

## Cartographie de superficies irriguées et l'estimation de rendement de la culture du maïs par l'imagerie satellitaire en utilisant l'indice de végétation dans les zones arides

M. Hamrelaine<sup>1\*</sup>, A. Mekliche<sup>2</sup>, A. Laaboudi<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Université Ferhat Abbas Sétif 1, 19000 Sétif - Algérie

<sup>2</sup> Ecole Nationale Supérieure d'Agronomie Hassan Badi El Harrach 1600 Alger - Algérie

<sup>3</sup> Institut national de la recherche agronomique d'Algérie. Station d'Adrar – Algérie

\* Corresponding author: hamrelaine2000@gmail.com; Tel.: +213556 570 637

### ARTICLE INFO

#### Article History :

Received : 25/08/2019  
Accepted : 16/02/2020

#### Mots clés :

Estimation des rendements ;  
télédétection ;  
NDVI ;  
EVI ;  
régression robuste

#### Key words:

Crop yield estimation;  
remote sensing;  
NDVI;  
EVI;  
robust regression

### ABSTRACT/RESUME

**Résumé :** De nombreuses techniques d'estimation du rendement des cultures sont utilisées. La plus efficace repose sur l'utilisation de données géo spatiales et de technologies telles que la télédétection, notamment dans des conditions de la présente étude où le ciel est souvent dégagé. Dans le but d'estimer les superficies cultivées en maïs sous pivots dans la région d'Adrar en Algérie et de prédire les rendements, nous avons exploité les données satellitaires d'imagerie de Landsat8 et Sentinel2 de 2014, 2015 et 2016. Le calcul des indices NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) et EVI (Enhanced Vegetation Index) ont permis de distinguer plusieurs classes de végétation selon la densité du couvert végétal et son état sanitaire. En utilisant la régression robuste (RR), les classes identifiées ont été utilisées comme des variables indépendantes et les rendements observés ont été utilisés comme variable dépendante et ce pour développer des modèles d'estimation des rendements. Les résultats obtenus ont montré une répartition des pivots dans trois régions potentielles avec un accroissement de la superficie durant les trois campagnes d'étude. Les modèles obtenus par les données basées sur d'EVI sont plus performants par rapport à ceux des données basées sur l'NDVI. Ainsi, les critères de performance qui consistent en coefficient de corrélation ( $r$ ), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur absolue moyenne (MAE) sont respectivement 0,77, 8,30 q/ha et 7,17q/ha.

**Abstract:** To estimate crop yields many techniques and approaches are used. The most effective method is remote sensing technology, especially in the conditions of this study where the sky is often clear. The aim of this study is to estimate the cultivated surface and to predict crop yields of irrigated maize under pivot centers in Adrar region of South Algeria. The methodology consists of collecting satellite imagery landsat8 and Sentinel2 from 2014, 2015 and 2016 of the study region, and calculating two vegetation indices: NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) and EVI (Enhanced Vegetation Index). According to the density of the canopy and its health, several vegetation classes are distinguished. In order to develop crop yield prediction model, we have used robust regression technique (RR). Vegetation classes have been used as independent variables and crop yields have been used as dependent variable.

---

*The obtained result showed that Crop yield Model performed from EVI-based data is highly accurate than this performed from NDVI based data. Thus, the performance criteria of EVI-based data model which consist of correlation coefficient (r), Root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) are respectively: 0,77, 8,30 q/ha et 7,17q/ha.*

---

## I. Introduction

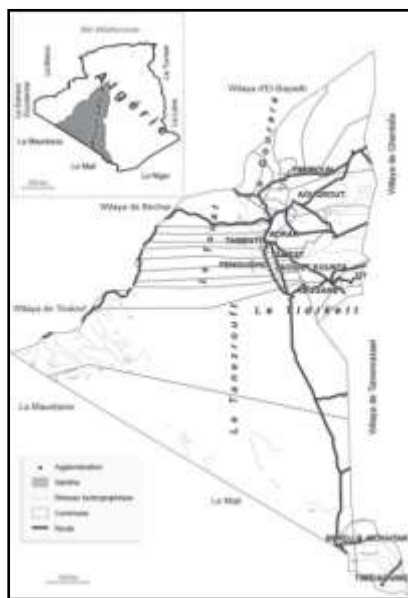
Le maïs, le riz et le blé sont les principales cultures produites dans le monde et les piliers de la sécurité alimentaire mondiale. Chaque jour, l'humanité consomme des millions de tonnes de ces céréales sous l'une de leurs innombrables formes familières. Elles constituent l'élément le plus important du régime alimentaire humain, puisqu'ils fourniraient 42,5 % des apports énergétiques alimentaires mondiaux [1]. La demande en aliments pour animaux augmente et continue à croître en volumes et en valeur, du fait de l'augmentation de la population mondiale, de l'urbanisation et de l'augmentation du pouvoir d'achat des consommateurs [2]. Au niveau mondial, 700 millions d'hectares de céréales sont cultivés, dont 33 % sont alloués à la culture de maïs et 28 % au blé. Ces deux productions constituent la base des formules de l'alimentation animales [3]. En Algérie, le maïs et le soja représentent 80% de l'alimentation du bétail. Les besoins nationaux en maïs et soja sont estimés à 3 millions de tonnes par an [4]. Pour combler le déficit, 2,5 millions de tonnes de maïs sont importés. Le prix du maïs qui augmente sans cesse dans les cours du marché international se répercute inévitablement sur les prix des productions animales en Algérie. Pour faire face à cette situation, l'état algérien à encourager la production du maïs grains au sud du pays sous rampes pivotantes, plus particulièrement dans la wilaya d'Adrar. Pour aider à prendre des décisions à temps, l'estimation prévisionnelle des superficies et des rendements est indispensable. Cependant, l'approche traditionnelle de la collecte de données est coûteuse, prend du temps et souvent difficile [5]. Pour cela, la prédiction de la production agricole à l'aide de la télédétection présente une approche d'une importance incontournable. En effet, l'existence de cette technologie facilitera l'identification, la cartographie et surtout l'actualisation de l'évolution de superficie et les prévisions des rendements. En fait, différentes méthodes ont été développées pour prédire les rendements des cultures. La télédétection qui est l'approche la plus courante consiste à générer un modèle de régression pour établir des relations empiriques directes entre les mesures des indices de végétations et le rendement des cultures [6, 7]. Ces approches supposent que les mesures de la capacité photosynthétique à partir des indices de végétation spectrale sont directement liées au rendement des cultures.

