

CARACTÉRISATION DES IMPACTS DES VARIABILITÉS CLIMATIQUES SUR LA SÈCHERESSE AGRICOLE CAS DU BASSIN DE LA MOYENNE MOULOUYA – MAROC

Nezha LGHABI¹, Mohamed LAMAAMRI¹, Abdelkhalek GHAZI¹, Khaoula FARIS¹

¹Laboratoire : Territoire, environnement et développement, Département de Géographie, Université Ibn Tofail, Faculté des Lettres et Science Humaine, Kénitra - Maroc

Adresse : Fès, Maroc- Email : nouzalgh@gmail.com, lamaamri.mohamed@gmail.com, Aghhazi@hotmail.com, Khaoulafaris@gmail.com

Résumé : La sécheresse est un phénomène de plus en plus inquiétant surtout pour les pays arides à semi-aride tel que le Maroc et plus particulièrement le bassin de la Moyenne Moulouya. Nous nous sommes intéressés à la sécheresse agricole. Pour ce faire nous avons fait appel à un indice d'évaluation de la sécheresse des plus utilisés, à savoir l'indice de conditions de la végétation (VCI), qui nous a aidé à classer la sécheresse au niveau de la zone d'étude pour les années 1994, 2010 et 2018. Le VCI montre que le bassin souffre d'une sécheresse agricole extrême sur la majorité du territoire. La corrélation des résultats avec le SPI a été significative et démontre le lien fort entre la faiblesse des pluies et l'intensité de la sécheresse agricole dans la région.

Mots clés : Sécheresse, SPI, VCI, Moyenne Moulouya.

Abstract : Drought is an increasingly worrying phenomenon, especially for arid to semi-arid countries such as Morocco and more particularly the Middle Moulouya basin. We are interested in agricultural drought. To do this, we used one of the most widely used drought assessment index, namely the vegetation condition index (VCI), which helped us to classify the drought at the level of the study area for the years 1994, 2010 and 2018. The VCI shows that the basin suffers from extreme agricultural drought over most of the territory. The correlation of the results with the SPI was significant and demonstrates the strong link between low rainfall and the intensity of agricultural drought in the region.

Keywords: Drought, SPI, VCI, Middle Moulouya.

Introduction

La sécheresse constitue l'un des phénomènes climatiques les plus imposants qui touchent une grande partie du globe et qui s'est accentué ces dernières années à cause des changements climatiques. Il s'agit d'un phénomène naturel dont l'occurrence varie en fréquence, en gravité et en durée. Il a la particularité de s'installer lentement et de se développer au cours des années, comme il fait partie des phénomènes difficiles à prévoir.

Le Maroc est l'un des pays les plus affectés par la sécheresse surtout au niveau des régions à climat aride à semi-aride, notamment le bassin de la Moyenne Moulouya, objet de ce travail. Ce dernier va s'intéresser à un type de sécheresse qui revêt une importance cruciale pour le développement socio-économique, notamment la sécheresse agricole (Keyantash, Dracup, 2002 ; Wilhite et al., 2007). Une analyse appropriée de cette sécheresse est vitale pour réduire ses impacts négatifs sur la sécurité alimentaire et sur l'économie de la région d'étude.

Pour ce faire, nous avons utilisés deux approches. La première est basée sur les indices dérivés de données de télédétection spatiale à partir des images satellitaires Landsat, à savoir : l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) et l'indice de condition de la végétation (VCI) (Kogan,1995) qui ont été largement utilisés pour l'évaluation de l'état de la végétation et les conditions de sécheresse (Rojas et al. 2011 ; Rhee et al. 2011).

Quant à la deuxième approche, elle est basée sur le calcul du SPI (*Standardized Precipitation Index*) (SPI) qui est le principal indice météorologique préconisé pour la mesure et le suivi de l'intensité de sécheresse.

La combinaison de ces deux approches par corrélation entre le VCI et le SPI va permettre de mieux caractériser l'origine de la sécheresse. L'étude a porté sur trois années représentatives des trois dernières décennies (1994, 2010 et 2018), et ce durant la saison agricole (du mois de septembre au mois de mai).

