

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE AMAR TELIDJI LAGHOUAT



Faculté des sciences de la nature et de la vie
Département de biologie
Option : Écologie végétale et environnement



En vue de l'obtention du diplôme Master - LMD – en option
Écologie et environnement

Thème

**Contribution à l'étude de la dynamique du couvert naturel de la région Zehrez
Gharbi (commun de Zaafran – Djelfa)**

Présenté par :
.....

Devant le jury :

Président	Mr.	Université de Laghouat
Promoteur	Mr. Benchettouh. A	MCA	Université de Laghouat
Examineurs	Mr.	Université de Laghouat
	Mr.	Université de Laghouat

Année universitaire : 2021/2022

REMERCIEMENTS

On remercie avant tout ALLAH le Tout-puissant qui nous donné la force et la volonté pour réaliser ce travail.

On tient à remercier le promoteur Mr. Benchettouh A. de l'Université de Laghouat, pour son suivi, ses orientations et ses précieux conseils pour réaliser ce travail.

Nos remerciements partent à le président de jury : Mr. de l'Université de Laghouat.

Et aux membres de jury, Mr. et Mr. de l'Université de Laghouat.

Enfin, on remercie tous les professeurs du département qui ont assuré notre formation.

RESUME

L'objectif principal de travail est de caractériser la variabilité spatio-temporelle de la végétation dans la zone Zehrez gharbi à Djelfa entre 2013-2021, en utilisant une série temporelle et les cartes d'occupation du sol pour le suivi de l'évolution de classes majeures de la zone.

L'indice de végétation (MSAVI₂) et l'indice du sol (NDBSI) ont été calculé pour une image satellitaire de printemps (mois d'avril et mai), puis on a utilisé la plateforme Google Earth engine (les algorithmes k-means et Random forest), afin de réaliser 2 cartes d'occupation de bonne précision ($0.8 < \kappa < 0.9$)

Le travail a permis d'identifier la direction et le taux d'évolutions des catégories d'occupation du sol, montrant la dégradation de la couverture forestière et steppique, ce qui reflète la pression anthropozoïque.

Mots clés : Google earth engine, MSAVI, Serie temporelle, Random forest- k-means, signature spectral , aride ,Semi-aride.

ABSTRACT

The main objective of the work is to characterize the spatio-temporal variability of the vegetation in the Zehrez gharbi area in Djelfa between 2013-2021, using a time serie and land cover maps for monitoring the evolution of major classes in the area.

The vegetation index (MSAVI₂) and bare soil index (NDBSI) was calculated for the spring satellite image (months of April and May), then we used the Google Earth engine platform (the k-means and Random forest algorithms), in order to produce 2 occupancy maps with good precision ($0.8 < \text{kappa} < 0.9$).

The work has identified the direction and rate of change in land cover categories, showing the degradation of forest and steppe cover, which reflects anthropozoic pressure.

Keywords: Google earth engine, MSAVI, Time series, Random forset-k-means, spectral signature, arid, semi-arid.

ملخص

الهدف الرئيسي من العمل هو توصيف التباين المكاني والزمني للغطاء النباتي في منطقة الحوض الهيدرولوجي الغربي بالجلفة بين 2013-2021 ، باستعمال سلسلة زمنية وخرائط استخدام الأراضي لرصد تطور الفئات الرئيسية في المنطقة.

تم حساب مؤشر الغطاء النباتي $MSAVI_2$ و مؤشر التربة $NDBSI$ أولاً من صورة مختارة من فصل الربيع (شهري أبريل وماي) ، ثم تم تجميعها بطريقة المتوسط لتحديد أفضل للغطاء النباتي. ثم استعملنا منصة محرك Google Earth (خوارزميات K-mean و الغابة العشوائية) ، لانجاز خريطين بدقة جيدة ($0.7 < kappa < 0.8$)

أتاح العمل تحديد الاتجاه ووتيرة التغيرات في فئات استخدام الأراضي ، دالاً على تدهور الغطاء الغابي و السهبي وهو ما يعكس تأثير الضغط البشري.

الكلمات المفتاحية: محرك Google Earth ، $MSAVI$ ، سلسلة زمنية ، الغابة العشوائية ، K-mean ، التوقع الطيفي ، مناخ جاف ، شبه قاحل.

SOMMAIRE

Chapitre I : Cadre physique

Introduction	1
1. Localisation de la zone d'étude	3
2. Cadre géologique.....	3
3. Cadre géomorphologique	3
3.1- pentes	4
4. Cadre édaphique	5
a. Sols salés à structure non dégradé	6
b. Sols salés à structure dégradé	6
c Sols hydromorphes	6
5. Cadre hydrologique	6
6. Cadre climatique	8
6.1. Pluviométrie	8
6.2. Températures	9
6.3-Synthèse climatique	11
7. Flore	14

Chapitre II : Matériels et Méthodes

II.1 Matériels

1. Source d'informations	16
1.1. Satellites Landsat.....	16
1.2 Images Earth explorer	16
1.3 données climatiques	16
2. Outils de traitement	16
2.1. Google Earth Engine	16
2.2. Caractéristiques d'ordinateur utilisé	16

II.2 Méthodes

1. Prétraitements des images	17
1.1- Corrections géométriques	17
1.2- Corrections radiométriques	17
2. Indices radiométriques de végétation et de sol.....	18
2.1- Normalized difference vegetation index (NDVI)	18