Avec la disponibilité des images gratuites acquises par les satellites de télédétection Landsat-8 et Sentinel-2, il devient possible d'obtenir une résolution temporelle de 3 à 5 jours à une résolution spatiale plus élevée (10 à 30 m) [8]. Il faut signaler que les données extraites des images Landsat8 et sentinel2 ont été utilisées avec succès pour l'estimation et la prévision du rendement [9]. Le contraste entre l'absorption maximale dans la partie rouge et la réflexion maximale dans la partie proche infrarouge du spectre électromagnétique a été largement utilisé pour le suivi des cultures et les statistiques agricoles par plusieurs chercheurs [10, 11]. Certains chercheurs ont utilisé la régression linéaire multiple pour développer les modèles d'estimation de rendement, cependant cette méthode présente beaucoup d'inconvénients, notamment le problème de colinéarité et le problème des points aberrants [12]. Par conséquent, des estimateurs de régression robustes peuvent constituer un outil puissant de détection des valeurs aberrantes dans des ensembles de données complexes. Pour cette raison, un modèle de régression robuste peut constituer la meilleure alternative pour plusieurs modèles de régression linéaire [13, 14]. L'approche de télédétection qui consiste à utiliser des mesures de l'indice de végétation repose sur le fait que la réflectance de la végétation fournit une mesure de la quantité et de l'état de la verdure. Ce qui constitue un indicateur utilisable pour estimer le rendement [15]. L'EVI utilise la bande bleue qui fournit une correction atmosphérique contrairement à l'NDVI [16]. Elmore et al [17] ont indiqué que l'inconvénient de l'NDVI réside dans le fait qu'il est fortement influencé par la luminosité et l'effet spectral du sol, ce qui nuit aux évaluations de la végétation. En plus, il est plus sensible à la teneur en chlorophylle dans les feuilles des plantes [18]. En calculant les indices de végétation NDVI et EVI et en utilisant la régression robuste, les objectifs de cette étude sont ; i) cartographier les superficies emblavées sous pivot, ii) développer les modèles d'estimation du rendement du maïs grain avant la période de récolte. iii) Mettre en évidence les conditions agronomiques pour une haute précision des modèles.

## II. Matériels et méthodes

### II.1. Localisation et description de la zone d'étude (cadre géographique général)

La wilaya d'Adrar (436 272 km<sup>2</sup>) est située dans le Sud-Ouest de l'Algérie (Fig.1) ; elle s'étend, selon les coordonnées géographiques: entre les longitudes 0°30' Est et 0°30' à l'Ouest et entre les latitudes 26°30'et 28°30'au Nord. Elle est limitée géomorphologiquement au Nord par le Grand Erg Occidental, au Sud par le plateau de Tanezrouft, à l'Est par le plateau de Tademaït et à l'Ouest par l'Erg Chech. Elle est répartie entre trois régions sahariennes naturelles représentées par : 1. Gourara: son centre administratif est la daïra de Timimoune, cette région regroupe toute les palmerais et les ksars de cette daïra. 2. Touat : Elle se prolonge du Brinkane jusqu'à Reggane; c'est la plus vaste des régions, et la plus intéressante, car elle contient un grand nombre d'exploitations de mise en valeur cultivant la céréaliculture sous pivot. 3. Tidikelt : Cette région se prolonge d'Aoulef à Ain Saleh qui est le centre de la région [19].



Par ailleurs, la zone d'Adrar est l'une des zones à fortes potentialités agricoles puisqu'il s'y

Figure 1. Carte de localisation de la zone d'étude.

Tableau 1. Caractéristiques des capteurs Landsat8 Oli et Sentinel2.

Pays	Satellite et capteurs	Résolution et couverture	Coût des données d'archives	Caractéristiques
Etats –Unies	Landsat8 OLI	15-30 m 180x180 km <sup>2</sup>	données d'archives de L'USGS entièrement gratuite	Données systématiquement recueillies depuis 2013
UE	Sentinel-2	10-20 m Fauchée de 290 m	données d'archives de L'ESA entièrement gratuite	Données systématiquement recueillies depuis 2015

Source [20].

exprime l'essentiel des activités agricoles familiales (palmier-dattier, maraîchage, cultures condimentaires, fourrages, céréales ...). C'est aussi dans cette zone que l'on compte le plus fort taux de la population agricole. Les conditions climatiques y sont dures : rareté des pluies, ensoleillement intense, forte évaporation, siccité de l'air, vents de sable (vitesse moyenne 5,8m/s). Le ciel est souvent clair et dégagé des nuages et de tous obstacles qui peuvent réduire la visibilité, qui réduira en conséquence la netteté de l'image. Cet avantage permet d'avoir des bonnes images sans recours à de nombreux traitements préliminaires.

Les sols sont formés généralement d'aires constituées de couches sédimentaires superficielles dont la fertilité et le pouvoir de rétention en eau et en éléments fertilisants est faible et dont les horizons de surface sont très sensibles à l'érosion éolienne. La formation et l'évolution de ces sols restent conditionnées par le climat et la salinité. Sans mise en valeur, sans apports fréquents d'éléments fertilisants et surtout sans irrigation, il n'est donc point possible de produire dans une telle zone. Les eaux d'irrigation proviennent de la nappe du continentale intercalaire appelée communément « l'albien ». La nature des eaux de la région d'étude est de bonne qualité. La conductivité électrique varie de 1,3 ms/cm avec un niveau statique qui varie entre 10 et 30 m.

Les données relatives aux superficies récoltées et les rendements obtenus sont collectées auprès de l'office national d'aliment de bétail (ONAB). Des informations sur la conduite de la culture, la date et la dose de semis, la fertilisation et l'irrigation ont été obtenues sur le site via des enquêtes avec les agriculteurs.

