



Full Length Research Paper

Machine Learning appliquée aux images MSI Sentinel-2A pour la cartographie des ressources agropastorales dans le Fitri au nord du Tchad.

Bournenbe Magao GENSERBE ^{1*}, Vincent Tchimou ASSOMA ¹, Koffi KOUAME ¹, Bi Vami Hermann N'GUESSAN ¹

¹Université Félix Houphouët-Boigny, Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection – Abidjan, Côte d'Ivoire.

Received July 2023 – Accepted October 2023



*Corresponding author. magaofils2@gmail.com

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 International License.

Résumé :

Le département du Fitri, situé au nord du Tchad, est une région importante pour l'agriculture et l'élevage. Cependant, la cartographie précise de cette région est limitée en raison de l'absence d'outils modernes, ce qui entrave la mise en place de politiques agricoles et pastorales efficaces. Cette étude vise à évaluer la contribution de machine learning à travers son algorithme Random Forest dans la modélisation et la cartographie des zones agropastorales dans le département du Fitri. L'étude a nécessité l'utilisation des images MSI Sentinel-2A, d'une bibliothèque d'apprentissage automatique Scikit-learn et plusieurs bibliothèques python. L'approche méthodologique a consisté au prétraitement des images multispectrales de Sentinel-2A, à la création des échantillons d'apprentissage suivi de la conception de modèles ML pour une saison sèche et pour une saison humide, puis à la prédiction (classification) et en fin à l'évaluation qualitative des résultats de prédictions faites en saison sèche et humide. L'objectif principal de cette étude est de modéliser les zones agropastorales à l'aide de l'algorithme Random Forest. Les résultats obtenus démontrent l'efficacité de l'algorithme, avec une précision globale atteignant 99,97% et 99,99 % respectivement pour le modèle de la saison sèche et de la saison humide. Nous avons pu estimer que les ressources agropastorales couvrent 399865 hectares en saison sèche et 952161 hectares en saison humide. Ces données sont d'une importance capitale pour la planification et la gestion des ressources naturelles dans le département du Fitri, et l'algorithme Random Forest s'est révélé être un outil essentiel dans la modélisation des unités agropastorales.

Mots clés : Agropastorale, Random Forest, Machine Learning, Télédétection, Fitri, Tchad.

Cite this article:

Bournenbe Magao GENSERBE, Vincent Tchimou ASSOMA, Koffi KOUAME, Bi Vami Hermann N'GUESSAN (2023). Machine Learning appliquée aux images MSI Sentinel-2A pour la cartographie des ressources agropastorales dans le Fitri au nord du Tchad. Revue RAMReS – Sci. Appl. & de l'Ing., Vol. 5(1), pp. 57-64. ISSN 2630-1164.

1. Introduction

L'avancement des techniques de télédétection et l'essor du Machine Learning ont révolutionné la manière d'analyser et d'exploiter les données spatiales (Benbahria, 2021). Ces méthodes, encore peu employées dans le domaine de la géomatique laissent pourtant présager de nouvelles applications, en particulier pour le traitement et l'analyse de données d'observation de la terre en Afrique et particulièrement en milieu sahélien. Dans ce contexte, la cartographie des zones agropastorales revêt une importance cruciale pour la planification et la gestion des ressources

naturelles dans les régions agricoles en appliquant les techniques d'intelligence artificielle aux données de télédétection. Le département du Fitri, dans la région du Batha située au nord du Tchad, est réputé pour son secteur agropastoral dynamique et sa biodiversité riche (Marty et al., 2012 ; Kemsol, 2018 ; Raimond et al., 2019). Afin de soutenir la prise de décision et la mise en place de politiques adaptées, il est essentiel de disposer d'informations précises et à jour sur l'occupation des terres et les tendances d'utilisation des sols dans ce département. Dans cette optique, cette étude se concentre sur l'application de l'algorithme

Random Forest (RF) de Machine Learning aux images MSI Sentinel-2A pour la cartographie des zones agropastorales dans le Fitri. Random Forest est un algorithme d'apprentissage automatique largement utilisé pour la classification d'images en raison de sa capacité à traiter de grandes quantités de données et à fournir des résultats précis (Breiman, 2001 ; Lu et al., 2004 ; Ghosh et al., 2017 ; Benbahria, 2021 ; Melichar et al., 2023).