2.2- Normalized Difference Bare Soil Index (NDBSI)	18
3. Classification.....	19
3.1. Classification non-supervisée.....	19
3.1.1. Méthode K-means	19
3.2. Classification supervisée	20
3.2.1 conditions et étapes de classification supervisée.....	20
3.2.2. Arbres de décision	21
3.2.3. Forêt aléatoire (RF)	22
4. Mesure de performances	22
4.1 Matrice de confusion et précision	23
4.2 Coefficient Kappa de Cohen (K)	24
II.3 Application	
1. Préparation des données	25
1.1. mode d'échantillonnage.....	25
1.2. Aspet qualité.....	25
2. Classification.....	26
2.1 Sélection des données pour l'apprentissage	26
2.1.1 exploitation de visite au terrain	26
2.1.2 obtention des images à partir de plateforme Earth Explorer (EE)	26
2.1.3 Classification non supervisée (clustering)	28
2.2. Classification supervisée	28
2.2.1. Evaluation de performances	29
3. Organigramme.....	30

Chapitre III : Résultats et Discussions

1. Séries temporelles des indices de végétation et du sol.....	32
2. Classification	35
2.1. Classification non supervisée	35
2.2. Classification supervisée	36
2.2.1 Histogrammes superficies des classes par GEE	38
2.2.2. Spectres des classes	38
2.2.3 indices de performances.....	40
3. Détection de changement	41

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I. 01 : Précipitations accumulés mensuelles et moyenne d'accumulations annuelles (mm)	8
Tableau I. 02 : La répartition des précipitations au fil des saisons (mm)	9
Tableau I. 03 : continentalité pluviale d'Angot (mm)	9
Tableau I. 04 : Températures moyennes mensuelles et annuelles « T » en °C.....	9
Tableau I. 05 : continentalité thermique de Gorczinski.....	10
Tableau I. 06 : l'indice de De Martonne (mm/°C)	12
Tableau I. 07 : Graduation climatique selon Quotient pluviométrique d'Emberger (mm/k)	13
Tableau II.01 : Valeurs de kappa et interprétation	24
Tableau II.02 : Echantillons stations temporelles choisis.....	25
Tableau II.03 : Nombre des points références par classes	27
Tableau III.01 comparaison des séries temporelles par échantillons des indices végétation/sol.....	34
Tableau III.02 : indices de performance de classification supervisée	40
Tableau III.03 : Taux de changement des classes obtenues par classification supervisée	41

LISTE DES FIGURES

Figure I. 01 : Localisation de la zone d'étude (GEE : 1/ 500 000).....	3
Figure I. 02 : Carte d'élévation de la zone d'étude (GEE : 1/ 500 000).....	4
Figure I. 03 : Carte de pente de la zone d'étude (GEE : 1/500 000).....	5
Figure I. 04 : Réseau hydrogéologique de la zone d'étude (GEE : 1/500 000).....	7
Figure I. 05 : Dynamique de la pluviosité dans la zone d'étude.	8
Figure I. 06 : Dynamique de la température dans la zone d'étude.	10
Figure I.07 : Situation de la zone d'étude sur le diagramme des continentalités	11
Figure I.08 : Diagramme ombrothermique de Bagnouls Gaussens de la zone d'étude	11
Figure I.09 : Situation de la zone d'étude sur le diagramme de De Martonne	13
Figure I.10 : Situation de la zone d'étude sur le climagramme pluviothermique d'Emberger	14
Figure II.1 : Schéma du principe de la forêt aléatoire.....	22
Figure II.2 : Matrice de confusion	23
Figure II.3 : Répartition des points visualises en Earth explorer sur GEE	27
Figure II.4 : Organigramme d'étude et classification des stations temporelles.....	30
Figure III.1. Cartes MSAVI des années (2013-2015-2017-2019-2021)	32
Figure III.2. Cartes NDBSI des années (2013-2015-2017-2019-2021)	33
Figure III.3 : comparaison des séries temporelles par échantillons des indices végétation/sol...	34
Figure III.4 : Classification non supervisée (2013, 2015, 2017,2019, 2021)	35
Figure III. 5 : Classification supervisée (2013-2021) a 6 classes (à base des images MSAVI) .	37
Figure III.6 : Histogrammes de superficie des classes (2013 et 2021) obtenues par GEE basés sur les images MSAVI	38
Figure III.7 : Signatures spectrales moyennes des classes basées sur les images MSAVI	39
Figure III.8 : évolution de superficie des classes	41

Introduction

Introduction

Au cours de ces dernières décennies on constate une forte dégradation du couvert végétal. Pour cela la surveillance de l'évolution des écosystèmes est une des préoccupations majeures des chercheurs écologues, nous citons à titre d'exemple les travaux de (Aidoud 1989) (Guit 2015) et (Mezrag 2018).

La Télédétection est un outil très important qui permet de suivre efficacement l'évolution de la végétation ainsi que l'ensablement des terrains, en mesurant la surface à partir de divers supports tel que les images aériennes et satellites afin d'analyser le rythme des fluctuations à différentes échelles spatio-temporelles. (Mezrag 2018).

Cependant peu d'études ont utilisé les séries temporelles, pour l'étude de la dynamique du phénomène de la désertification dans notre zone d'étude ; D'où l'importance de notre travail, qui vise à décrire via les séries temporelles la dynamique spatio-temporelle du couvert végétal.