L'objectif du présent article est de caractériser la sécheresse agricole à l'aide de la télédétection spatiale en se basant sur des indices spécifiques dérivés à partir des données issues des capteurs Landsat. Tout comme il vise aussi à suivre l'évolution spatiotemporelle de la sécheresse au niveau du bassin au cours des trois années choisies et à démontrer l'influence des pluies sur la végétation.

1. Matériels et méthodes

1.1. Zone d'étude

Notre zone d'étude concerne le bassin de la Moyenne Moulouya, situé au nord-est du Maroc (Figure 1) entre les latitudes 32°50'et 33°50' Nord et à la longitude 4° Ouest. Cette zone est limitée par les Hauts Plateaux à l'Est, le Moyen Atlas plissé à l'Ouest, le Haut Atlas au Sud, et le seuil de Bouyacoubat au Nord.

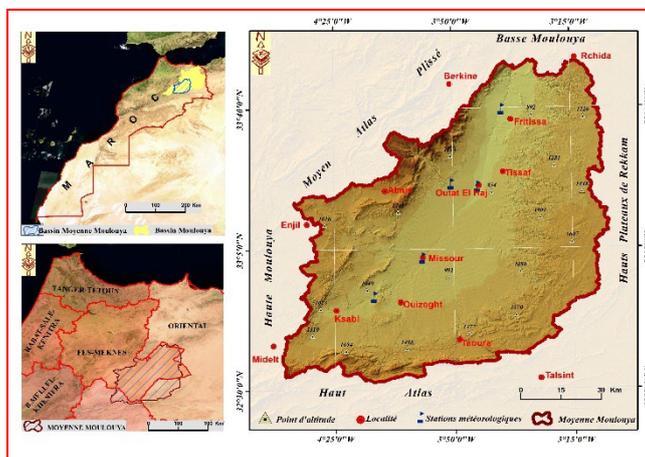


figure 1: Situation géographique du bassin versant de la Moyenne Moulouya

Par sa position géographique par rapport aux deux chaînes montagneuses encadrantes, le bassin de la Moyenne Moulouya est caractérisé par un climat aride à semi-aride. Le régime pluviométrique est marqué par son irrégularité annuelle et mensuelle avec des hivers très froids et des étés très chauds et secs, comme il est marqué par la faiblesse des précipitations qui ne dépassent guère les 200 mm/an. Les températures sont élevées avec une amplitude thermique annuelle supérieure à 20 °C. Le bassin est également caractérisé par une forte évapotranspiration potentielle très forte.

La combinaison des différents facteurs climatiques précités rend le bassin prédisposé à la sécheresse et à ses conséquences néfastes sur le tarissement des ressources hydriques et, par conséquent, sur l'agriculture, notamment la culture des céréales qui est la plus pratiquée dans la région. D'où l'importance de faire le suivi de l'évolution de la sécheresse au niveau de la région afin de mettre en place des stratégies de gestion efficace des ressources hydriques permettant d'atténuer les effets de la sécheresse.

1.2. Données utilisées et méthodologie de travail

1.2.1. Source des données

Le suivi de la sécheresse agricole dans le bassin versant de la Moyenne Moulouya s'appuie sur deux types de données.

Premièrement les données satellites à haute résolution spatiale (30m) issues du capteur Landsat. En effet, une série séquentielle constituée de trois images multispectrales Landsat a été acquise par le biais de l'USGS (United States Geological Survey). Ces images acquises correspondent aux années suivantes : 1994, 2010 et 2018. Elles ont fait l'objet d'un traitement radiométrique et géométrique pour pouvoir les utiliser dans le cadre du présent travail. Les trois scènes satellitaires sont sélectionnées en fonction de leur similarité temporelle (scènes prises pendant le mois d'avril) afin d'assurer une meilleure similitude en matière de conditions atmosphériques et phénologiques (Coppin et al., 2004 ; Dengsheng Lu et Weng, 2007). La période allant du mois de mars au mois d'avril correspond à la période de croissance de la végétation où on assiste à une forte production de biomasse d'où le choix du mois d'avril pour l'acquisition des images.