2. Zone d'études

Estimé à 11709,4 km², le département du Fitri est une région semi-aride avec une longue saison sèche qui dure de 7 à 8 mois et un vent sec qui souffle en permanence du nord-est. La mousson apporte, durant une courte saison 3 à 4 mois (juillet à octobre), des précipitations variables. Le Fitri situé dans la partie sahélienne du Tchad, fait partie des trois départements que compte la région du Batha. Il est bordé par les départements du Batha Ouest au nord, le département d'Abtouyouur à l'est, le département Dababa à l'ouest, et le département du Barth-El-Gazel Sud au nord-ouest, avec une population principalement rurale et vivant essentiellement de l'agriculture, de l'élevage, de la pêche et du commerce informel (Courel et al., 2005 ; FIDA, 2006 ; Marty et al., 2012 ; Zakinet, 2015 ; Saunier, 2015 ; Kemsol, 2018). Le département est caractérisé par des plaines et des plateaux, une végétation de savanes arborées et de forêts claires (FIDA, 2006), une hydrographie dominée par la rivière Fitri, le fleuve Batha et le lac Fitri (Aubague et al., 2007), une géologie composée de formations du Crétacé supérieur et du Tertiaire (Marty et al., 2012), et des sols souvent pauvres en matière organique et en éléments nutritifs (CILSS, 2001 ; FIDA, 2006 ; FAO, 2021 ; Baize et Girard, 2009 ; Kemsol, 2018)

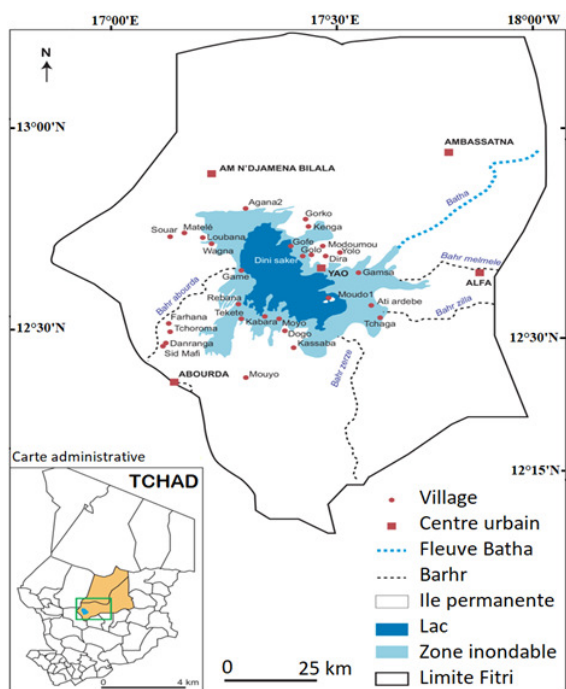


Figure 1. Localisation de la zone Fitri dans la région du Batha au Tchad

3. Matériel et méthodes

3.1. Données satellitaires.

Les données d'observation de la terre utilisées sont constituées essentiellement des images multispectrales issues de l'instrument multispectral Sentinel-2A (MSI) de niveau 2A déjà corrigées et orthorectifiées. Elles ont été harmonisées à 10 m de résolution spatiale (Tableau 1). L'étude repose sur l'analyse des 13 bandes acquises en saison sèche (avril 2022) et en saison humide (septembre 2022). Pour chacune des saisons, quatre scènes ont été nécessaires pour couvrir la zone d'étude. Les quelques opérations de prétraitement se rapportent à des mosaïquage des scènes et d'extraction de la zone d'étude.

Tableau 1. . Caractéristiques spectrales des images Sentinel-2A

Bandes spectrales	Résolution spatiale (m)	Longueur d'onde (nm)	Description
B1	60	443	Ultra Bleu (Aérosol côtier)
B2	10	490	Bleu
B3	10	560	Vert
B4	10	665	Rouge
B5	20	705	Visible et proche infrarouge (VNIR)
B6	20	740	
B7	20	783	
B8	10	842	
B8a	20	865	Infrarouge à ondes courtes (SWIR)
B9	60	940	
B10	60	1375	
B11	20	1610	
B12	20	2190	

3.2. Outils de modélisation et de cartographie.

Les outils utilisés regroupent un ensemble de bibliothèque et de logiciels :

- **GDAL** (Geospatial Data Abstraction Library) : Une bibliothèque permettant de lire, écrire et manipuler des données géospatiales, notamment des images raster et des données vectorielles. Elle est utilisée dans ce travail pour charger, lire et manipuler l'ensemble de données d'entraînement et de prédiction. Elle a été également utilisée pour la gestion de projection des différentes couches.
- **SciPy** : Une bibliothèque scientifique offrant des fonctionnalités avancées pour les calculs numériques, le traitement du signal, l'optimisation, l'algèbre linéaire et bien plus encore.
- **Rasterio** : Une bibliothèque permettant de lire, écrire et manipuler des données raster, telles que des images satellite ou des cartes topographiques. Elle est utilisée dans cette étude pour ouvrir et afficher les résultats lors du processus de la prédiction.
- **NumPy** : Une bibliothèque fondamentale pour le calcul scientifique en Python, offrant un support puissant pour les tableaux multidimensionnels, les

opérations mathématiques avancées et la manipulation des données. Pour ce travail, elle est utilisée pour gérer et afficher d'autres statistiques liées au tableau matricielle notamment le nombre des pixels dans chaque classe pour l'ensemble de données d'entraînement.

- **Matplotlib** : Une bibliothèque de visualisation de données qui permet de créer des graphiques, des diagrammes et des visualisations à partir de données numériques en utilisant une syntaxe simple et expressive. Elle est utilisée dans le cadre de cette recherche pour gérer et afficher des graphes lors du processus de la modélisation.

