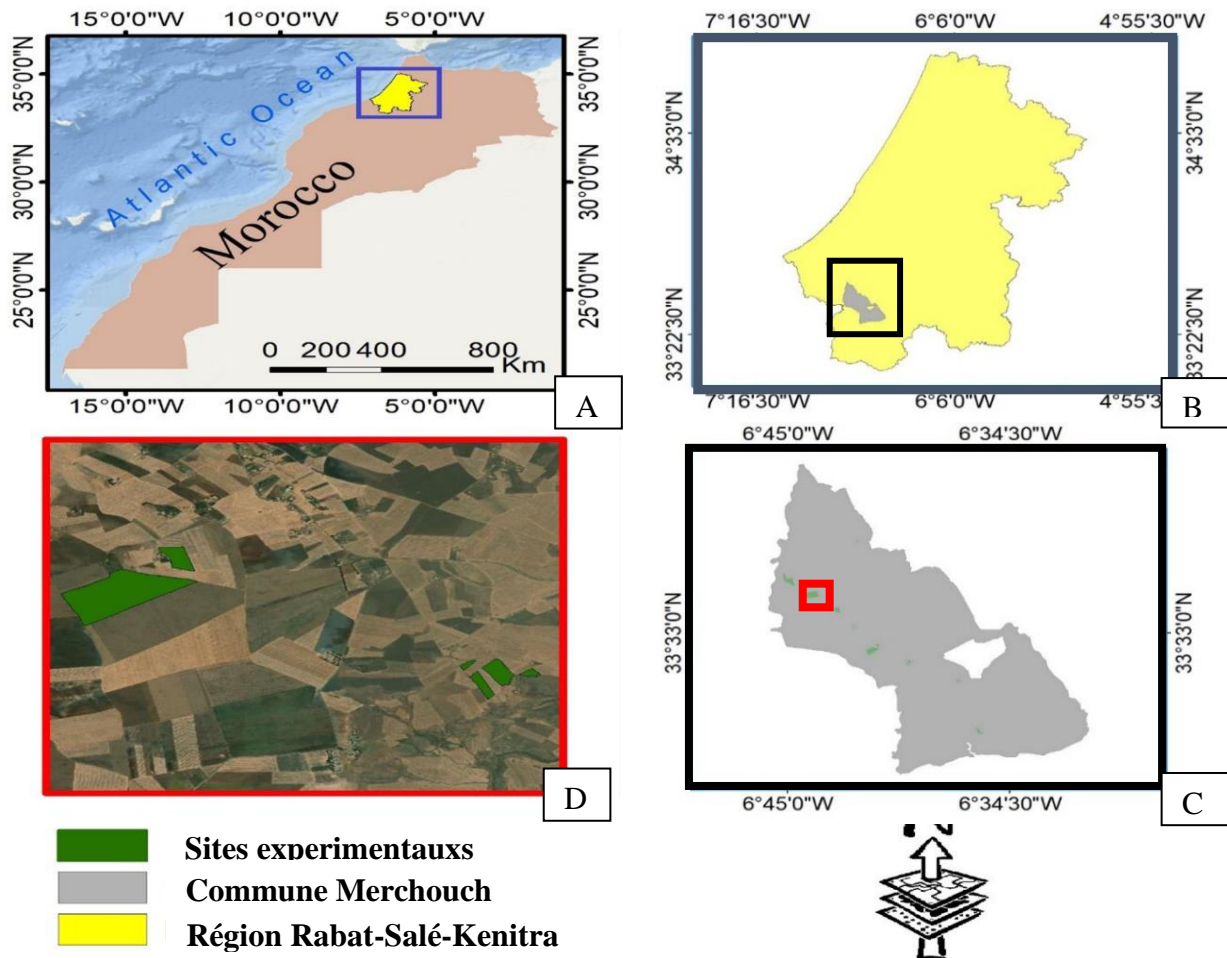


Figure 1: Localisation de la zone d'étude : Commune de Merchouch

(A : la carte du Maroc, B : la zone d'étude par rapport à la région d'étude, C : La commune Merchouch et répartition des sites expérimentaux // D : les parcelles expérimentales sont représentées en vert).

2-2. Méthodologie

Tout d'abord, nous avons calculé NDVI des images Sentinel 2 ; puis nous avons reconstruit la série chronologique NDVI lissée en utilisant le logiciel TIMESAT. Ensuite, nous avons extrait les paramètres phénologiques de la courbe lissée. Nous avons ensuite exploité l'algorithme STEPWISE pour tester les différentes combinaisons de toutes les variables.

Ensuite, nous avons développé un modèle empirique pour l'estimation du rendement du blé. Enfin, la précision globale du modèle a été évaluée sur la base de la procédure de validation croisée. Ce modèle a permis la spatialisation du rendement de la commune.

Un flux de travail de la méthodologie appliquée dans cette étude est présenté dans la figure 2.