Deuxièmement, les données relatives aux précipitations moyennes mensuelles des cinq stations représentatives du bassin (Figure1). Ces données sont obtenues auprès de l'agence du bassin hydraulique de Moulouya et vont être utilisées pour calculer le SPI (Standardized Precipitation Index) (SPI).

1.2.2. Méthodologie adoptée

L'organigramme ci-après récapitule la méthodologie adoptée pour mener à bien ce travail. Il résume les principales étapes de traitement des données de base et de calcul des indices choisis.

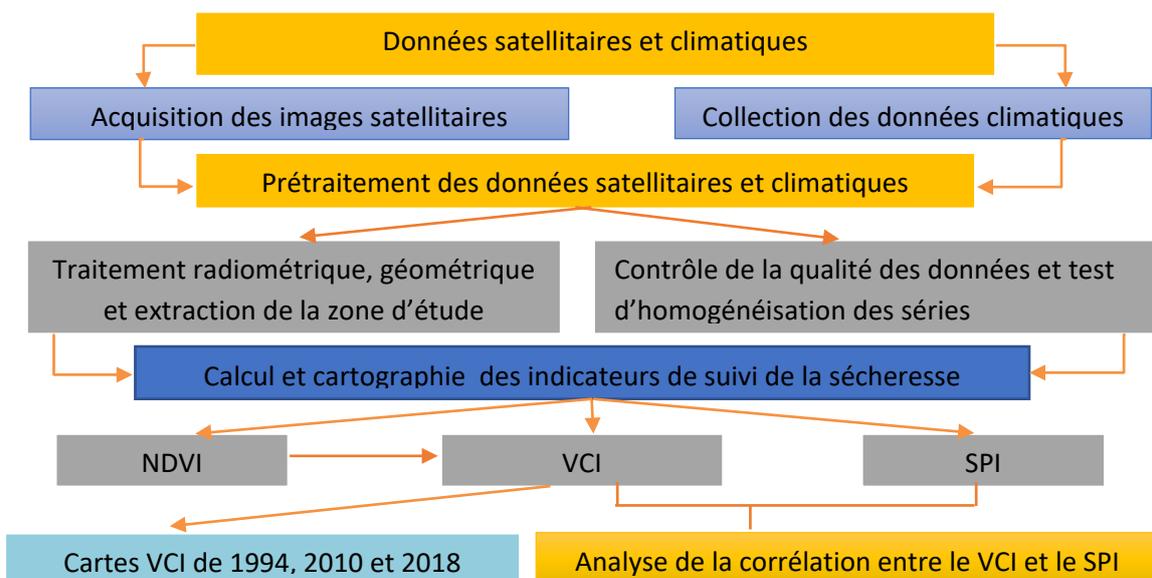


figure 2: Organigramme méthodologique

1.3. Sélection des différents indices pour l'évaluation et la caractérisation de la sécheresse agricole au niveau du bassin de la Moyenne Moulouya

Dans cet article, la sécheresse agricole est évaluée par des indices dérivés de données de télédétection tels que le NDVI et le VCI. L'extraction du NDVI a servi pour le calcul du VCI. Ce dernier a été utilisé pour l'analyse de la corrélation avec un indice météorologique (SPI) pour un niveau de signification de 5%, à savoir le SPI. Une brève description de ces indices est donnée ci-dessous :

- **L'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) :**

Le NDVI est l'indice de végétation le plus couramment utilisé pour évaluer l'état de la végétation (Chen et al. 2005). Il est très connu par sa sensibilité à la présence d'une végétation verte et par son efficacité pour le suivi des sécheresses (Boyd et al., 2002). Il est défini par la formule suivante : $NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)}$ Où : RED (0.64 - 0.67 μm) et NIR (0.85 - 0.88 μm) sont les bandes de réflectance spectrale respectives du rouge et proche infrarouge de l'image Landsat.