- **Pandas** : Une bibliothèque permettant la manipulation et l'analyse de données structurées, offrant des structures de données flexibles (notamment les DataFrames) et des outils performants pour le filtrage, l'agrégation et la manipulation des données. Elle est utilisée dans cette étude pour gérer la structure de données.

- **Scikit-learn** (sklearn) : Une bibliothèque d'apprentissage automatique (machine learning) offrant des outils pour la classification, la régression, le clustering, la sélection de modèles, la validation croisée et d'autres techniques d'apprentissage automatique. Nous l'avons utilisé dans ce travail comme outil essentiel pour sélectionner l'algorithme Random Forest afin de modéliser les zones agropastorales. Elle a été également utilisée pour sélectionner d'autres outils de standardisation afin de standardiser les variables des images.

- **QGIS** : Un logiciel SIG (Système d'Information Géographique) open source, offrant des fonctionnalités avancées pour la visualisation, l'édition et l'analyse de données géospatiales. Il permet la manipulation de données vectorielles et raster, la création de cartes, l'analyse spatiale et la réalisation de traitements géographiques. Elle a été utilisée dans ce travail pour la restitution cartographique.

4. Méthode

La démarche méthodologique (Figure 2) combine les techniques de géomatique et d'intelligence artificielle (IA) pour cartographier les zones agropastorales dans le département du Fitri. Les données géospatiales collectées ont été analysées pour identifier les facteurs qui influencent les pratiques agropastorales. Ensuite, l'algorithme Random Forest de Machine Learning a été modélisé pour classifier ces zones agropastorales en utilisant les données géospatiales collectées et analysées ainsi que les bibliothèques sélectionnées.

4.1. Collecte et préparation des données.

Les images MSI Sentinel-2A de niveau L2 déjà prétraitées, ont été collectées et préparées pour l'analyse. Les données ont subi des techniques d'amélioration en termes de rehaussement par étalement dynamique d'histogramme. De plus, des données complémentaires telles que des cartes topographiques, des informations sur les sols et d'autres

variables environnementales ont été utilisées pour enrichir les caractéristiques disponibles pour l'analyse.

• Nomenclature et identification des unités d'occupation du sol

La Figure 3 présente la composition colorée qui discrimine au mieux les types d'occupation du sol et usage des terres en saison sèche (avril 2022).

• Caractéristiques spectrales des images et objets cartographiques

Sur la base des caractéristiques spectrales des images MSI Sentinel-2A (Tableau 2), 6 indices spectraux ont été générés pour identifier les divers objets cartographiques (Figure 4).

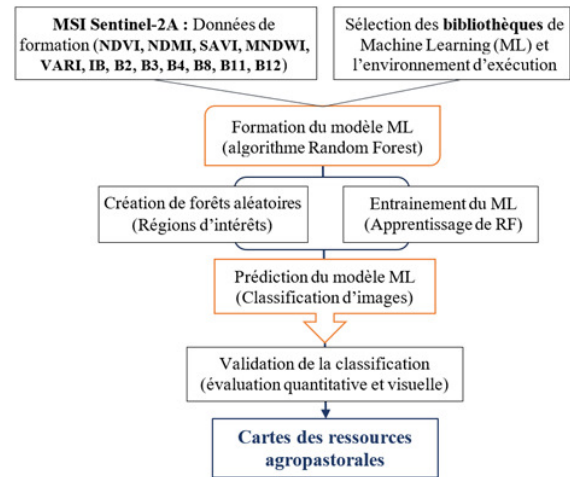


Figure 2. Processus général de la cartographie des ressources agropastorales du Fitri par télédétection et un modèle de machine learning pour les deux saisons étudiées.

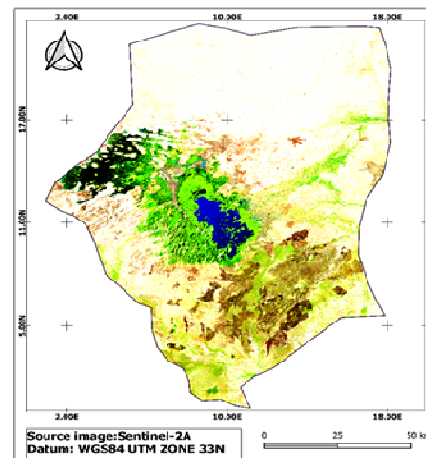
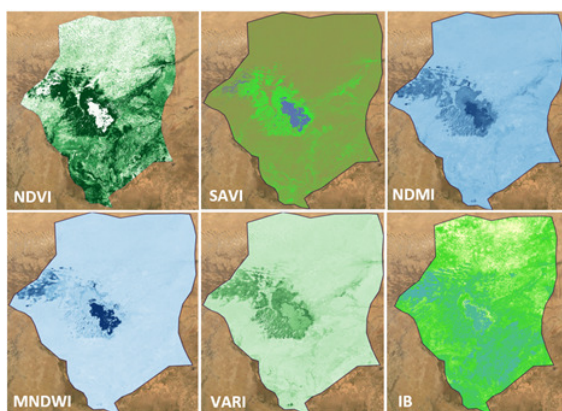


Figure 3. Composition colorée (B11, B8, B4) des images MSI Sentinel-2A, avril 2022.