Pour cela nous avons structuré notre travail en trois chapitres complémentaires :

- Dans la première partie, nous aborderons le cadre d'étude en présentant ses différents aspects : environnemental, et climatique qui permettraient de discerner tout lien entre la réalité de la région et les fluctuations observées le long de la série temporelle.
- La deuxième partie a été consacrée au chapitre matériel et méthodes, à travers lequel on va expliquer les techniques utilisées et les étapes qu'on a adoptées en vue de répondre à notre problématique lancée.
- Tandis que dans la troisième partie on va discuter les résultats.

Et en fin, notre travail se termine par une conclusion générale et perceptive.

CHAPITRE I

Cadre Physique

1. Localisation de la zone d'étude

Le sous bassin versant de Zehrez Gherbi qui inclut le Chott et la Sebkha est une vaste dépression endoreïque faisant partie d'un système plus étendu composé des grands chotts des hautes plaines steppiques algériennes, il est comprise entre 34°76' et 35°19' Nord et 2°25' et 3°3' Est. Là où convergent les eaux provenant de l'Atlas Saharien au Sud et l'Atlas Tellien au Nord. Paysage végétal des Hautes Plaines Steppiques, il appartient phyto-géographiquement au domaine maghrébin steppique (RAMSAR 2003).

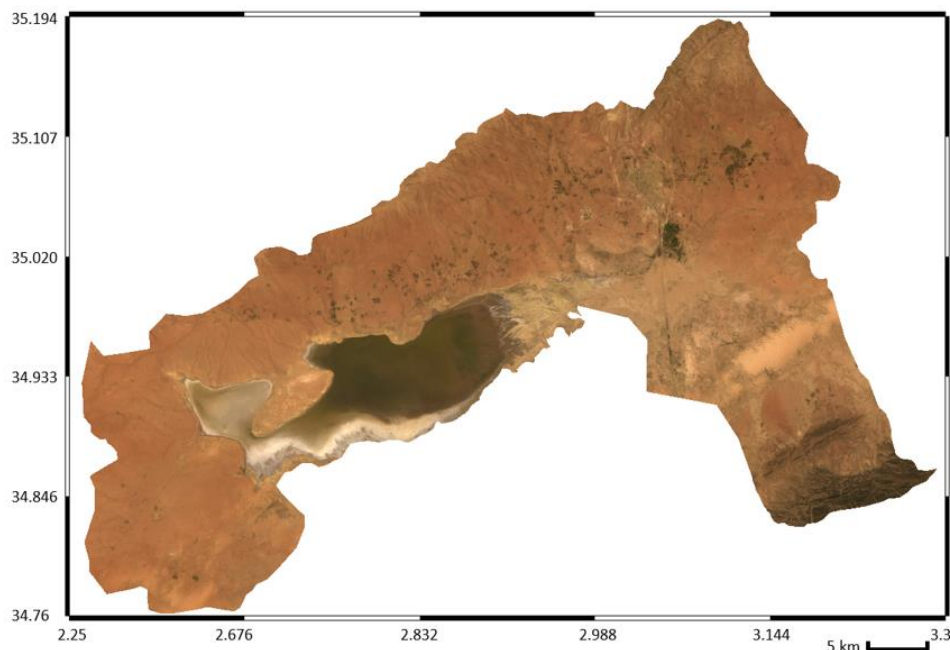


Figure I. 01 : Localisation de la zone d'étude (GEE : 1/ 500 000)

2. Cadre géologique

Notre zone d'étude se caractérise par un grand synclorium dissymétrique, avec une orientation NE-SO. Les couches géologiques de ce bassin versant, appartenant essentiellement au Crétacé, sont recouvertes par un Tertiaire continental surmonté par des dépôts du Quaternaire.

3. Cadre géomorphologique

Dépression salée des zones arides et semi-arides de grande dimension dont les termes vernaculaires sont représentés par Chotts et Sebkhas; la différence entre ces deux noms réside dans le mode d'alimentation.

Les sebkhas sont sous la dépendance d'apport des eaux de crue et les Chotts sont alimentés respectivement par les apports de ruissellement et aussi par les nappes artésiennes profondes arrivant jusqu'en surface par des sources et/ou des suintements (Pouget, 1980).

Les Chotts seraient d'après Coque (1962) de véritables «machines évaporatoires». En période pluvieuse normale, hiver, printemps, une couche d'eau de quelques centimètres, saturée en sel (300-400g/l) recouvre la surface, laissant après évaporation des dépôts de chlorure de sodium, parfois exploitables. Après de fortes pluies, les Chotts peuvent constituer de véritables lacs de plusieurs mètres de profondeurs. Quelques mois après, l'évaporation très forte assèche complètement la surface.

La carte suivante montre que l'élévation maximale de la zone d'étude ne dépasse pas 1400 m, alors que la plupart de paysage ne dépasse pas 900 m.