### II.2. Traitement des images

Logiciel ArcMap a été utilisé, pour traiter et cartographier l'information géographique. Trois images ont été utilisées; une image de Landsat8 (30 m) pour la campagne 2014 et deux images de Sentinel2 (10 m) pour les campagnes 2015 et 2016.

Pour toutes les années, la période de choix de l'image de Landsat8 et Sentinel2 est entre le 6 et le 25 Novembre de chaque campagne. Le NDVI (Indice de végétation par différence normalisé) est calculé à partir des réflectances dans les parties rouge et proche infrarouge (NIR) du spectre. L'EVI (indice de végétation amélioré) incorpore la réflectance dans la partie bleue du spectre en plus du rouge et du NIR. Les équations sont données comme suit [18]:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (1)$$

Avec :

NIR : Valeur de réflectance dans la bande proche infrarouge,

RED : Valeur de réflectance dans la bande rouge (pour Landsat8, la bande 5 représente the proche infrarouge réflectance et la bande 4 représente la rouge réflectance).

L'EVI a été développé pour être plus sensible à la biomasse en réduisant au minimum l'effet d'aérosols. Il emploie la bande bleue pour corriger ces effets [21].

$$EVI = G \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + C1\rho_{RED} - C2\rho_{BLUE} + L} \quad (2)$$

où :

G : facteur de gain (égal à 2,5)

L : facteur d'ajustement des sols (égal à 1)

C1 = 6 et C2 = 7,5 : coefficients de correction de la diffusion atmosphérique.

### II.3. Approche de la modélisation

Pour NDVI deux variables indépendantes ont été utilisées. La première variable a été construite de la somme de 3 classes à forte densité et deuxième variable a été construite de la somme de 3 classes à moyenne densité.

Pour l'EVI trois variables indépendantes ont été utilisées. Se sont les trois premières classes à forte densité.

### 2.4. Les critères de performance du modèle

Pour évaluer les modèles, les critères de performance utilisés sont : - le coefficient de corrélation (3), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) (4) et l'erreur moyenne absolue (MAE) (5).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{obs} - \bar{Y}_{obs})(Y_{es} - \bar{Y}_{es})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_{obs} - \bar{Y}_{obs})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_{es} - \bar{Y}_{es})^2}} \quad (3)$$

- The root mean squared error (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{obs} - Y_{es})^2}{n}} \quad (4)$$

- The mean absolute error (MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_{obs} - Y_{es}| \quad (5)$$

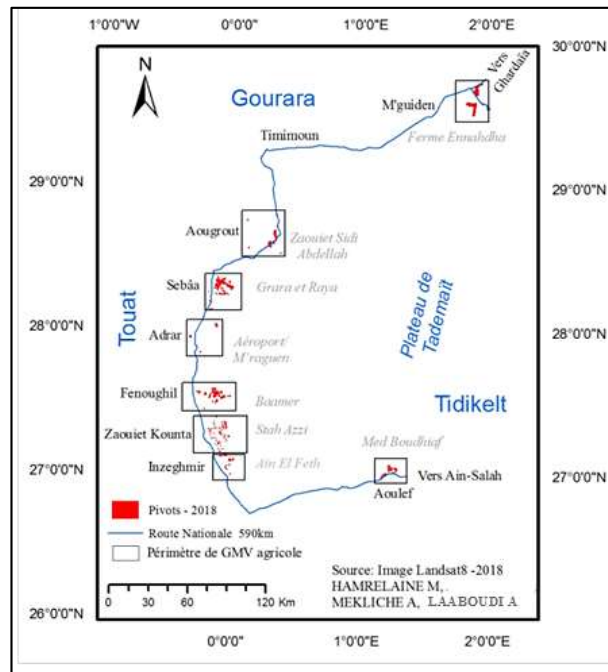
Avec :  $Y_{sim}$  est le rendement estimé,  $Y_{obs}$  est le rendement observé,  $\bar{Y}_{es}$  est le rendement estimé moyenne,  $\bar{Y}_{obs}$  est le rendement observé moyen,  $n$  est le nombre d'observations.

## III. Résultats et discussion

Grâce aux conditions atmosphériques de la zone d'étude souvent caractérisée par un ciel clair et dégagé de tous obstacles, les images obtenues sont nettes et ne nécessitent aucun traitement préalable. Cet avantage a permis d'avoir des estimations précises et très proches de la réalité. Car, la couverture nuageuse, les maladies et les intempéries sont des sources d'erreurs qui pourraient réduire la précision du modèle [18]. Dans de telles situations, les images satellitaires devront subir de nombreux traitements préliminaires; contrôle de la géolocalisation, conversion en réflectance au sommet de l'atmosphère, masquage des nuages et des ombres puis la normalisation de l'image sur la base de paramètres pseudo-invariables [22].

### III.1. Localisation géographique de pivots

Le traitement des images satellitaires a permis de localiser avec une grande précision les périmètres de la grande mise en valeur (GMV) qui contiennent les pivots dans toute la wilaya d'Adrar (Touat-Gourara-Tidikelt). Ce sont : La zone de Zaouit Kounta qui vient en tête de liste avec 61 pivots. Elle est suivie par la zone de Fenoughil avec 26 pivots, puis la zone de Tssabit où le nombre de pivots est de 25. D'autres zones ont connu un début d'installation des pivots, nous citons la zone d'Aoulef avec 11 pivots, le périmètre d'Inzeghmir avec 10 pivots et les périmètres d'Adrar et Aougrouit avec 4 pivots seulement (Fig 2).



**Figure 2.** Carte de localisation géographique des pivots dans les périmètres de la GMV agricole dans la wilaya d'Adrar (Touat-Gourara-Tidikelt).