Cette composition colorée a servi de guide dans la discrimination des types d'occupation du sol, caractérisés sur l'image par de colorations propres à ses caractéristiques spectrales.

Tableau 2: Caractéristique spectrale des objets cartographiques.

Indices spectraux	Valeurs retenues	Objets cartographiques
$NDWI = (Green - NIR) / (Green + NIR)$ Indice de végétation normalisée	1 0,2 à 0,4 0 à 0,2	Pâturage arboré Pâturage herbacé Sol nu sec
$SAVI = ((NIR - Red)/(NIR + Red + L)) * (1 + L)$ Indice de végétation ajusté au sol et modifié	1	Pâturage herbacé
$VARI = (Green - Red)/(Green + Red - Blue)$ Indice visible de résistance atmosphérique	1	Pâturage asséché
$MNDWI = (Green - SWIR)/(Green + SWIR)$ Indice de différence d'eau normalisé modifié	0,5 à 1	Eau
$NDMI = (NIR - SWIR1)/(NIR + SWIR1)$ Indice d'humidité différentiel normalisé	1 -1 0	Sol nu humide Habitats Sol nu sec
$IB = \sqrt{(R \times R + PIR \times PIR)}$ Indice de brillance	0 1	Habitats Sol nu sec

**Figure 4.** Différents indices calculés caractérisant les états de surface observés.

Au total, huit classes d'occupation du sol de la zone d'étude ont été retenues sur la base des images composites MSI Sentinel-2A, des images de Google Earth Pro de terrain associées aux cartes d'occupation du sol existantes issues des travaux de Kemsol (2018) et Zahkinet et al. (2019). Les différentes classes retenues sont :

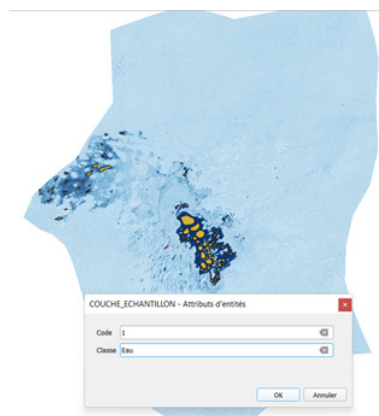
- Eau : constituée des lacs, mares et rivières ;
- Pâturage arboré : constituée des îlots de forêts à strates basses, moyennes et hautes, et les épineux ;
- Pâturage herbacé : constituée par des herbes aquatiques et non aquatiques ;
- Zone de culture : regroupe les cultures céréalières, oléagineuses et les tubercules ;
- Pâturage asséché : regroupe l'ensemble des herbes secs et de tiges des plantes agricoles après les récoltes ;
- Habitats : concerne les localités qui sont parfois confondus avec des sols nus secs ;
- Sol nu humide : ensemble des sols humides non submergés par l'eau ;
- Sol nu sec : constitué des dunes de sables et autres types de sol sec.

● Echantillonnage des données d'entraînement du modèle ML.

L'échantillonnage de données d'entraînement est le processus de sélection d'un sous-ensemble représentatif des données disponibles pour former un modèle d'apprentissage automatique. Il s'agit de choisir judicieusement des exemples d'observations qui représentent différentes classes ou caractéristiques présentes dans l'ensemble de données complet. Cet échantillon d'entraînement est utilisé pour enseigner au modèle les motifs et les relations entre les caractéristiques et les résultats souhaités.

Dans cette étude, des échantillons représentatifs ont été créés au format « .shp » pour les 8 différentes classes d'occupations du sol identifiées. Ces échantillons ont été utilisés à hauteur de 70% pour l'entraînement des données, tandis que les 30% restants ont été réservés pour la validation. La sélection de ces échantillons s'est basée sur les indices spectraux calculés pour les deux saisons. Cette étape, également appelée conception de pseudocodes ou création de forêts aléatoires (Phorn et al., 2021), consiste à attribuer un code numérique à chaque classe, qui est ensuite associé à une valeur textuelle. Lors du processus d'entraînement, les colonnes contenant les codes numériques sont indiquées à l'algorithme comme références de classe pour les arbres aléatoires.

La Figure 5 montre un exemple de la création des échantillons pour la classe « Eau » depuis le MNDWI (Indice de différence d'eau normalisé modifié).

**Figure 5.** Constitution de base de données d'entraînement, exemple de la classe eau

L'objectif de cette étape était de garantir la disponibilité de données complètes et de qualité pour obtenir des résultats fiables lors de la phase d'application de l'algorithme RF de Machine Learning à ces images MSI Sentinel-2A.