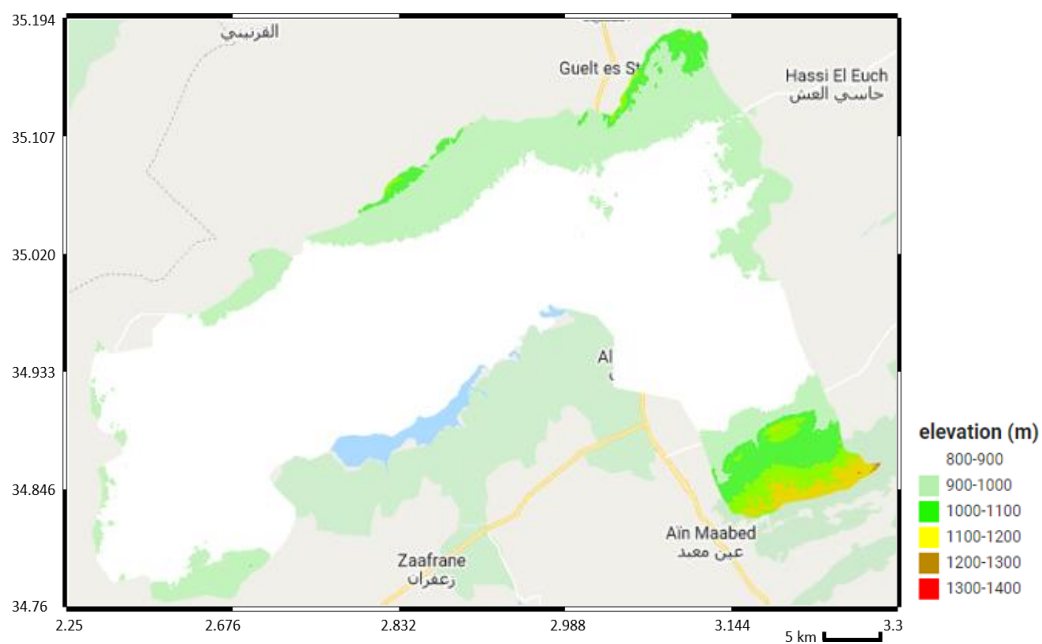


Figure I. 02 : Carte d'élévation de la zone d'étude (GEE : 1/ 500 000)

2.1. Pentés

La pente joue un rôle important dans la vitesse et le mode d'écoulement et donc dans l'humidité du sol, les pentes dans de nos limites vont de 0° à 65.05° au maximum, formant quatre classes qui correspondent généralement à des unités morphologiques, selon la classification de la D.P.A.T (2014):

- De 0 à 3 % : plaine
- De 3 à 7 % : hauts et bas glacis
- De 7 à 12.5 % : collines
- Plus de 12.5 : versants de piémonts et montagne

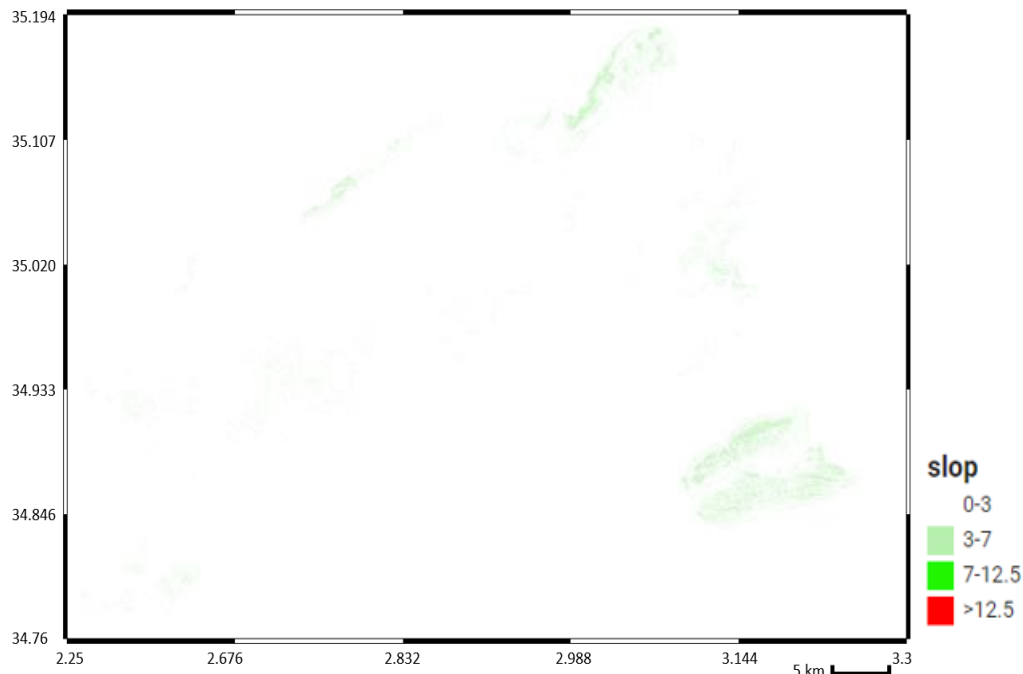


Figure I. 03 : Carte de pente de la zone d'étude (GEE : 1/500 000)

4. Cadre édaphique

Dans l'Atlas Saharien, les sols, en relation avec les affleurements géologiques, sont peu profonds et très érodés. Sous la végétation forestière, la teneur en matière organique est élevée pour des sols évolués (rendzines et sols bruns calcaires).

Au niveau des plateaux, les sols sont plus différenciés, on distingue :

- a) Les sols très peu profonds à profonds avec croûte ou encroûtement calcaire, situés sur les glacis encroûtés du quaternaire ancien et moyen;
- b) Les sols des zones d'épandage;
- c) Les sols salés issus d'alluvions ou de nappe proche de la surface;
- d) Les sols sableux du cordon dunaire.