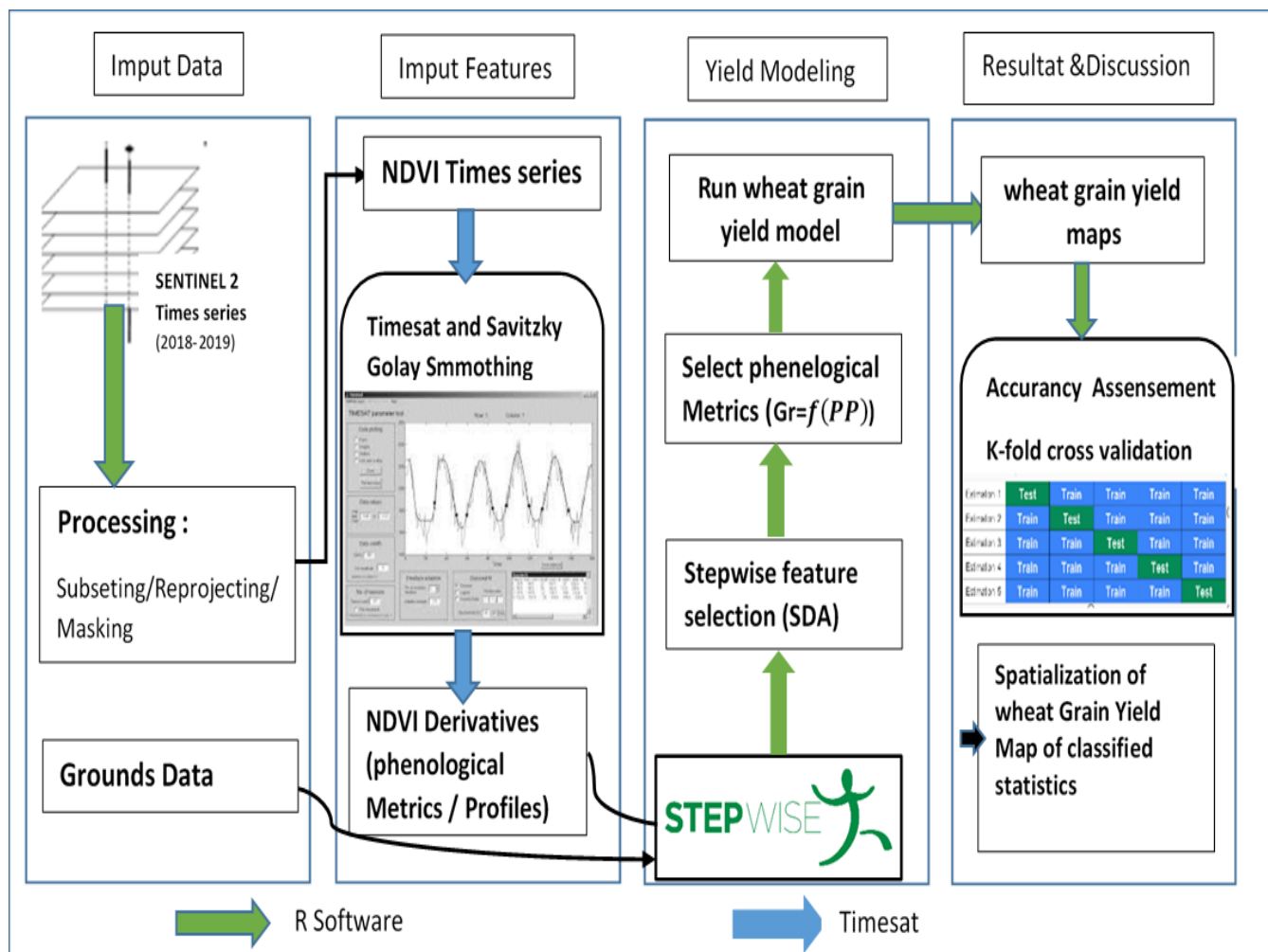


Figure 2 : Workflow de la méthodologie adoptée

2-3. Résultats

Sur la base de la fonction de la méthode de régression linéaire multiple par étapes STEPWISE, ces paramètres ont été utilisés comme variables dépendantes et le rendement en grain observé comme variable indépendante.

Le modèle développé est exprimé par l'équation (1) :

$$\text{Rendement en grain (qx)} = 0,39 * \text{SOS} - 2,42 * \text{LOS} - 46,68 * \text{PEAK} + 4,62 * \text{LINTG} + 154,78 * \text{SOSV}$$

Où GY est le rendement en grain du blé, SOS est le début de la saison, LOS est la durée de la saison, PEAK est la valeur maximale, LINTG est la Grande Intégrale, et SOSV est la valeur du début de la saison.

Le modèle de rendement en grain du blé proposé explique 75% de la variation spatiale du rendement en grain du blé avec une erreur quadratique moyenne de 0,7 t ha⁻¹. Ce résultat confirme la capacité du modèle à estimer avec précision le rendement en grains de blé.