- **L'indice de condition de la végétation (VCI) :**

Le VCI est utilisé pour suivre les conditions de sécheresse en mesurant le degré de végétation verte. Il reflète la variabilité spatio-temporelle de la végétation comme il permet de quantifier l'impact des variations climatiques sur cette végétation (Kogan 1994 ; Unganai et Kogan 1998). Cet indice est largement utilisé pour sa fiabilité et son efficacité pour détecter les situations de sécheresse sur différents types de végétations.

Le VCI est calculé à partir des données de l'indice de végétation (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI), selon la formule suivante (KOGAN, 1995) :

$$VCI = \frac{(NDVI - NDVI_{min})}{(NDVI_{max} + NDVI_{min})} * 100$$

Où : le NDVI représente le NDVI des années étudiées, le $NDVI_{min}$, la valeur minimum de la période étudiée et $NDVI_{max}$, la valeur maximum de la période étudiée.

Le VCI est classé en cinq classes comme le montre le tableau ci-après (Tableau1).

Tableau 1 : classification des degrés du VCI selon Kogan, 2002.

Classes	Sécheresse extrême	Sécheresse sévère	Sécheresse modérée	Sécheresse faible	Pas de sécheresse
Degré VCI en (%)	$0 < VCI < 20$	$20 < VCI < 40$	$40 < VCI < 60$	$60 < VCI < 80$	$80 < VCI < 100$

- **Indice de précipitation normalisé (SPI)**

L'indice standardisé de précipitation (SPI) développé par (McKee et al. 1993) est couramment utilisé dans le monde pour identifier et caractériser la sécheresse météorologique en raison de son adaptabilité à différentes échelles de temps et conditions climatiques. Il sert à identifier les périodes de sécheresse ainsi que la gravité de sécheresse pour différents pas de temps allant d'un 1 mois à 48 mois. Dans notre cas, le SPI a été calculé sur des périodes différentes : SPI-6 (pour une période de six mois allant du mois de septembre à février), SPI-3 pour une période de trois mois (automne : septembre à novembre, hiver : décembre à février et printemps : mars à avril). Nous avons exploité des résultats d'un article antérieur portant sur la sécheresse météorologique durant la période (1981-2018) (Lghabi, 2021). On a fait l'interpolation du SPI de chaque date en utilisant les 5 stations de la région et d'autres stations se trouvant aux alentours de la région et de ce fait on a assez de point pour calculer la corrélation entre le SPI et le VCI (il s'agit de points dont la valeur correspond aux pixels de la carte de chaque indice).

L'indice SPI est calculé selon la formule suivante : $SPI = \frac{(Pi - Pm)}{\sigma} * 100$ Où Pi : Précipitation de l'année i ; Pm : Précipitation moyenne ; σ : Déviation standard ou écart type de la série.

2. Résultats

La répartition spatiale des différents niveaux de sécheresse a été évaluée selon la condition de la végétation au niveau du bassin. On s'est basé sur le classement de Kogan (2002) qui donne cinq niveaux d'intensité de la sécheresse précités ci-dessus.

L'évolution spatio-temporelle de l'état de la sécheresse agricole au niveau du bassin durant les années 1994, 2010 et 2018, a été cartographiée comme l'indique la figure 3.

Pendant l'année 1994, le VCI montre des conditions de végétation généralement bonnes pour 58% de la superficie du bassin. Une sécheresse modérée à extrême a touché le reste du bassin, notamment le centre de la Moyenne Moulouya et le long de la rivière pour de multiples raisons (aridité élevée par rapport aux bordures du bassin à cause de l'effet foehn, précipitations faibles, évapotranspiration très élevée, humidité relative très faible...).

Par contre, l'année 2010 montre une augmentation importante de la sévérité de la sécheresse par rapport à 1994. 72% de la superficie du bassin a connu une sécheresse sévère à extrême. Seuls l'ouest et le nord ont été épargnés de cette situation grâce à la présence de la forêt et de la nappe alluviale dense au niveau du versant oriental du Moyen Atlas (Ouest) et au niveau de la montagne de Rhchida (Nord).

Il est clairement visible que l'année 2018 est la plus frappée par une très grave sécheresse comme l'exprime le VCI. En effet, 93% du territoire est affecté par une sécheresse sévère à extrême. Seules les zones à forte altitude (une partie des forêts du Moyen et Haut Atlas) avaient gardé des valeurs optimales du VCI.