Selon Pouget (1971), les principaux types de sol rencontrés au niveau des deux Zehrez sont :

4.1. Sols salés à structures non dégradées :

Selon (Pouget, 1971) il y a deux grandes catégories de sols sont présentes dans la zone : les sols à caractère salé uniquement (Solontchak calci-magnésiques, Ca, Mg) et les sols salés et sodiques (Solontchak à complexe sodique, Na, Mg).

- Hypersonlontchak (Solontchak calci-magnésique) à profil salin ascendant de type A, nappe phréatique à environ 1.5-2m, présence d'encroûtement gypseux.
- Cryptosolontchak (Solontchak calci-magnésique) à profil salin descendant de type D, nappe phréatique supérieure à 2m, absence d'encroûtement.
- Hypersolontchak à profil de type A (Solontchak à complexe sodique), nappe phréatique à 2m de profondeur.
- Solontchak modaux avec un profil salin de type C, un premier maximum de salinité en surface et un second en profondeur, nappe phréatique à plus de 2m, présence d'encroûtement

4.2. Les sols salés à structure dégradée :

- Ces des sols à alcali sont de type salé et alcali. On distingue deux types de sols en fonction de la salinité :
- Les sols peu à moyennement salés, avec une conductivité inférieure à 10-15 émh/cm qui augmente en surface.
- Les sols très salés, qui assurent la transition avec les sols à complexe sodique.

4.3. Sols hydromorphes ou sols à gley

Se trouvent dans les dépressions interdunaires avec une nappe peu salée, superficies restreintes dans les fonds des dépressions lorsque la nappe phréatique est proche.

5. Cadre hydrologique

La cuvette de Zehrez Gharbi, plus importante que celle Zehrez Chergui situé à proximité, est mieux fermée, sauf peut-être à l'Est. L'altitude des affleurements assure, tant au Sud qu'au Nord la recharge de la nappe phréatique qui s'écoule vers l'Est en franchissant un seuil dont la côte se situerait vers l'altitude 700 mètres. Le bassin versant du Zehrez est endoréique, décomposé en six sous-bassins drainés par les oueds les plus importants qui se jettent tous dans les chotts Zehrez Gharbi et Chergui.

Le réseau hydrographique, organisé en système endoreïque, alimente de nombreuses nappes phréatiques de 1 à 6 mètres de profondeur, et participe à la pédogenèse des sols halomorphes.

Dans le bassin du Zehrez Gharbi, on note la présence de plusieurs nappes, toutes plus ou moins salées, 0.2 à 164 grammes par litre, (Pouget, 1971).

La salure de ces nappes est en relation directe avec différentes sources d'alimentation et la nature des terrains. d'après RAMSAR 2003 Les principales nappes sont représentées par :

- La nappe du cordon dunaire avec une profondeur de 50 à 100 centimètres et une salure faible de 0.2 à 3 g/l. La nappe de Zâafrane, dont la profondeur varie entre 1 et 3 mètres et une salure faible de 2 à 5g/l.
- La nappe, en relation avec l'Oued Melah, a une profondeur de 3 à 5 mètres et une salure forte de 3 à 20g/l.
- La nappe des sols gypseux de la zone Sud-ouest des Zehrez, 2 à 4 mètres de profondeur a une faible salure de 3 à 4g/l. - La nappe des terres blanches, 1 à 2 mètres de profondeur, est en relation éventuelle avec les ressources d'eau souterraine.
- Les nappes hypersalées en bordure Sud-Ouest du Zehrez Gharbi dans la dépression en aval des terres blanches et dans la zone très salée à l'Ouest de Grizine El Hatob.

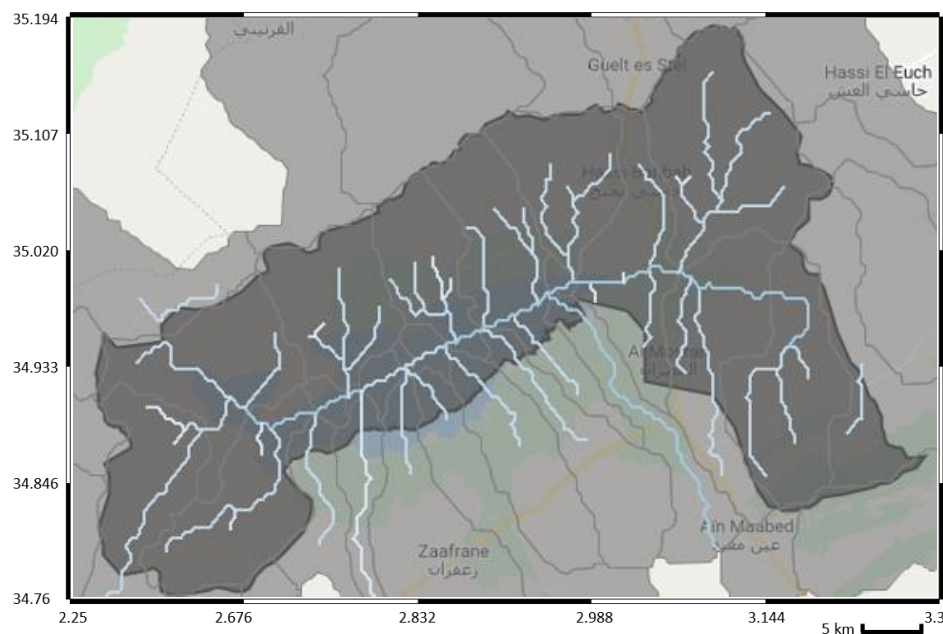


Figure I. 04 : Réseau hydrogéologique de la zone d'étude (GEE : 1/500 000)

6 Cadre climatique

Pour réaliser une synthèse climatique, nous nous sommes basés sur les données fournis par NASA sur son site Power Data Access Viewer (NASA, 2022), et l'application de quelques indices climatiques (le quotient pluviométrique d'Emberger, l'indice de De Martonne, la continentalité thermique et pluviale, ainsi que la projection sur les diagrammes spécifiques).