En fait, le modèle développé par Iizumi, Yokozawa et al. (2014) n'a expliqué que 45 à 81 % de la variation spatiale des rendements, avec des erreurs quadratiques moyennes de 0,5 à 1,8 t ha⁻¹.

Le modèle proposé dans cette recherche, basé sur les paramètres phénologiques dérivées des séries temporelles NDVI-SENTINEL2, permet de surmonter le problème du manque de données météorologiques, pédologiques et de rendement sans perdre en précision tout en profitant de la résolution spatiale offerte par les produits satellitaires (Bakker, Govers et al. 2005, Anagnostou, Maggioni et al. 2010), Lionboui, Benabdelouahab et al. 2020)

Ce modèle décrit le comportement du blé au niveau du pixel et reflète les conditions de production, y compris les facteurs physiques ou humains. Le modèle développé peut remplacer les modèles empiriques proposés par les régions qui combinent les indices de végétation, de précipitation et de température.

Selon notre modèle, le rendement moyen à Merchouch est de 15,75qx/ha qui est proche du rendement moyen des parcelles étudiées qui est de 13,17qx/ha.

Le modèle, basé sur les paramètres phénologiques extraites, peut être utilisé comme un outil opérationnel pour le suivi du rendement en grain de blé à grande échelle et peut être utilisé dans les statistiques agricoles.

L'approche présentée peut potentiellement être répliquée dans d'autres régions du Maroc. Nos résultats prouvent que ces données ont la capacité de produire un bon modèle pour estimer le rendement à la parcelle, surtout avec l'usage des images Sentinel-2B qui fournissent une base d'images 5 jours sur 5 et donc un gain de résolution spatiale et temporelle.

Cette approche d'analyse spatiale permet aux gestionnaires et aux parties prenantes d'analyser l'impact des politiques agricoles, de suivre la régression du potentiel agronomique et d'optimiser les choix d'utilisation des terres.

Ce modèle est un bon outil pour les gestionnaires ; nous ne pouvons pas prétendre que ce modèle est opérationnel maintenant pour estimer les rendements. Le modèle final doit être affiné avec des données de vérité terrain et doit être testé sur plusieurs années à différentes échelles et dans différentes conditions pour pouvoir l'utiliser dans les statistiques agricoles et notamment pour prévenir les rendements un ou deux mois avant la récolte.

3. LA MODELISATION DU RENDEMENT DU BLE PAR L'EXPLOITATION DES METHODES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE « MACHING LEARNING » ET « DEEP LEARNING

Ces dernières années, l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique dans l'analyse des données s'est rapidement étendue à de nombreux domaines d'application. Parmi ceux-ci, l'agriculture de précision a été fortement utilisée, en particulier pour l'estimation des rendements, où l'apprentissage automatique a permis de mieux prédire les rendements sur la base de plusieurs caractéristiques telles que les indices de végétation, l'élévation du terrain, etc (Chlingaryan et al., 2018)

Au Maroc, parce que l'accent mis sur les prévisions au niveau des champs est plus bénéfique pour les agriculteurs car il leur donne des informations plus détaillées sur l'évolution de leurs champs, des modèles puissants d'estimation du rendement du blé basé sur des données satellitaires à haute résolution sont nécessaires de toute urgence. En outre, des techniques innovantes telles que des

méthodes d'apprentissage profond ou d'apprentissage automatique sont vivement souhaitées pour fournir une estimation relativement précise et robuste du rendement des cultures.

Ainsi, L'objectif principal de cette recherche est de tester les méthodes d'apprentissage automatique ML (les algorithmes : Random forest (RF) ; Arbres de décision (Chaid) ; plus proche voisin (KNN)) et l'algorithme d'apprentissage profond DL (réseau neuronal perceptron multicouche (MLP) pour l'estimation du rendement du blé en utilisant des paramètres phénologiques issus des images satellitaires SENTINEL 2 à très haute résolution.

3-1- Matériels et Méthodes

- **Vérités de terrain (Ground datas)**

Pour les vérités de terrain 123 sites bien répartis dans la commune de Merchouch ont été choisis et dont on a la valeur du rendement objectives a partir de l'enquete rendement.

- **Données Satellitaires**

Toutes les images satellites Sentinel-2A/B (62 images) utilisées dans cette étude ont été acquises entre le 01/06/2018 et le 31/06/2019 et sont téléchargés a partir du site Theia (<https://www.theia-land.fr/en>)

- **Méthodologie**

Après avoir calculé le NDVI pour chaque image acquise, nous avons utilisé le logiciel TIMESAT pour reconstruire une série temporelle de NDVI lissée et filtrée à partir de ces images. Ce logiciel dispose de plusieurs filtres, dont le filtre de Savitzky-Golay, qui a été utilisé dans cette étude pour réduire l'impact des nuages et des aérosols sur la série temporelle du NDVI et produire des données d'une qualité meilleure.