4.2. Formation de l'algorithme Random Forest.

L'algorithme Random Forest a été entraîné en utilisant les données d'entraînement issues d'un ensemble des échantillons sélectionnés à partir des indices biophysique du sol pour les 8 classes identifiées sur l'image MSI2A comme zones agropastorales du Fitri. Chaque échantillon était étiqueté avec une classe correspondante, telle que pâturages, zones de culture,

eaux, bâtis et sols. Ensuite, les caractéristiques pertinentes des échantillons ont été extraites, telles que les valeurs spectrales des différentes bandes d'images, les indices de végétation et d'autres indices géospatiaux générés. Ces caractéristiques ont été utilisées pour entraîner l'algorithme Random Forest sur les deux saisons distinctes. Cet algorithme apprend à associer les motifs et les relations entre les caractéristiques et les classes correspondantes. Différents paramètres ont été ajustés lors de la configuration de l'algorithme, tels que le nombre d'arbres à utiliser dans la forêt, la profondeur maximale des arbres et les critères de division des nœuds. Ces ajustements ont permis d'optimiser les performances de l'algorithme et de garantir une classification précise des zones agropastorales dans le Fitri. Le bout de code suivant montre les paramètres pour la configuration du modèle :

```
rf = RandomForestClassifier( n_estimators =
500, criterion = 'gini', max_depth = 4,
min_samples_split = 2, min_samples_leaf =
1, max_features = 'auto', bootstrap = True,
oob_score = True, n_jobs = 4, random_state
= None, verbose = True)
```

Une fois les modèles formés, ils sont prêts à être appliqués aux images MSI Sentinel-2A pour la classification des zones agropastorales à grande échelle

4.3. Classification des images MSI Sentinel-2A

Les modèles formés ont été appliqués aux images MSI Sentinel-2 pour la cartographie des zones agropastorales dans le Fitri pour les deux saisons. Les images multispectrales fournies par les satellites contiennent des informations précieuses sur la réflectance des différentes surfaces terrestres dans différentes bandes spectrales. Dans cette étape, les images MSI Sentinel-2 ont été segmentées en unités homogènes appelées objets ou régions d'intérêt. Chaque objet a été caractérisé par ses valeurs spectrales et ses autres attributs extraits des différentes bandes d'images. Ces caractéristiques ont été utilisées comme entrées pour l'algorithme Random Forest, qui a classifié chaque objet dans une classe spécifique correspondant à une catégorie agropastorale.

La méthode de classification a pris en compte les différentes signatures spectrales des zones agropastorales, telles que les différences entre les cultures, les pâturages et les zones non cultivées. Les caractéristiques des objets ont été comparées aux modèles appris par l'algorithme lors de la phase de

formation. En utilisant ces informations, l'algorithme a attribué une classe à chaque objet, permettant ainsi de cartographier les zones agropastorales dans le Fitri

4.4. Classification des images MSI Sentinel-2A

Cette étape a permis de mesurer la précision de modèles en vérifiant la pertinence et la fiabilité des classifications effectuées, et d'évaluer les résultats de la cartographie des zones agropastorales.

Différents indicateurs d'évaluation, tels que la précision globale, le kappa de Cohen et les matrices de confusion, ont été utilisés à cet effet pour quantifier la performance de modèles. Ces mesures ont permis de déterminer la capacité de l'algorithme Random Forest à classifier correctement les zones agropastorales dans le Fitri.

En plus de l'évaluation quantitative, il est également important de réaliser une évaluation visuelle des résultats. Des cartes thématiques sont générées pour représenter les différentes classes agropastorales identifiées. Ces cartes ont été comparées visuellement avec des images satellites et d'autres sources d'information géographique dans la zone pour évaluer la cohérence et l'exactitude des classifications.

5. Résultats

La situation des ressources agropastorales en saison sèche (avril 2022), montre une absence de pâturages au nord du lac Fitri (Figure 6a), mais une bonne concentration de pâturages herbacés et arborés autour du lac, avec quelques îlots de pâturages herbacés le long des rives du fleuve Batha. Les zones de culture se concentrent au sud et à l'est du lac. Les sols nus secs se confondent par endroits avec les habitats.

La carte d'occupation du sol en saison humide (septembre 2022), quant à elle révèle une concentration importante de ressources pastorales dans tout le département du Fitri (Figure 6b), notamment des pâturages herbacés, des pâturages arborés et des sources d'eau. Les zones de culture sont disséminées autour du lac Fitri, avec une forte concentration au sud et au sud-est du lac, tandis que les zones de sol nu humide sont présentes autour des plans d'eau. En revanche, au nord du lac Fitri, on observe une concentration de pâturages asséchés et de sols nus secs. Les Tableau 3 et 4 fournissent respectivement la matrice de confusion pour les deux saisons (sèche et humide). Ils présentent la performance du modèle par la Précision Globale et la pertinence des résultats de la classification par le coefficient Kappa.