6.1. Pluviométrie

La pluviométrie est parmi les principales composantes du climat qui contribue à la désertification des zones arides. En fait, l'aridité est une conséquence d'un déficit de précipitation par rapport à l'évaporation durant une période plus au moins longue de l'année (Arrignon, 1987).

Tableau I. 01 : Précipitations accumulés mensuelles et moyenne d'accumulations annuelles (mm)

Période	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	Ann.
1992-2021	38.37	28.42	31.99	37.5	36.89	16.78	7.68	19.74	34.94	33.85	32.85	33.05	352.06

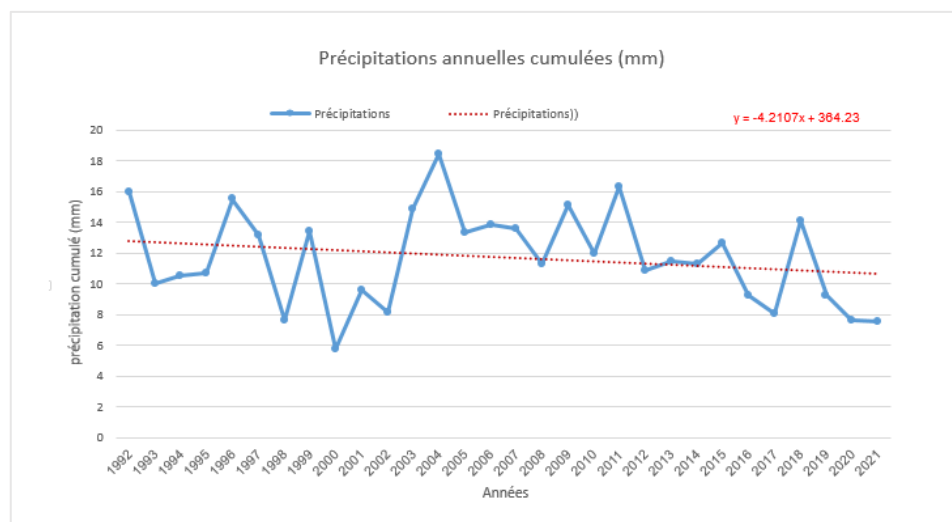


Figure I. 05 : Dynamique de la pluviosité dans la zone d'étude.

La moyenne d'accumulations annuelles est de 352.06 mm ; on enregistre un déclin de 4.2107 dans l'intervalle étudiée (22 ans) ;

Au fil de cette série temporelle les années deviennent de plus en plus sèches, et leur fluctuation interannuelle devient moins importante.

Régime saisonnier

La répartition des précipitations au fil des saisons régule les phases du cycle de vie des espèces végétales (Halimi, 1980).

Tableau I. 02 : La répartition des précipitations au fil des saisons (mm)

Période	Automne	Hiver	Printemps	Été	Régime
1992-2021	0.84	0.92	1.025	0.37	PHAE

Continentalité pluviale d'Angot

Cet indice donné par (Angot, 1906) caractérise le degré de continentalité pluviale des sites, il définit par la formule :

$$C = \frac{\sum P(mm) \text{ mois chauds}}{\sum P(mm) \text{ mois froids}}$$

Tableau I. 03 : continentalité pluviale d'Angot (mm)

Période	Semestre froid	Semestre chaud	C
1992-2021	201.48	150.58	0.626

Ces valeurs précisent qu'il y a une concentration saisonnière des précipitations dans la zone d'étude, qu'une des caractéristiques du climat méditerranéen ($C < 1$).

6.2. Températures

La température est le deuxième facteur agissant sur la détermination du type de climat d'une région donnée, elle dépende de la latitude, de l'altitude (0,5 °c pour 100 m), et de la continentalité.

Tableau I. 04 : Températures moyennes mensuelles et annuelles « T » en °C

Période	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D	Ann.
1992-2021	<u>7.69</u>	8.89	11.79	15.43	19.48	25.51	<u>28.11</u>	27.835	23.24	18.65	12.55	8.47	17.22