Après avoir appliqué le filtre de Savitzky-Golay, une liste de mesures phénologiques a été extraite de la série temporelle NDVI lissée à l'aide d'une méthode dynamique basée sur des seuils, également mise en œuvre dans TIMESAT. Ces paramètres sont capables de synthétiser des informations clés à partir de séries temporelles satellitaires, car elles représentent les caractéristiques de la culture au cours de son cycle phénologique.

Ces paramètres (13 paramètres) constitueront l'ensemble des données d'entrés avec les données de terrain qui nous renseignent sur le rendement objectif ; Ces données seront divisées en 2 sous-ensembles : les données d'apprentissage (70%) et de test (30%)

La variable à prédire est le rendement et les autres variables (paramètres) sont les

variables explicatives, On procèdera d'abord au processus de transformation des caractéristiques des données brutes en caractéristiques représentant plus précisément le problème « Feature engineering méthodes » puis la sélection des meilleures variables qui explique le rendement « Feature Selection ».

Trois méthodes de classification basées sur des algorithmes d'apprentissage automatique ML: (Random forest (RF), Decision trees (CHAID) et Nearest neighbor (KNN)) et Un algorithme

d'apprentissage profond Deep Learning DL(Multi-layer perceptron (MLP)Neural Network) seront testés pour estimer le rendement du blé (Figure 3)

Les performances de ces modèles seront comparées en utilisant des paramètres d'efficacité afin de déduire les meilleurs modèles d'estimation et de prédiction.