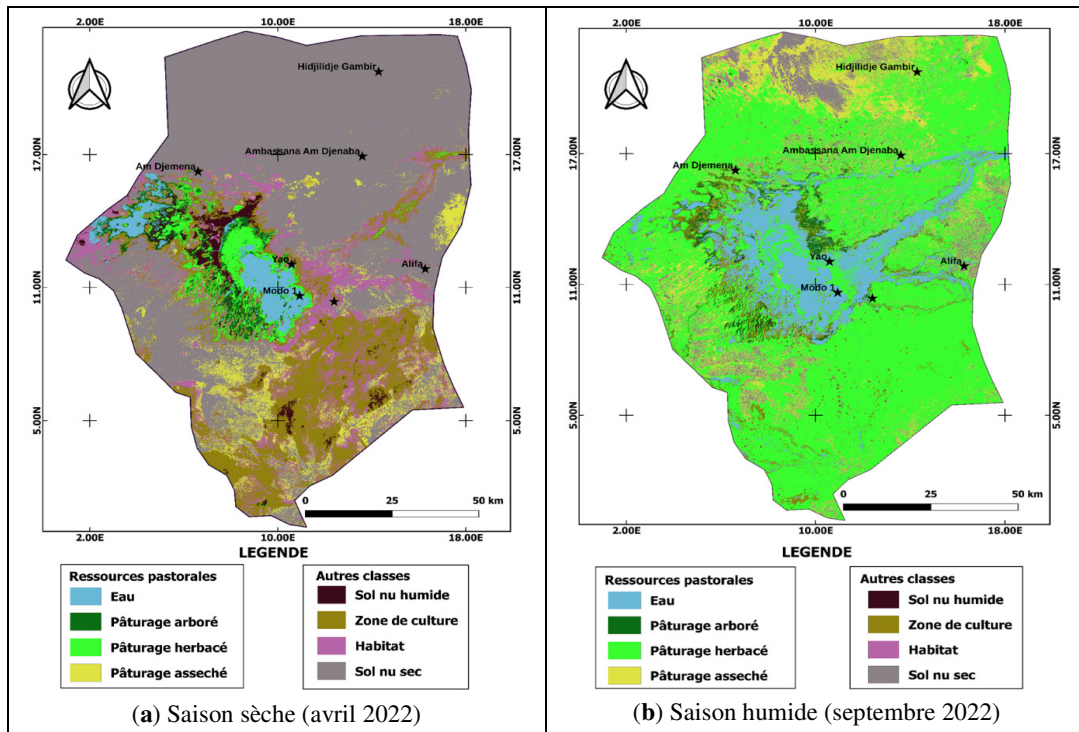


Figure 6. Ressources agropastorales du département de Fitri cartographiées à partir du modèle ML

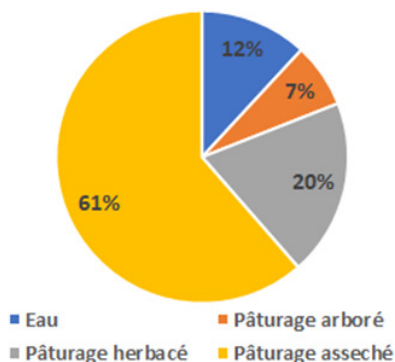
Tableau 3. Matrice de confusion de la classification par RF en saison sèche (avril 2022)

Training ► Prediction ▼	Eau	Pâturage arboré	Pâturage herbacé	Sol nu humide	Zone de culture	Pâturage asséché	Habitat	Sol nu sec
Eau	140490	0	0	0	0	0	0	0
Pâturage arboré	0	71	0	0	0	0	0	0
Pâturage herbacé	0	0	273	0	0	0	0	0
Sol nu humide	0	0	0	1706	0	0	0	0
Zone de culture	0	0	0	0	6533	6	0	0
Pâturage asséché	0	0	0	0	0	116	0	0
Habitat	0	0	0	0	0	0	59	6
Sol nu sec	0	0	0	0	0	0	0	218515
TOTAL	140490	71	273	1706	6533	116	59	218521

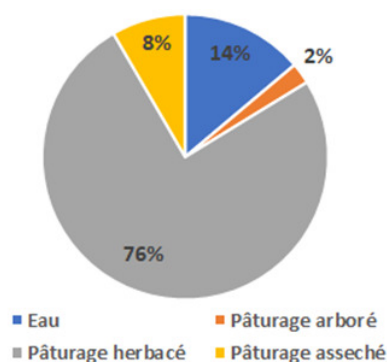
Tableau 4. Matrice de confusion de la classification par RF en saison humide (septembre 2022)

Training ► Prediction ▼	Eau	Pâturage arboré	Pâturage herbacé	Sol nu humide	Zone de culture	Pâturage asséché	Habitat	Sol nu sec
Eau	293920	0	0	0	4	0	0	0
Pâturage arboré	1	1715	0	2	0	0	0	0
Pâturage herbacé	0	0	50916	0	0	0	0	0
Sol nu humide	0	1	0	356	0	0	0	0
Zone de culture	1	0	0	0	381	0	0	0
Pâturage asséché	0	0	0	0	0	973	1	0
Habitat	0	0	0	0	0	0	49	0
Sol nu sec	0	0	0	0	0	0	5	9387
TOTAL	293922	1716	50916	358	381	973	55	9387