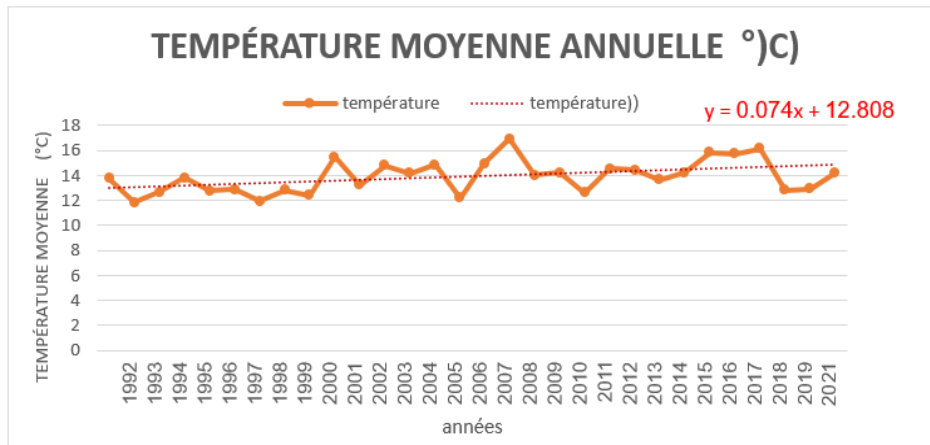


Figure I. 06 : Dynamique de la température dans la zone d'étude.

La moyenne des températures moyennes annuelles est de 17.22 °C ; les températures moyennes mensuelles pour ces 22 ans varient de 7.69 °C en janvier tant que le mois le plus froid à 28.11 °C en juillet, et les températures moyennes annuelles allant de 14.73 °C en 1993 à 18.345°C pour 2021, l'année la plus chaude.

Continentalité Thermique de Gorczinski

Gorczinski en 1920 a établi un indice (k) qui calcule le degré de continentalité thermique basé que sur la relation : amplitude thermique -latitude ; Plus tard, (Daget, 1977) a proposé une formule modifiée (k') intégrant l'effet de l'altitude :

$$k' = \frac{1.7 A}{\text{Sin} (\alpha + 10 + 9h)} - 14$$

Où :

A : Amplitude thermique moyenne annuelle en °C ;

α : Latitude en degré d'arc ;

h : Altitude en Kilomètre.

Tableau I. 05 : continentalité thermique de Gorczinski

Période	k'
1992-2021	33.76

L'indice continentalité thermique de Gorczinski (k') montre un climat faiblement contrasté.

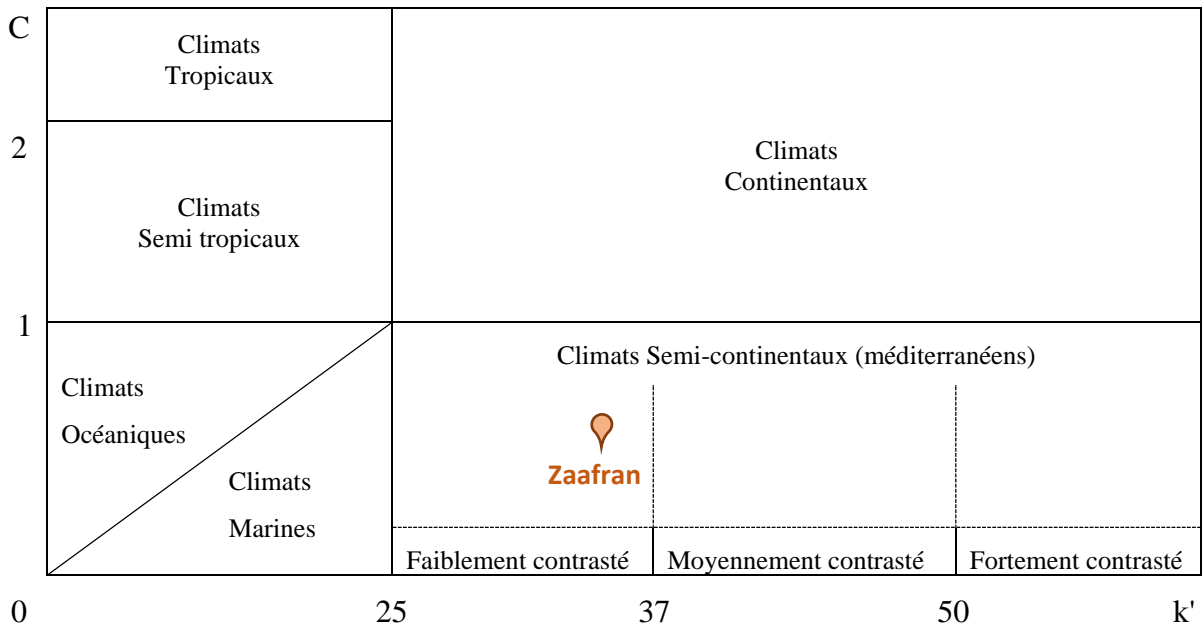


Figure I.07 : Situation de la zone d'étude sur le diagramme des continentalités

Diagramme ombrothermique de Bagnouls-Gaussen

Il sert particulièrement à délimiter la période sèche ainsi que la période humide d'un site donné.

Bagnouls et Gaussen (1953) ont considéré un mois sec si son accumulation des précipitations (mm) est inférieure ou égale au double de sa température moyenne ($P \leq 2T$). Ce qui produit en notre cas une période sèche de 08 mois allant de Mai au moi de novembre.