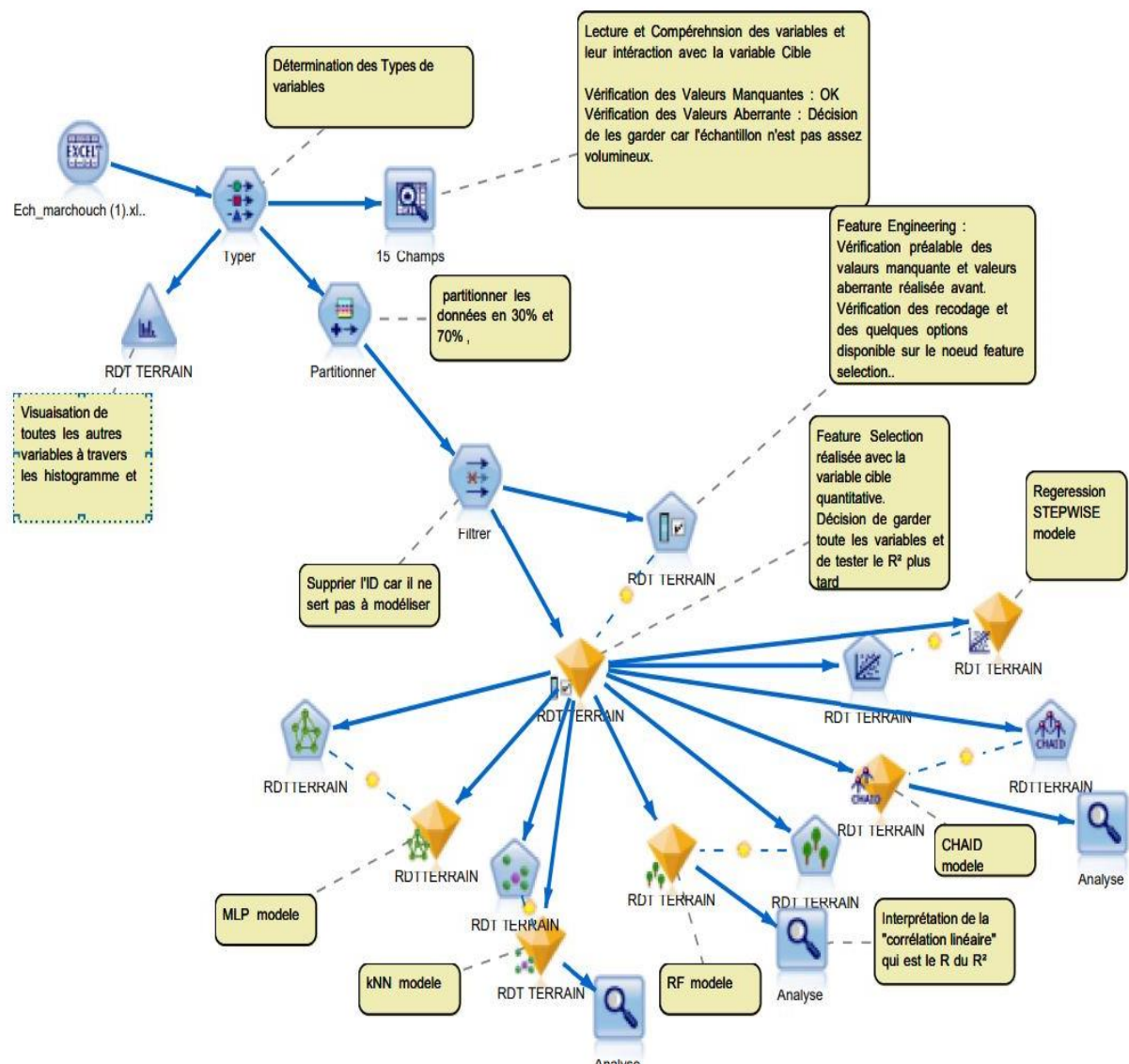


Figure 3 : Ensemble des algorithmes de Matching Learning/ Deep Learning et Régression STEPWISE adoptés dans cette étude (Logiciel SPSS-Modeler 18.2)

3-2 . Résultats

3-2.1. Importance des variables prédictives (PP) dans l'estimation du rendement

Le résultat des prétraitements des données et plus spécifiquement « la sélection des caractéristiques : Feature selection » montre que seulement 10 paramètres phénologiques sont impliquées dans l'estimation du rendement. Leur importance est fonction du modèle ML utilisé.

Ainsi, 10 paramètres phénologiques sont capables d'estimer le rendement du blé : SOSV, EOSV, PEAK, BLCAL, AMPL, SINTG, LINTG, RDERV, LOS et SOS

Les trois restants : LDERIV, MOS et EOS ne sont pas important dans l'estimation du rendement

3-2-2. Comparaison des modèles et leurs efficacités (classement des modèles)

La variable rendement (Cible) qu'on veut prédire est une variable quantitative qu'on pouvait la transformer en qualitative et tester les différents modèles en étudiant : L'exactitude « Accuracy », la précision « precision » et le rappel « recall » qui sont trois scores de base pour mesurer la performance d'un modèle dans les cas de classification par apprentissage automatique.

Dans notre cas nous avons gardé la valeur cible « rendement » quantitative ainsi la comparaison des modèles se fera sur la base de R²

Les résultats ont montré qu'il y avait des corrélations positives significatives pour toutes les combinaisons avec des R² allant de 0,92 à 0,96. Mais, le R² moyen le plus important était de 0,96 pour le modèle MLP et le plus petit était de 0,92 pour la régression pas à pas STEPWISE (Figure 4)