### III.2. Evolution des superficies cultivées par le maïs

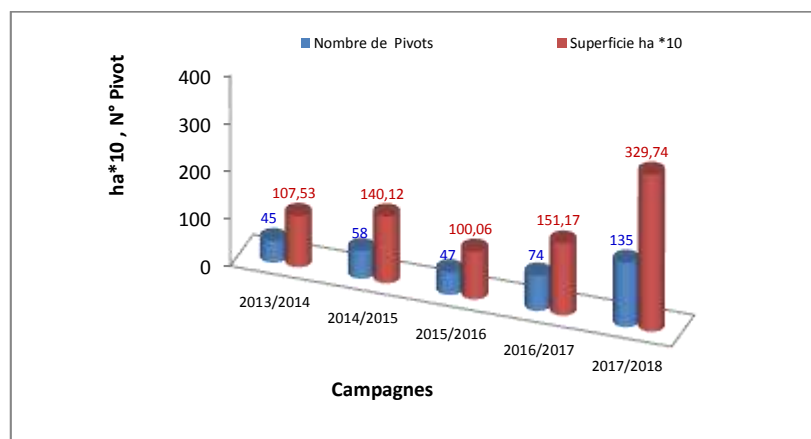
Avec les données extraites à partir des images satellitaires Landsat8 et sentinel2 entre 2014 et 2018, nous constatons que le nombre de pivots emblavés par le maïs est passé de 45 en 2013/2014 à 135 pivots en 2017/2018 avec une augmentation de 300% pour une superficie correspondante de 1075,34 à 3297,42 ha. L'évolution des rampes pivotantes selon les zones agricoles est représentée de la façon suivante :

- Dans la zone de Zaouit Kounta compte 15 pivots (2014) et 61 pivots en 2016. Soit une augmentation

de 400% avec une superficie de 1427,4 ha. Cette commune, est toujours en tête pour l'activité agricole vue la vocation agricole de la population depuis des siècles.

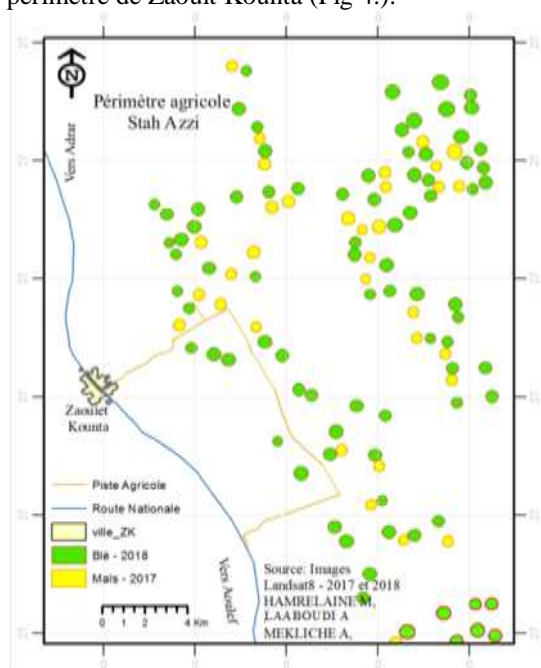
- Dans la zone de Fenoughil, le nombre de pivots a augmenté de 16 en 2014 à 26 pivots en 2016. Soit une augmentation de 162,5% avec une superficie totale de 615,66 ha.

- Dans la zone de Tssabit, le nombre de pivots varie de 9 pivots en 2014 à 25 pivots en 2016. Soit une augmentation de 277,77% avec une superficie totale de l'ordre de 669,94 ha (Fig 3).



**Figure 3.** Evolution de la superficie et du nombre de Pivots.

Grâce aux images satellitaires, nous pouvons localiser exactement l'emplacement des pivots du maïs par rapport à ceux de blé. Aussi, nous pouvons distinguer les pivots à grande superficie et ceux à superficie inférieure. Une concentration importante est constatée dans la partie nord du périmètre de Zaouit Kounta (Fig 4.).



**Figure 4.** Pivots du maïs (Jaune) et Blé (vert) dans le périmètre agricole de Zaouit Kounta dans la wilaya d'Adrar.

### III.3. Evolution des rendements

Bien que les rendements moyens soient presque semblables pour les trois zones et les trois campagnes, des fluctuations d'une zone à une autre et d'une campagne à une autre sont enregistrées. Ces fluctuations pourront être dues notamment aux variations des conditions climatiques et édaphiques, mais aussi aux non respects de la date de semis. La zone de Zaouit Kounta a enregistré le rendement le plus élevé avec 39,13q/ha suivi par la zone de Tssabit avec 38,13 q/ha (Tableau 2).

**Tableau 2.** Rendement moyen q/ha par périmètre agricole pendant les trois campagnes.

Campagnes	Tsabit	Fenoughil	ZK/IZ	Moy
2014/2015	40,54	31,3	41,77	37,87
2015/2016	41,64	29,19	41,77	37,53
2016/2017	32,23	48,14	33,85	38,07
Moyenne	38,13	36,21	39,13	37,82

Ces rendements sont relativement faibles par rapport aux potentialités de la zone, si on prend en considération le pic record de 99 q/ha enregistré durant la campagne 2016/2017. En effet, dans une superficie de 34 ha une production de 3372 q a été obtenue dans le périmètre de la zone de Fenoughil.

Les raisons de faiblesse des rendements résultent dans la plupart des cas à un itinéraire technique non approprié, faible apport d'engrais, envahissement des adventices. En outre, la mauvaise conduite de l'irrigation a conduit à l'hétérogénéité de la répartition de l'eau de l'irrigation et par conséquent une hétérogénéité de croissance et de développement de la culture.

### III.3. Classification de la superficie emblavée à travers les indices de végétation

Au total, 8 classes de l'indice d'NDVI et 6 classes de l'indice EVI ont été identifiés. Chacune est représentée par le pourcentage de la superficie couverte.

#### III.3.1. Indice de végétation par différence normalisée (NDVI)

Les résultats obtenus par l'NDVI indiquent que les parcelles cultivées n'ont pas une densité de végétation homogène. Des parties de sol nu ou de très faible végétation ont été détectées. En effet, trois ensembles de végétation, selon leurs densités, ont été identifiés : végétation dense (NDVI maximum), végétation clairsemée (NDVI moyen) et végétation faible (NDVI Minimum). Chaque ensemble contient un certain nombre de classes, selon la valeur de l'NDVI, comme l'indique le tableau ci-dessous. Ainsi 10 classes peuvent être distinguées (tableau 3).