Il nous a paru pertinent d'effectuer une analyse de corrélation entre les valeurs moyennes du VCI et celles du SPI au cours de la saison de croissance des différentes espèces (l'automne, l'hiver et le printemps) pour les années étudiées pour mettre en évidence l'impact des anomalies des précipitations sur la croissance végétative et par conséquent sur l'agriculture. Pour ce faire nous avons choisi 150 points à l'aide d'une grille régulière à travers toute la zone d'étude. Ensuite nous avons extrait, pour chaque point, les valeurs des pixels correspondantes aux indices calculés (VCI, SPI).

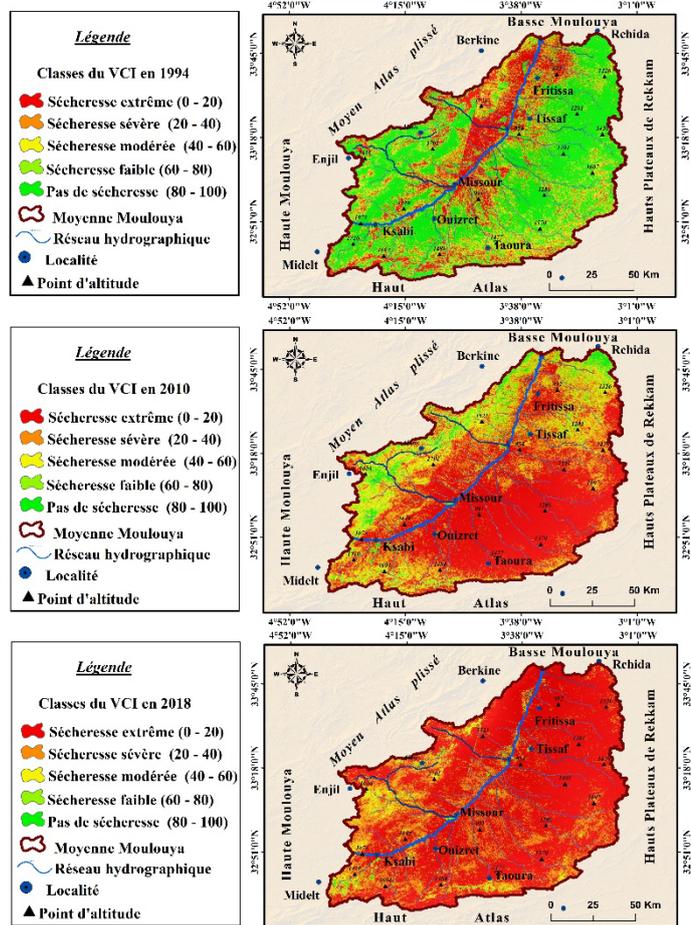


figure 3: Carte des classes de sécheresse selon l'indice VCI pour les années 1994, 2010 et 2018.

D'après les résultats obtenus (tableau 2), la relation entre le VCI et le SPI est aisément visible, pour l'ensemble des années d'étude où la corrélation est positive et significative pour le risque d'erreur 5% (le seuil de significativité est $r=0,16$). À mesure que le SPI est élevé l'indice de l'état de la végétation s'améliore.

Tableau 2 : Corrélation entre les moyennes du VCI, le SPI6 et le SPI3 pour les années étudiées

Années	SPI-6 hivernal (Février- septembre)	SPI-3 Hiver (Décembre-février)	SPI-3 Automne (Septembre-novembre)	SPI-3 Printemps (Mars-Mai)
	r	r	r	r
1994	0,68	0,62	0,70	0,80
2010	0,64	0,61	0,63	0,65
2018	0,73	0,63	0,66	0,70

3. Discussions

La corrélation forte entre le VCI et le SPI d'automne et d'hiver et de printemps montre que les précipitations sont la principale variable affectant la réponse de la végétation. La sécheresse du semestre hivernal impacte la production agricole de la région où la culture la plus pratiquée est celle des céréales. Ces dernières ont besoin de l'eau lors des deux premières phases de croissance, à savoir la phase végétative (mois de novembre et début décembre) et la phase reproductive (mars à mai).