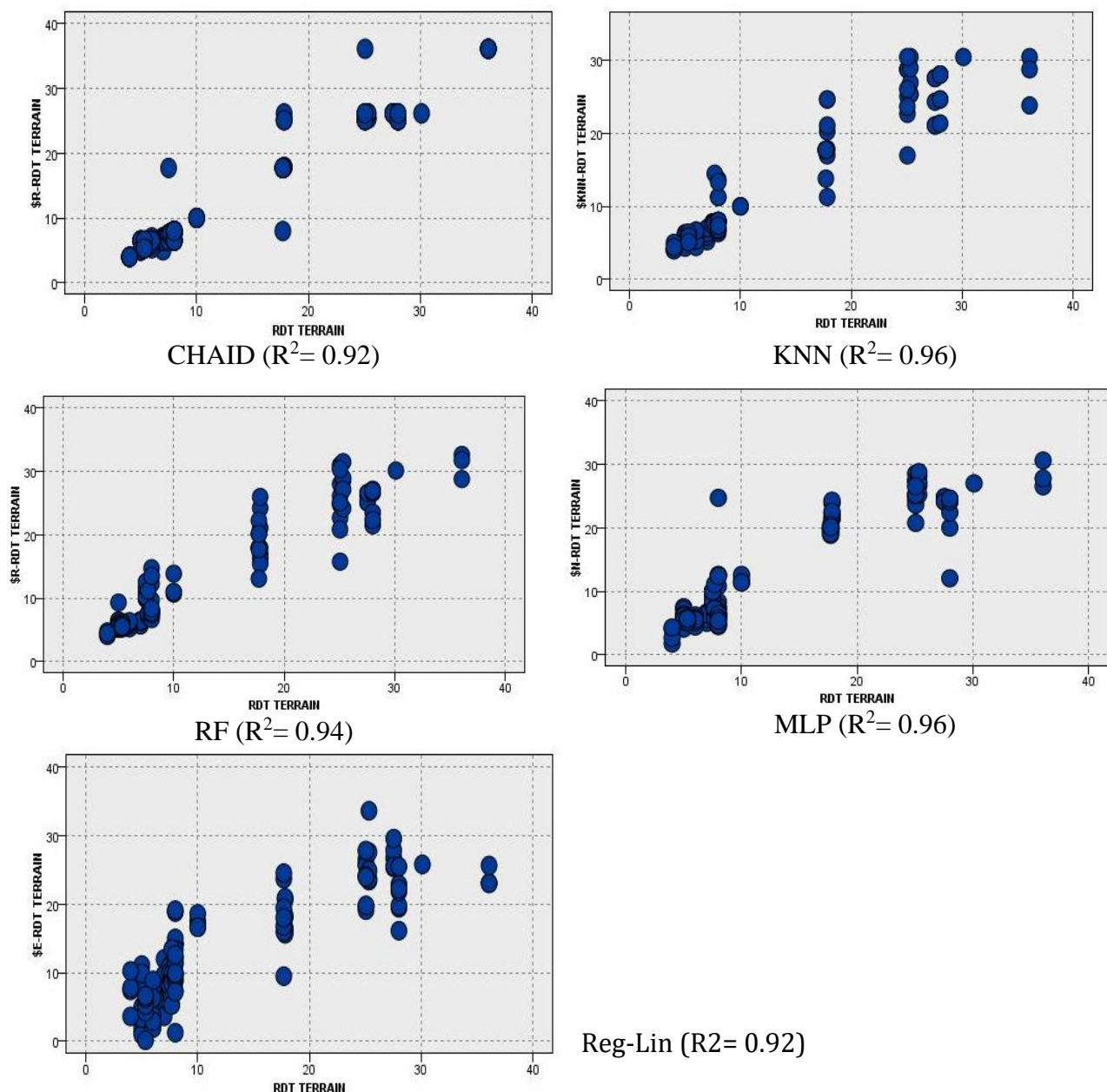


Figure 4 : Relation Rendement observé et celui estimé à l'échelle du champ selon les modèles CHAID, KNN, RF, MLP et Regression lineaire STEPWISE

4. CONCLUSION

Dans cette étude, nous avons d'abord extrait les 13 paramètres phénologiques qui permettent le suivi de l'état végétatif de la culture à partir d'images satellitaires SENTINEL 2A/B à très haute résolution.

Puis nous avons utilisé les quatre modèles, dont trois modèles de machine Learning ML (RF, CHAID et KNN) et un modèle Deep learning (MLP) puis la régression linéaire pas à pas STEPWISE pour prédire le rendement du blé pour la campagne 2018-2019 au niveau du champ.

Dans l'ensemble, les quatre modèles ont donné de bons résultats au niveau de la prédiction, mais seuls les modèles kNN et MLP ont donné de très bons résultats avec $R^2 = 0.96$

Nos résultats ont démontré l'existence d'un nouveau moyen simple et peu coûteux d'estimation du rendement du blé à l'échelle régionale avec des données satellitaires librement disponibles à partir d'images gratuites SENTINEL 2, qui peut potentiellement être appliqué à des zones où les données d'observation sont rares et globalement pour estimer les rendements des cultures.

Le cadre peut être développé en intégrant d'avantage de données, plus les données de terrain sont disponibles plus le modèle apprend plus et plus il devient performant ; Les algorithmes ML et DL sont plus efficaces si un grand nombre de données est intégré pour l'apprentissage.

Ainsi, il est fortement recommandé d'intégrer ces nouveaux outils pour améliorer l'estimation des rendements des cultures spécifiquement le blé qui joue un rôle important dans la sécurité alimentaire.

L'intégration de ces méthodes serait un gain économique, agricole et environnemental. Ce sont également les pionniers d'une agriculture intelligente.

De plus, l'exploitation de ces travaux de recherches en la mise en place d'une plateforme opérationnel d'estimation de rendement basé sur les données satellitaires à très haute résolution SENTINEL2 A/B et les techniques avancés d'apprentissage automatique Machine Learning/ Deep Learning sera une innovation dans les statistiques Agricoles.

5. REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier mes professeurs et mon équipe de recherche qui m'ont aidé à réaliser ce travail que j'ai jugé important pour les statistiques agricoles

6. FINANCEMENT

Pas de financement

7. AUTHOR CONTRIBUTIONS:

L'auteur principale de ce travail est : Mme IDRISSE Adra sous l'encadrement de Prof Samir NADEM et Prof Abdelghani Boudhar,

8. REFERENCES

Balaghi. Riad, Jlebene Mohammed, Tychon Bernard, E. H. (2012). La Prédiction Agrometeorologie Des Rendements Cereales Au Maroc. La Prediction Agrometeorologique des rendements Cereales Au Maroc.