**Tableau 3.** Les valeurs des indices de végétation selon les classes d'NDVI.

Ensemble de végétation	Végétation dense			Végétation clairsemée			Végétation faible	
	2	3	4	5	6	7	8	9
Classes	2	3	4	5	6	7	8	9
Valeur NDVI	0,8 à 0,9	0,7 à 0,8	0,6 à 0,7	0,5 à 0,6	0,4 à 0,5	0,3 à 0,4	0,2 à 0,3	0,1 à 0,2
ST %	0,09	24,66	35,17	15,79	9,72	6,20	4,40	3,53

Dans notre cas, la classe 1 caractérisée par la plus forte densité (NDVI  $\approx$  1) n'est pas détectée. C'est la classe 4 ayant NDVI entre 0,6 et 0,7 qui présente une grande partie de la superficie emblavée. De même, un nombre important des pivots ne

présentent pas la classe 2 où l'NDVI varie 0,8 à 0,9 (Fig 5). Une forte densité de la végétation comme celle appartenant à la classe 1 ou à la classe 2 pourrait être un indicateur d'infestation du sol par les adventices.

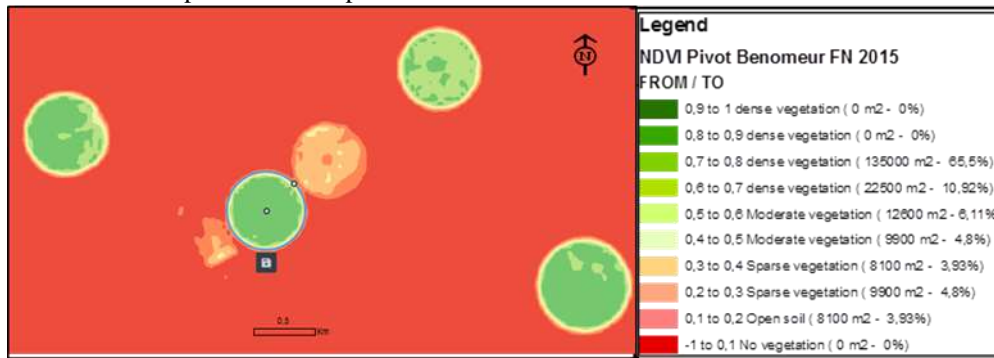


Figure 5. Exemple de différentes classes d'NDVI d'un Pivot du maïs situé dans le périmètre de Fenoughile selon les valeurs des indices de végétations, les surfaces et le taux de chaque classe.

### III.3.2. Indice de végétation amélioré EVI

Selon l'indice EVI, la végétation est partagée en deux ensembles ; végétation dense et végétation clairsemée. Par ailleurs, nous avons constaté 3 classes appartiennent au premier ensemble et deux

classes appartiennent au deuxième ensemble (tableau). Cet indice détecte 4 autres classes à  $EVI \leq 0,1$  mais elles sont dépourvues de végétations.

Tableau 4. les valeurs des indices de végétation selon les classes d'EVI

Etat de végétation	Végétation dense			Végétation clairsemée		Sol nu
Classes	1	2	3	4	5	6
Valeur d'EVI	0,8 à 1	0,6 à 0,8	0,3 à 0,6	0,2 à 0,3	0,1 à 0,2	0 à 0,1
Superficie totale %	31,95	31,01	27,72	4,92	4,12	0,29

A signaler, trois (03) classes sont indiquées pour un  $EVI < 0$ . Il s'agit de la classe 7 à EVI de 0 à -0,3 dont l'eau ou le sol est nu ainsi que deux autres classes (classe 8 et classe 9) à EVI variant, respectivement de -0,3 à -0,6 et de -0,6 à -1 couramment indiquant la présence de la neige. De

même, la représentation des classes diffère d'un pivot à un autre. Un bon pivot est celui où la classe 1 et représentée par une très grande superficie, tandis que les classes à  $EVI \leq 0,1$ , sont inexistantes (Fig 6).

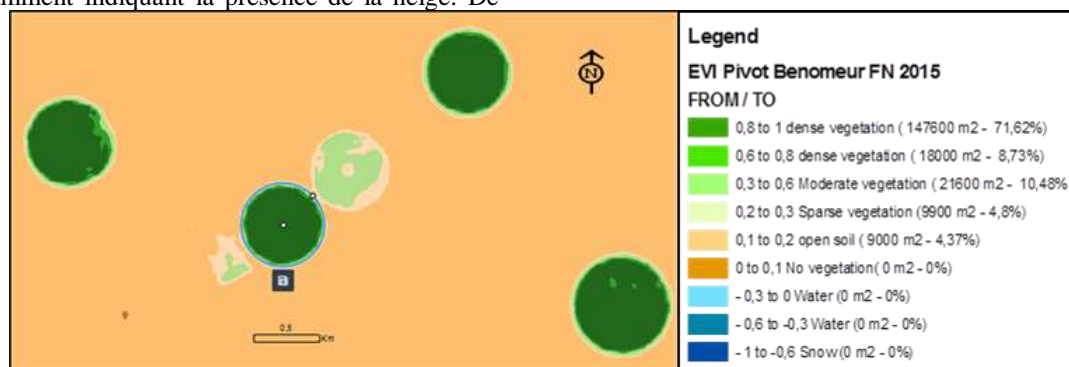


Figure 6. Exemple de différentes classes d'EVI d'un Pivot du maïs situé dans le périmètre de Fenoughil selon les valeurs des indices de végétation, les surfaces et taux de chaque classe.

Dans l'ensemble, à travers les résultats obtenus, les 6 classes sont bien représentées. La classe 2 est la plus vaste avec une superficie globale de 31,01 % suivi de la classe 1, avec un taux de la superficie de

l'ordre de 27,72%. Le sol nu est aussi représenté mais avec un taux plus faible qui ne dépasse guère 0,29 % par rapport à la superficie totale.

### III.4. Estimation des rendements à distance

Jusqu'à présent, toutes les informations sur la culture du Maïs et son rendement sont collectées sur les lieux. Vue la difficulté de contacter tous les agriculteurs suite à l'ensablement des pistes, l'éparpillement de périmètres agricoles et les grandes distances parcourues entre exploitations, le recours à la télédétection devient ainsi une approche incontournable. Toutefois, la seule visite obligatoire sur terrain est celle qui consiste à évaluer le taux d'infestation de la culture par des adventices.