Les résultats obtenus à partir de ces classifications ont permis de quantifier les entités d'occupation du sol réparties dans le temps et dans l'espace. La figure 7 (a et b) présente une vue synthétique de la statistique zonale des prédictions. Elle quantifie, d'une part, les superficies occupées par chaque entité d'occupation du sol et usage des terres en hectares, et d'autre part, elle présente la proportion des entités en fonction des saisons exprimée en pourcentage



(a) Saison sèche : 399 865 ha



(b) Saison humide : 952 161 ha

Figure 7. Taux des ressources pastorales en saison sèche (a) et humide (b) estimés du modèle ML

6. Discussion

Dans cette étude, nous avons exploré l'application de l'algorithme Random Forest de Machine Learning aux images MSI Sentinel-2A pour la cartographie des zones agropastorales dans le Fitri, au nord du Tchad. Les résultats obtenus démontrent que cette approche offre une méthode efficace pour identifier et cartographier les différentes unités agropastorales dans le département. L'algorithme Random Forest présente plusieurs avantages pour cette étude spécifique. Il peut traiter de grandes quantités de données et gérer des variables multiples, ce qui est essentiel pour analyser les images multispectrales et extraire des informations pertinentes. De plus, il est robuste face au bruit et aux valeurs aberrantes, ce qui a contribué à une classification plus précise des zones agropastorales. Au Maroc, dans une étude de cartographie intelligente des zones irriguées à partir des images multispectrales à haute résolution spatiale en appliquant les algorithmes d'apprentissage supervisé Benbahria (2021) ont

démontré la capacité de Random forest à prédire les unités d'occupation du sol avec de précision très élevées. Ces avantages ont été également et largement décrits par divers auteurs (Pisnon-Govart et al., 2015 ; Pelletier, 2017 ; Ghosh et al., 2017 ; Ouattara et al., 2017).

En utilisant les images MSI Sentinel-2A, qui fournissent des informations détaillées sur les propriétés des terres, l'algorithme Random Forest peut tirer parti de ces données pour identifier les caractéristiques spécifiques des zones agropastorales. Par exemple, il peut prendre en compte les différences spectrales entre les cultures, les pâturages et les zones non cultivées pour réaliser une prédiction précise. De plus, la cartographie des zones agropastorales à l'aide de l'algorithme Random Forest permet de fournir des informations importantes pour la gestion des ressources naturelles et la planification agricole dans le Fitri. En identifiant les zones de culture, les pâturages et d'autres utilisations des terres, il est possible de mieux comprendre la dynamique spatiale et temporelle de ces zones, ce qui facilite la prise de décision éclairée par les autorités locales et les acteurs du développement agricole et pastorale.

Cependant, il convient de souligner que l'utilisation de l'algorithme Random Forest nécessite une sélection appropriée des paramètres et une préparation minutieuse des données. La qualité des données d'entrée, notamment leur résolution et leur précision, ainsi que la disponibilité de données de référence fiables pour l'évaluation, sont des facteurs clés pour obtenir des résultats précis. Ces mêmes constats ont été également évoqués par divers auteurs (Breiman, 2001 ; Ghosh et al., 2017 ; Ouattara et al., 2017).

L'évaluation des classifications réalisées dans cette étude a donné des résultats satisfaisants avec une précision globale 99,98% et un coefficient de kappa estimer à 0,99%. Cependant, l'analyse de la matrice de confusion a révélé certaines confusions entre les catégories suivantes : Eau et sol nu humide, habitat et sol nu sec, ainsi que pâturage asséché. Les signatures spectrales du sol nu sec et de l'habitat, ainsi que du pâturage asséché, sont quasi similaires, ce qui conduit à des confusions avec le sol nu sableux d'une part, et d'autre part, avec les campements des nomades composés de paillotes identiques à l'herbe sèche. Cette hypothèse est également émise par Lu et al. (2004), Foody et al. (2008) et Maimouni et al. (2011), qui ont indiqué que les objets cartographiques ayant des signatures spectrales et de nature proche, engendrent de confusion de classification. L'une des difficultés rencontrées dans cette étude est relative à la saison climatique. Le modèle est plus performant sur les images acquises en saisons de pluie que celles acquises en saison sèche. Cela s'explique par le fait que dans les milieux désertiques comme le Fitri, les sols sableux, les pâturages asséchés et les campements sont difficiles à distinguer en saison sèche. Ces erreurs pourraient être corrigées par l'utilisation des images multispectrales à Très Haute Résolution Spatiale (THRS).

7. Conclusion générale

Cette étude a porté sur l'application de l'algorithme Random Forest de Machine Learning aux images MSI Sentinel-2A pour la cartographie des zones agropastorales dans le Fitri, au nord du Tchad. L'approche abordée est efficace pour identifier et cartographier ces zones, ce qui favorise une gestion durable des ressources et la planification agricole.