- Balaghi, R. (2014). General presentation and institutional framework CGMS-MAROC : A jointly owned product , in the framework of an official agreement. November, 19–21.
- Balaghi, R., Tychon, B., Eerens, H., & Jlibene, M. (2008). Empirical regression models using NDVI, rainfall and temperature data for the early prediction of wheat grain yields in Morocco. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10(4), 438–452. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2006.12.001>
- Basso, B., Cammarano, D., & Carfagna, E. (2013). Review of Crop Yield Forecasting Methods and Early Warning Systems.
- Basso, B., & Liu, L. (2019). Seasonal crop yield forecast: Methods, applications, and accuracies. *Advances in Agronomy*, 154, 201–255. <https://doi.org/10.1016/BS.AGRON.2018.11.002>
- Benabdelouahab, T., Balaghi, R., Hadria, R., Lionboui, H., Djaby, B., & Tychon, B. (2016). Testing Aquacrop to Simulate Durum Wheat Yield and Schedule Irrigation in a Semi-Arid Irrigated Perimeter in Morocco. *Irrigation and Drainage*, 65(5), 631–643. <https://doi.org/10.1002/ird.1977>
- Campoy, J., Campos, I., Plaza, C., Calera, M., Bodas, V., & Calera, A. (2020). Estimation of harvest index in wheat crops using a remote sensing-based approach. *Field Crops Research*, 256(November 2019), 107910. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2020.107910>
- Coupes-echantillons, M. D. E. S. (2015). L' estimation des rendements des cultures par la méthode des. 25–28.
- Deborah et al , 2019). Predicting wheat yield by simple regression.pdf.
- Devkota, M., & Yigezu, Y. A. (2020). Explaining yield and gross margin gaps for sustainable intensification of the wheat-based systems in a Mediterranean climate. *Agricultural Systems*, 185(September). <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.102946>
- Dong, J., Lu, H., Wang, Y., Ye, T., & Yuan, W. (2020). Estimating winter wheat yield based on a light use efficiency model and wheat variety data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 160(August 2019), 18–32. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.12.005>
- Dong, J., Lu, H., Wang, Y., Ye, T., & Yuan, W. (2020). Estimating winter wheat yield based on a light use efficiency model and wheat variety data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 160(August 2019), 18–32. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.12.005>
- Durgun, Y. Ö., Gobin, A., Duveiller, G., & Tychon, B. (2020). A study on trade-offs between spatial resolution and temporal sampling density for wheat yield estimation using both thermal and calendar time. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 86(October 2019), 101988. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101988>
- Epule, T., Chehbouni, A., Chfadi, T., Ongoma, V., Martínez-cruz, L., Lytia, E., Er-raki, S., Khabba, S., Etongo, D., Achli, S., Salih, W., Chuwah, C., Jemo, M., & Chairri, I. (2022). A Systematic National Stocktake of Crop Models in Morocco. 470(May). <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2022.110036>
- Gómez, D., Salvador, P., Sanz, J., & Casanova, J. L. (2021). Modelling wheat yield with antecedent information, satellite and climate data using machine learning methods in Mexico. *Agricultural*

- and Forest Meteorology, 300(October 2020), 1–8.
<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108317>
- Htitiou, A., Boudhar, A., Lebrini, Y., Hadria, R., Lionboui, H., Elmansouri, L., Tychon, B., & Benabdelouahab, T. (2019). The Performance of Random Forest Classification Based on Phenological Metrics Derived from Sentinel-2 and Landsat 8 to Map Crop Cover in an Irrigated Semi-arid Region. *Remote Sensing in Earth Systems Sciences*, 2(4), 208–224.
<https://doi.org/10.1007/s41976-019-00023-9>
- Huang, J., Tian, L., Liang, S., Ma, H., Becker-Reshef, I., Huang, Y., Su, W., Zhang, X., Zhu, D., & Wu, W. (2015). Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 204, 106–121. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.02.001>
- Hunt, M. L., Blackburn, G. A., Carrasco, L., Redhead, J. W., & Rowland, C. S. (2019). High resolution wheat yield mapping using Sentinel-2. *Remote Sensing of Environment*, 233(August), 111410.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111410>
- Kamir, E., Waldner, F., & Hochman, Z. (2020). Estimating wheat yields in Australia using climate records, satellite image time series and machine learning methods. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 160(December 2019), 124–135.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.11.008>
- Kowalik, W., Dabrowska-Zielinska, K., Meroni, M., Raczka, T. U., & de Wit, A. (2014). Yield estimation using SPOT-VEGETATION products: A case study of wheat in European countries. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 32(1), 228–239.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.03.011>
- Le Mouël, C., & Forslund, A. (2017). How can we feed the world in 2050? A review of the responses from global scenario studies. *European Review of Agricultural Economics*, 44(4), 541–591.
<https://doi.org/10.1093/erae/jbx006>
- Lionboui, H., Benabdelouahab, T., Htitiou, A., Lebrini, Y., Boudhar, A., Hadria, R., & Elame, F. (2020). Spatial assessment of losses in wheat production value: A need for an innovative approach to guide risk management policies. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 18(February), 100300. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100300>
- Mann, M. L., & Warner, J. M. (2017). Ethiopian wheat yield and yield gap estimation: A spatially explicit small area integrated data approach. *Field Crops Research*, 201, 60–74.
<https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.10.014>
- Ouaadi, N., Jarlan, L., Ezzahar, J., Zribi, M., Khabba, S., Bouras, E., Bousbih, S., & Frison, P. L. (2020). Monitoring of wheat crops using the backscattering coefficient and the interferometric coherence derived from Sentinel-1 in semi-arid areas. *Remote Sensing of Environment*, 251(April).
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112050>
- Paul c. Doraiswamy, S. M. (2003). crop yield assesment from Romte sensing.pdf.
- Qader, S. H., Dash, J., & Atkinson, P. M. (2018). Forecasting wheat and barley crop production in arid and semi-arid regions using remotely sensed primary productivity and crop phenology: A case