#### III.4.1. Utilisation d'NDVI

Nous rappelons que la somme des valeurs d'NDVI des classes 2, 3 et 4 indiquant la présence d'une végétation dense, représente la première variable indépendante (NDVI<sub>1</sub>), tandis que la somme des valeurs d'NDVI des classes 5, 6 et 7 indiquant une végétation clairsemée, représente la deuxième variable indépendante (NDVI<sub>2</sub>). Le rendement observé constitue la variable dépendante. Les classes à faible végétation ont une influence insignifiante sur le modèle, elles ne sont pas prises en considération. Donc, le modèle est construit par deux variables indépendantes NDVI<sub>1</sub> et NDVI<sub>2</sub>. Le résultat d'implémentation de la régression robuste sur logiciel MATLAB a donné les valeurs suivantes pour les deux coefficients de régression  $\beta_1 = 61,49$  et  $\beta_2 = 20,81$ . La constante  $C = 1,149$ . Donc, l'équation d'estimation de rendement (Rdt) est de la forme suivante :

$$Rdt_{NDVI} = 61,49 NDVI_1 + 20,81 NDVI_2 + 1,1 \quad (6)$$

#### III.4.2. Utilisation d'EVI

Dans les deux cas, les mêmes valeurs de rendements sont considérées comme variables dépendantes. Cependant, les variables indépendantes sont construites par les trois premières classes de valeurs d'EVI (classe 1, 2 et 3) qui représentent la végétation dense. Les classes à végétation clairsemé et à faible végétation ont une influence insignifiante sur le modèle, elles ne sont pas prises en considération. Dans ce cas, le modèle est construit par trois variables indépendantes EVI<sub>1</sub>, EVI<sub>2</sub> et EVI<sub>3</sub>. Le résultat d'implémentation de la régression robuste sur MATLAB a donné les valeurs suivantes pour les trois coefficients de régression  $\beta_1 = 66,03$ ,  $\beta_2 = 34,54$  et  $\beta_3 = 20,44$ . La constante  $C = 4,79$ . Donc, l'équation d'estimation de rendement est de la forme suivante :

$$Rdt_{EVI} = 66,03 EVI_1 + 34,54 EVI_2 + 20,44 EVI_3 + 4,79 \quad (7)$$

### III.5. Les critères de performance

Il est évident que le modèle construit par l'utilisation d'EVI est plus performant que celui construit par l'utilisation des indices d'NDVI (Tableau 5). Par conséquent, l'erreur relative MARE = 17,30 % est nettement inférieure à celle obtenue en utilisant l'NDVI.

Tableau 5. Critères de performance des modèles selon les deux types d'indices de végétation

Indice de végétation		R <sup>2</sup>	RMSE (q/ha)	MAE (q/ha)	MAR E %
NDVI	RR	0,71	8,30	7,17	20,33
	RM	0,71	8,30	7,17	20,35
EVI	RR	0,77	7,44	5,99	17,21
	RM	0,77	7,45	6,00	17,30

RR : Régression Robuste, RM: Régression Linéaire Multiple

Dans les deux cas, l'utilisation de la régression robuste est légèrement mieux que celle de la régression linéaire multiple.

### III.6. Paramètres statistiques

Les paramètres statistiques des rendements observés et les rendements estimés par les deux indices sont présentés dans le tableau 06. Il a été constaté que les paramètres des rendements estimés sont généralement plus proches les uns des autres par rapport aux rendements observés. Cependant, les paramètres des rendements estimés par les indices EVI sont légèrement plus proches que ceux des rendements estimés par les indices NDVI (tableau 6).

Tableau 6. Comparaison des paramètres statistiques des rendements estimés par les deux types d'indices de végétation

Paramètres	Rendements		
	observés	estimés /EVI	estimés /NDVI
Moyenne	41,78	41,77	41,78
MIN	6,95	10,50	10,23
MAX	68,89	65,23	57,80
Ecartype	15,68	13,76	13,25
Médiane	40,92	44,12	43,82

La comparaison graphique entre les rendements observés et les rendements estimés par les types d'indices de végétation NDVI (Fig 7) et EVI (Fig 8), montre que généralement les deux graphiques prennent les mêmes allures. Néanmoins, la série des points des rendements estimés par les indices EVI est plus proches de la série des points des rendements estimés par les indices NDVI.



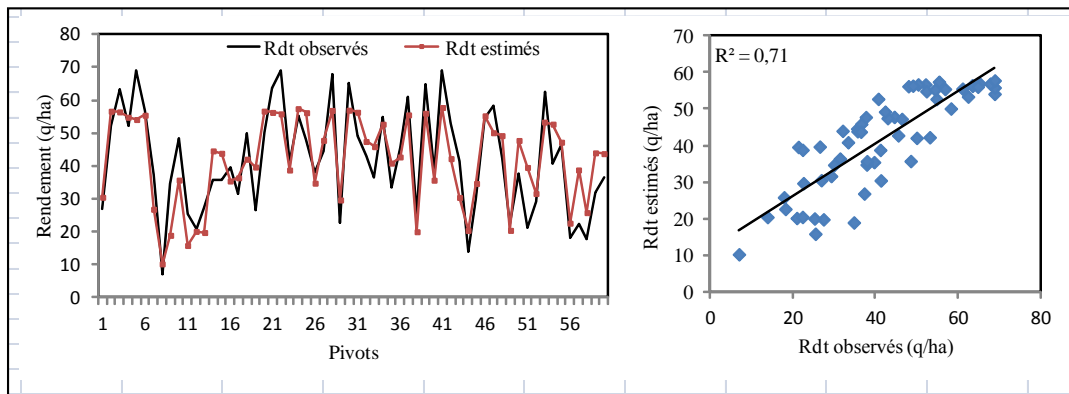


Figure 7. Comparaison graphique entre les rendements observés et les rendements estimés par les indices NDVI.