L'algorithme Random Forest présente plusieurs avantages, tels que sa capacité à traiter de grandes quantités de données et à gérer plusieurs variables, assurant une analyse exhaustive des images MSI Sentinel-2 et une classification plus précise malgré le bruit et les valeurs aberrantes.

REFERENCES

- Aubague S., Djimadoum D., Ali A. M. (2007). Le Fitri : diagnostic pastoral (programme d'hydraulique pastorale au tchad central « Almy Al Afia »), Ministère de la pêche, de l'hydraulique pastorale et villageoise, République du Tchad, 101 p.
- Benbahria Z. (2021). Apport des algorithmes d'apprentissage supervisé pour la cartographie intelligente des zones irriguées à partir des images satellite à haute résolution spatiale. Thèse de doctorat de l'Institut Agronomique et Veterinaire Hassan II : Rabat, Maroc, 194 p.
- Breiman L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5-32. <http://dx.doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- Courel M.-F., Bachimon P., Riser J., Dagou P., Mahamat A.-I., Raimond C. (2005). Géosystèmes lacustres, étude des régions du lac Léré et Fitri, Tchad. Ministère des Affaires étrangères, France, Rapport Scientifique, projet CAMPUS N°97319107, fac n°99002600, CORUS (MAE) : 318 p.
- FAO (2021). Le pastoralisme au Tchad, un potentiel à développer grâce à des investissements responsables et structurants. Rapport du projet d'appui au pastoralisme au Tchad, 4 p.
- FIDA (2006). Tchad : Projet de Développement Rural dans la région du Batha. Rapport de réévaluation. Document de travail III. Développement de l'agriculture, de l'élevage et des ressources naturelles. Fonds International de Développement Agricole 2006, 35 p.
- Foody G.M. (2008). Assessing the accuracy of land cover change with imperfect ground reference data. *Remote Sensing of Environment*, Vol.14, Issue 10, pp.2272-2285. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.003>.
- Ghosh A., Joshi P. K., Roy P.S. & Das A.K. (2017). Random forest classification of multi-temporal MODIS EVI data for mapping rice phenology and cropping pattern. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 61: 21-31.
- Kemsol N.A. (2018). Dynamique spatiale des cultures de décrue dans les zones lacustres soudano-sahéliennes de 1985 à 2015 : cas des lacs Fitri et Iro au Tchad. Thèse de doctorat en Télédétection et SIG, Université Félix Houphouët-Boigny, Abidjan, Côte d'Ivoire, 255p.
- Lu D., Mausel P., Brondizio E. & Moran E. (2004). Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25(12), 2365-2401.
- Maimouni S., Bannari A., El-Harti A. et El-Ghmari A (2011). Potentiels et limites des indices spectraux pour caractériser la dégradation des sols en milieu semi-aride. *Can. J. Remote Sensing*, Vol. 37, No. 3, p. 1-18, 2011.
- Marty A., Zakinet D., Khamis D.D., Bernard C. (2012). Analyse de l'évolution des ressources dans le département du Fitri, République du Tchad : Programme d'Hydraulique pastorale au Tchad central Phase II, Antea-Iram, 128 p.
- Melichar M., Didan K., Barreto-Muñoz A., Duberstein J.N., Jiménez Hernández E., Crimmins T., Li H., Traphagen M., Thomas K.A., Nagler P.L. (2023). Random Forest Classification of Multitemporal Landsat 8 Spectral Data and Phenology Metrics for Land Cover Mapping in the Sonoran and Mojave Deserts. *Remote Sensing*, 15, 1266. 23 p. <https://doi.org/10.3390/rs15051266>.
- Ouattara T.A. (2017). Cartographie de l'occupation du sol de la Région de la Mé. Rapport technique du Projet REDD+ de la Mé, Etc Terra, 28 p.
- Pelletier C. (2017). Cartographie de l'occupation des sols à partir de séries temporelles d'images satellitaires à hautes résolutions : Identification et traitement des données mal étiquetées. Thèse de doctorat de l'Université de Toulouse 3, Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier) 280 p.
- Pisson-Govart M. (2015). Vers une méthode opérationnelle de cartographie de l'occupation du sol et des cultures à la réunion par analyse orientée objet d'images à très haute résolution spatiale et fouille de données. Mémoire de Master mention IGT Ingénierie et gestion territoriale et Mention Informatique Spécialité Géomatique, Université Montpellier II et Montpellier III, 55p.
- Raimond C., Sylvestre F., Zakinet D., Moussa A. (2019). Le Tchad des lacs : les zones humides sahéliennes au défi du changement global. Publications des scientifiques de l'IRD, Marseille : IRD, Synthèses, 36 p.
- Zakinet D. (2015). Des pasteurs transhumants entre alliances et conflits au Tchad: Les Arabes Salamat Sifera et les Arabes Djaatné au Batha. *Afrique Contemporaine* 255(3):127-143. <https://doi.org/10.3917/afco.255.0127>.