- study in Iraq. *Science of the Total Environment*, 613–614, 250–262. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.09.057>
- Qader, S. H., Dash, J., & Atkinson, P. M. (2018). Forecasting wheat and barley crop production in arid and semi-arid regions using remotely sensed primary productivity and crop phenology: A case study in Iraq. *Science of the Total Environment*, 613–614, 250–262. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.09.057>
- Ren, J., Chen, Z., Zhou, Q., & Tang, H. (2008). Regional yield estimation for winter wheat with MODIS-NDVI data in Shandong, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10(4), 403–413. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2007.11.003>
- Salehnia, N., Salehnia, N., SaradariTorshizi, A., & Kolsoumi, S. (2020). Rainfed wheat (*Triticumaestivum* L.) yield prediction using economical, meteorological, and drought indicators through pooled panel data and statistical downscaling. *Ecological Indicators*, 111(May 2019), 105991. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105991>
- Sakamoto, T., Yokozawa, M., Toritani, H., Shibayama, M., Ishitsuka, N., & Ohno, H. (2005). A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 96(3), 366–374. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.03.008>
- Satir, O., & Berberoglu, S. (2016). Crop yield prediction under soil salinity using satellite derived vegetation indices. *Field Crops Research*, 192, 134–143. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2016.04.028>
- Schauberger, B., Jägermeyr, J., & Gornott, C. (2020). A systematic review of local to regional yield forecasting approaches and frequently used data resources. In *European Journal of Agronomy* (Vol. 120). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2020.126153>
- Shanmugapriya, P., Rathika, S., Ramesh, T., & Janaki, P. (2019). Applications of Remote Sensing in Agriculture - A Review. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences*, 8(01), 2270–2283. <https://doi.org/10.20546/ijcmas.2019.801.238>
- Statistiques, D. (2018). *Système Statistique Agricole du Maroc*.
- Tian, H., Wang, P., Tansey, K., Zhang, S., Zhang, J., & Li, H. (2020). An IPSO-BP neural network for estimating wheat yield using two remotely sensed variables in the Guanzhong Plain, PR China. *Computers and Electronics in Agriculture*, 169(January), 105180. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105180>
- Tian, L., Wang, C., Li, H., & Sun, H. (2020). Yield prediction model of rice and wheat crops based on ecological distance algorithm. *Environmental Technology and Innovation*, 20, 101132. <https://doi.org/10.1016/j.eti.2020.101132>
- Wahab, I., Hall, O., & Jirström, M. (2018). Remote sensing of yields: Application of UAV imagery-derived ndvi for estimating maize vigor and yields in complex farming systems in Sub-Saharan Africa. *Drones*, 2(3), 1–16. <https://doi.org/10.3390/drones2030028>
- Wiegand, C. L., Richardson, A. J., Escobar, D. E., & Gerbermann, A. H. (1991). Vegetation indices in crop assessments. *Remote Sensing of Environment*, 35(2–3), 105–119. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90004-P](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90004-P)

- Wu, S., Yang, P., Ren, J., Chen, Z., & Li, H. (2021). Regional winter wheat yield estimation based on the WOFOST model and a novel VW-4DEnSRF assimilation algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 255(April 2020). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112276>
- Zhang, T., Su, J., Liu, C., & Chen, W. H. (2021). State and parameter estimation of the AquaCrop model for winter wheat using sensitivity informed particle filter. *Computers and Electronics in Agriculture*, 180(June 2020), 105909. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105909>
- Zhang, T., Su, J., Liu, C., & Chen, W. H. (2021). State and parameter estimation of the AquaCrop model for winter wheat using sensitivity informed particle filter. *Computers and Electronics in Agriculture*, 180(June 2020), 105909. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105909>
- Zhao, Y., Potgieter, A. B., Zhang, M., Wu, B., & Hammer, G. L. (2020). Predicting wheat yield at the field scale by combining high-resolution Sentinel-2 satellite imagery and crop modelling. *Remote Sensing*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/rs12061024>
- Zhou, X., Wang, P., Tansey, K., Zhang, S., Li, H., & Tian, H. (2020). Reconstruction of time series leaf area index for improving wheat yield estimates at field scales by fusion of Sentinel-2, -3 and MODIS imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 177(17), 105692. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105692>

9. KEY TERMS AND DEFINITIONS

LSP : Land Surface Phenology : Etude des stades phénologiques des cultures a partir des indices de végétation des images satellitaires.

MML / MAA : Méthodes de machine learning et méthodes d'apprentissage automatique.