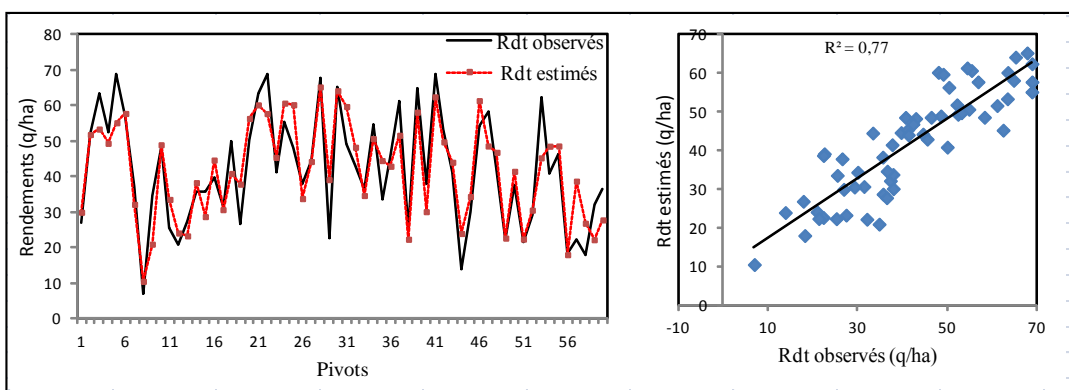


Figure 8. Comparaison graphique entre les rendements observés et les rendements estimés par les indices.

De même, la liaison entre les rendements estimés par les indices EVI ( $r = 0,77$ ) est plus forte par rapport à celle estimé par les indices NDVI ( $r = 0,71$ ). La valeur de  $R^2$  obtenus en utilisant NDVI est plus proche de ( $r = 0,7$ ) celle obtenue par [23, 14], elle est nettement supérieur de ( $r = 0,67$ ) la valeur trouvée par [16]. Ces deux valeurs sont très inférieures à  $r = 0,77$  obtenues dans la présente étude en utilisant les indices de végétation EVI. D'après les résultats obtenus, l'utilisation des indices de végétation NDVI et EVI permettent de prédire le rendement du maïs dans la région d'Adrar avec une bonne précision, sans faire recourt à beaucoup de traitement et d'ajustement de l'image. Ceci est dû à la visibilité du ciel pendant la période de prise de photos aériennes. En plus, les valeurs des indices EVI et NDVI durant 65 à 80 jours après la date de semis donnent de bonnes estimations des indices de la végétation qui reflète les rendements attendus. Cette période correspond aux périodes de floraison et de remplissage du grain du maïs dans la région d'étude. Cet intervalle de moment est liée, probablement, au cycle de la variété (précoce / tardif). Ces valeurs coïncident avec le moment de prédiction du rendement en Amérique centrale qui est environ de 65 à 75 jours après la date de semis en utilisant les mêmes

indices de végétations [16]. Cette cohérence peut être due à la même longueur de la saison de croissance et au stade tardif du remplissage du grain dans notre région (wilaya d'Adrar). Les chercheurs s'accordent généralement pour dire que la période optimale de prévision du maïs s'étend de la floraison au développement de l'épi, soit 50 et 70 jours après la date de semis pour [24]. Le maximum de l'EVI peut aller jusqu'à 90 après le semis selon [25]. Cette période correspond à la formation de soies et au développement des épis, ce qui est en accord avec un certain nombre d'études de rendements de maïs [26, 24]. Dans cette étude, l'EVI a montré une aptitude prédictive élevée dans l'estimation du rendement du maïs par rapport à l'NDVI. Le même constat a été signalé par certains auteurs [27, 28].

### III.7. Amélioration des performances des modèles

La précision des modèles peut être beaucoup mieux si un certain nombre de contraintes ont été surmontées : Le matériel du moisson- battage inadapté provoque beaucoup de perte à la récolte, elle pourrait atteindre dans certains cas de 20 à 40% de la récolte totale. Le non-respect du taux d'humidité à la récolte provoque des pertes de la production. L'infestation des champs du maïs par les adventices est une source importante d'erreur d'imagerie, elle contraigne aussi l'obtention d'un bon rendement.

### IV. Conclusion

L'étude a démontré le potentiel tangible d'utilisation de données des images satellitaires, de Landsat8 et sentinel2 à une résolution 10 et 30 m respectivement, pour estimer les superficies réellement emblavées et évaluer le rendement du maïs grain sur le terrain. L'analyse comparative des données d'EVI et de l'NDVI pour l'estimation du rendement à grande échelle dans la wilaya d'Adrar de 2014 à 2016 a été réalisée de manière objective à l'aide de la régression robuste. En utilisant le NDVI et l'EVI, les résultats obtenus ont montré une forte corrélation entre les rendements réels et les rendements estimés. Cependant, le modèle basé sur les indices EVI a produit des estimations de rendement plus précises que le modèle basé sur les indices NDVI. Étant donné que plusieurs sources d'erreur telles les pertes à la récolte et les adventices pourraient réduire la précision du modèle, les résultats de cette étude ont démontré l'efficacité des données d'EVI pour une estimation du rendement à grande échelle utilisant la date de pic de végétation (floraison/ épiaison), ce qui serait utile pour estimer la production du maïs avant la période de la récolte afin d'assurer une disponibilité d'un aliment très demandé dans le domaine de l'élevage. En générale, on peut conclure que les indices de végétation l'EVI et l'NDVI peuvent avoir une importance incontournable pour l'estimation des rendements de maïs dans la région d'Adrar. Aussi, cette étude a montré que, même au niveau du champ, malgré l'existence de plusieurs contraintes, les images à date unique peuvent fournir des informations utiles sur l'état de cultures et de prédire le rendement. Cependant, la réussite de la culture du maïs dans la région d'Adrar passe impérativement par le respect de l'itinéraire technique et surtout l'apport des engrais, une bonne conduite de l'irrigation par le pivot et la lutte contre les mauvaises herbes. Il faut dire que cette approche qui est utilisé avec succès pour la culture de Maïs dans la région d'Adrar et peut être utilisé pour les autres cultures dans d'autres zones, mais tenir compte de sources d'erreurs pour les minimiser au

maximum. En perspective, nous recommandons de bien maîtriser cet outil pour généraliser son utilisation et ce afin de prévenir en temps réel pour améliorer la situation des cultures et prendre la décision qui convient à temps opportun.