Quant à la sécheresse de l'automne, nos résultats sont similaires à ceux de Melhaoui (Melhaoui, 2018). Les précipitations de cette période affectent principalement les espèces steppiques à floraison hâtives comme l'armoise blanche. Et finalement la sécheresse de l'hiver est néfaste pour les espèces à floraison tardive comme les plantes géophytes et le romarin.

4. Conclusion et perspectives

Ce travail a élucidé la variabilité des seuils de sévérité de la sécheresse climatique au cours de trois années 1994, 2010 et 2018 au niveau du bassin de la Moyenne Moulouya. Comme il a démontré que le moteur le plus important de cette sécheresse est la faiblesse des précipitations. Néanmoins, ces dernières ne sont pas le seul facteur puisque cette région souffre de la pauvreté (39%) et des pratiques inappropriées de l'agriculture (non-respect des périodes de rotation des cultures, non fertilisation des terres, utilisation des techniques agricoles précaires...), ce qui ouvre l'opportunité à des travaux ultérieurs montrant l'implication des autres paramètres ayant également des impacts néfastes sur la sécheresse agricole, comme le facteur anthropique, le mode de gestion de l'agriculture et les maladies des plantes.

5. Références

- Boyd D.S., Phipps P.C., Foody G.M. and Walsh R.P.D., 2002: Exploring the utility of NOAA AVHRR middle infrared reflectance to monitor the impacts of ENSO induced drought stress on Sabah rainforest. *International Journal of Remote Sensing*, vol **23**, 5141-5147.
- Chen D., J Huang. and T. J. Jackson., 2005: Vegetation Water Content Estimation for Corn and Soybeans Using Spectral Indices Derived from MODIS Near- and Short-Wave Infrared Bands. *Remote Sensing of Environment*, vol **98**, 225-236.
- Coppin P., Jonckheere I., Nackaerts K., Muys B. et Lambin E., 2004: Review Article Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing*, vol **25**, 1565-1596.
- Keyantash J., Dracup J.A., 2002: The Quantification of Drought: An Evaluation of Drought Indices. *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol **83**, 1167-1180.
- Kogan F., 1993: Drought monitoring from NOAA polar orbiting satellites- Principles, development and verification. *Soviet Journal of Remote Sensing*, vol **11**, 12-24.

- Kogan F.N., 1995: Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Adv. Space Res*, vol **15**, 91-100.
- Lghabi N., Lamaamri M., Ghazi A., El Mamri H., 2021 : Caractérisation de la sécheresse météorologique - cas du bassin de la Moyenne Moulouya. Actes du XXXIV ème Colloque international de l'AIC, 305-311.
- Lu., Dengsheng et Weng., Q., 2007 : A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, vol **28**, 823-870.
- M Melhaoui., 2018 : Analyse et caractérisation de la sécheresse par SIG et télédétection spatiale dans les Hauts Plateaux de l'Oriental. Thèse de doctorat en géographie, FLSH d'Oujda, 196-216.
- Mckee T.B., Doesken N.J., Kleist J., 1993: The Relationship of drought frequency and duration to time scales. 8th Conference on Applied Climatology, vol **17**, 197-183.
- Rhee J., Im J., Carbone G.J., 2010: Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data. *Remote Sens, environ*, vol **114**, 2875-2887.
- Rojas O., Vrieling A. and Rembold F., 2011: Assessing Drought Probability for Agricultural Areas in Africa with Coarse Resolution Remote Sensing Imagery. *Remote Sens, environ*, vol **115**, 343-352.
- Unganai L.S. and Kogan F.N., 1998: Drought Monitoring and Corn Yield Estimation in Southern Africa from AVHRR Data. *Remote Sensing of Environment*, vol **63**, 219-232.
- Wilhite D.A., Svoboda M.D., Hayes M.J., 2007: Understanding the complex impacts of drought: A key to enhancing drought mitigation and preparedness. *Water Resources Management*, vol **21**, 763-774.