### V. Référence :

1. FAO, Le maïs, le riz et le blé, guide pour une production céréalière durable (2016).
2. FAO, bonnes pratiques pour l'industrie de l'alimentation animale. Manuel de production et santé animales. Numéro 9. Rome, Italie. (2013) 120 p.
3. Roussillon, M.A.; Maroubi.; H. Perspectives des marchés des matières premières entrant dans l'alimentation animale. Evaluation des écarts de prix des formules alimentaires porcines en Union Européenne, aux Etats-Unis et au Brésil. Rapport d'étude (2010) 150 p.
4. Yahi, L. l'Office national d'aliments de bétail (ONAB) (2012).
5. Huang, J.; Wang, X.; Li, X.; Tian, H.; Pan, Z. Remotely Sensed Rice Yield Prediction Using Multi-Temporal NDVI Data Derived from NOAA's-AVHRR. PLoS ONE 8(8) (2013) e70816.
6. Prasad, AK.; Singh, RP.; Tare, V.; Kafatos, M. Use of vegetation index and meteorological parameters for the prediction of crop yield in India. *International Journal of Remote Sensing* 28(2007) 5207–5235.
7. Mkhabela, MS.; Bullock, P.; Raj, S.; Wang, S.; Yang, Y. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data. *Agricultural and Forest Meteorology* 151(2011) 385–393.
8. Skakun, S.; Vermote, E.; Roger, J. C.; and Franch, B. Combined use of Landsat-8 and Sentinel-2A images for winter crop mapping and winter wheat yield assessment at regional scale (2017).
9. Rueda-Ayala, V.; Kunapuli, S.; Maiguashca, J. Development of yield prediction models in the maize crop using spectral data for precision agriculture applications (2015).
10. Hatfield, J.L.; Prueger, J.H.; Value of using different vegetative indices to quantify agricultural crop characteristics at different growth stages under varying management practices. *Remote Sens.*, 2 (2010) 562–578.
11. Basso, B.; Cammarano, D.; Carfagna, E. Review of crop yield forecasting methods and early warning systems. In Proceedings of the First Meeting of the Scientific Advisory Committee of the Global Strategy to Improve Agricultural and Rural Statistics, FAO Headquarters, Rome, Italy, (2013) 18–19.
12. Ibrahim, S. A.; Yahya, W.B. Effects of Outliers and Multicollinearity on Some Estimators of Linear Regression Model. Edited Proceedings of 1st International Conference 1 (2017) 204-209.
13. Bin Khamis, A.; Binti Abdul Razak, N.A. A Comparative Study of Robust Regression Methods in Modeling the Currency in Circulation in Malaysia. *International Journal of Science and Research.*, 6 (4), (2017) 241-245.
14. Lin, J.; Cai, G.; Liu, S.; Puppala, A.J. Robust Linear Regression for Undrained Shear Strength Data (2018).
15. Duncan, J. M. A.; Dash, J.; & Atkinson, P. M. . The potential of satellite-observed crop phenology to enhance yield gap assessments in smallholder landscapes. *Frontiers in Environmental Science*, 3(August), (2015)1-16.

16. Bolton, D. K.; and Friedl, M. A. Forecasting crop yield using Remotely Sensed vegetation indices and crop phenology metrics. *Agricultural and Forest Meteorology*, 173, (2013) 74–84.
17. Elmore, A. J.; Mustard, J. F.; Manning, S.-J.; and Lobell, D. B. Quantifying vegetation change in semiarid environments: precision and accuracy of Spectral Mixture Analysis and the Normalized Difference Vegetation Index. *Remote Sensing of Environment*, v. 73, n.1, (2000) 87-102.
18. Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 83 (1–2), (2002) 195–213.
19. Sahli, Z. Deux tentatives controversées de modernisation de l'agriculture en zone aride : l'opération "tomate d'Adrar" et la mise en valeur hydro-agricole du Touat Gourara (Wilaya d'Adrar-Algérie). *Options Méditerranéennes* 29(A) (1997) 283–295.
20. Achard, F.; Malheiros de Oliveira, Y.M.; et Mollicone, D. Suivi du couvert forestier et de la déforestation. In : J. Delincé (dir.), *Manuel de la Stratégie mondiale pour l'amélioration des statistiques agricoles et rurales (GSARS)* : Rome(2017).
21. Kaufman, Y.J.; and Tanré, D.-C. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, no 2, (1992) 261-270.
22. Bodart, C.; Eva, H.D.; Beuchle, R. et al. Pre-processing of a Sample of Multi-scene and Multi-date Landsat Imagery used to Monitor Forest Cover Changes over the Tropics. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 66, no 5, (2011) 555-63.
23. Lillian, K.P. Real-Time prediction of crop yields from MODIS relative vegetation health: A continent-wide analysis of Africa -series for dry land vegetation dynamics monitoring (2018).
24. Wang, M.; Tao, F.; and Shi, W. Corn Yield Forecasting in Northeast China Using Remotely Sensed Spectral Indices and Crop Phenology Metrics. *Journal of Integrative Agriculture*, 13(7), (2014) 1538–1545.
25. Chen, P.; Fedosejevs, G.; Tiscareño-López, M.; and Arnold, J. G. Assessment of modis-EVI, MODIS-NDVI and vegetation-NDVI composite data using agricultural measurements: an example at corn fields in western Mexico (2006).
26. Omoyo, N. N.; Wakhungu, J.; and Oteng'i, S. Effects of climate variability on maize yield in the arid and semi-arid lands of lower eastern Kenya. *Agriculture & Food Security*, 4(1), (2015) 8.
27. Son, N. T.; Chen, C. F.; Chen, C. R.; Minh, V. Q.; and Trung, N. H. A comparative analysis of multitemporal MODIS EVI and NDVI data for large-scale rice yield estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 197, (2014) 52–64.
28. Zhang, J.; Feng, L.; and Yao, F. Improved maize cultivated area estimation over a large scale combining MODIS–EVI time series data and crop phenological information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 94, (2014) 102-113.

**Please cite this Article as:**

Hamrelaine M., Mekliche A., Laaboudi A., Cartographie de superficies irriguées et l'estimation de rendement de la culture du maïs par l'imagerie satellitaire en utilisant l'indice de végétation dans les zones arides, ***Algerian J. Env. Sc. Technology*, 7:1 (2021) 1739-1749**