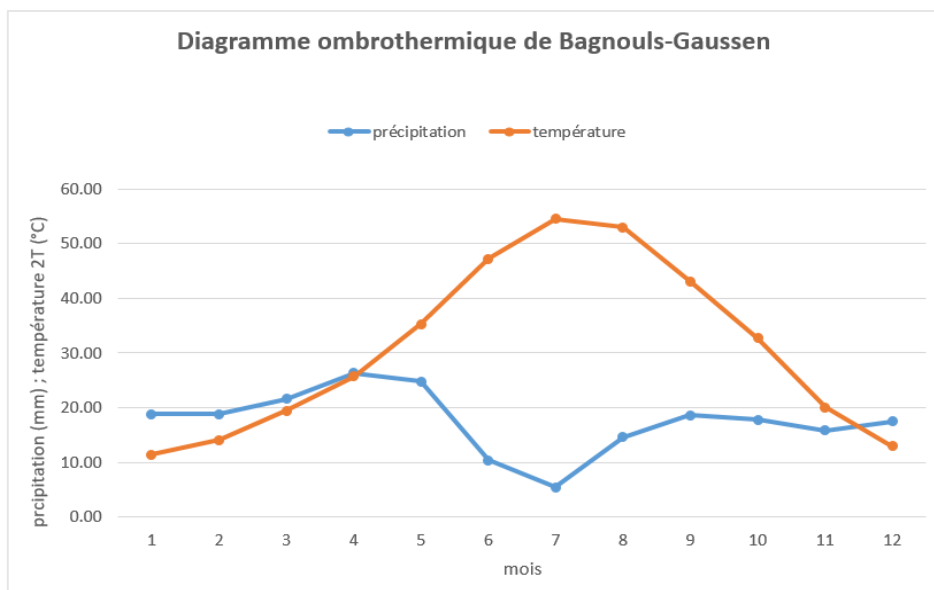


Figure I.08 : Diagramme ombrothermique de Bagnouls Gaussen de la zone d'étude

Indice de De Martonne

Cet indice établi par Emmanuel de Martonne (1926) est utilisé pour juger de la qualité du climat en évaluant la sécheresse due au déficit de précipitations reçues (mm) par rapport à la demande évaporative moyenne de l'atmosphère approché par la température, ce qui implique que plus l'indice est faible, plus l'aridité est élevée.

Sa formule est :

$$I = \frac{P}{T + 10}$$

Tel que :

P : l'accumulation annuelle des précipitations (mm) ;

T : la température moyenne annuelle (°C).

De Martonne a proposé six grands types de macroclimats allant des zones désertiques ou hyperarides ($I < 7.5$) aux zones humides à forêt prépondérante ($I > 30$) :

- Climat hyperaride $I < 5$
- Climat désertique $5 < I < 7,5$
- Climat steppique $7,5 < I < 10$
- Climat semi-aride $10 < I < 20$
- Climat tempéré $20 < I < 30$
- Climat Humide $30 < I < 55$

La zone d'étude est classée - pour ces 22 ans- dans le climat semi-aride ($I=12.93 \text{ mm}/^{\circ}\text{C}$)

Tableau I. 06 : l'indice de De Martonne (mm/°C)

Période	T (moy.)	I
1992-2021	17.22	12.93

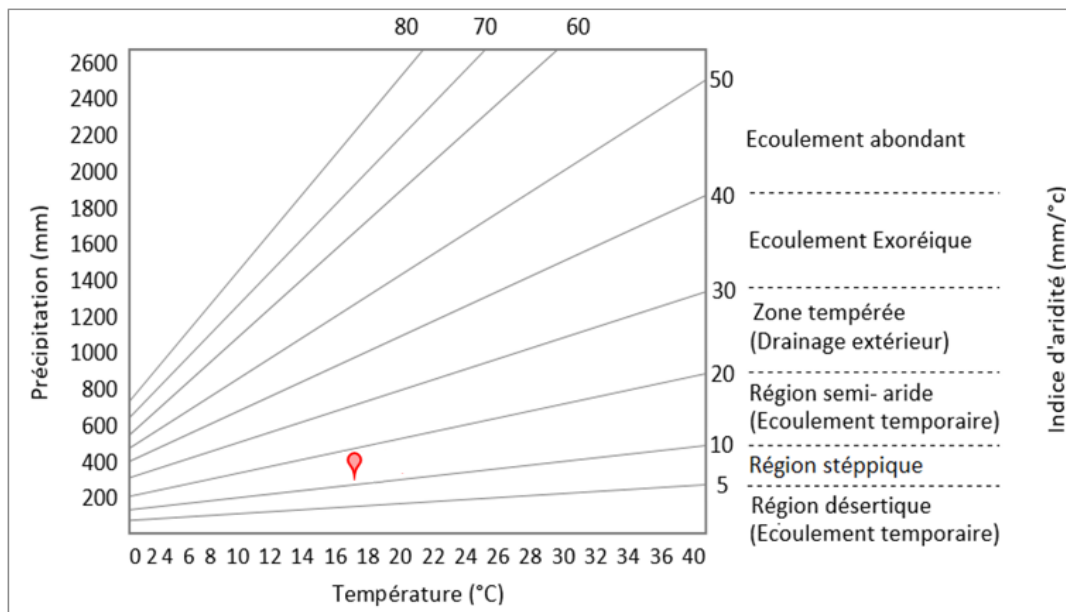


Figure I.09: Situation de la zone d'étude sur le diagramme de De Martonne

Quotient pluviométrique d'Emberger

Emberger en (1936) a donné la formule d'un indice bioclimatique reconnu comme une tradition dans ce type d'études en Afrique du Nord et ailleurs en Méditerranée ; il prend en compte la moyenne des accumulations annuelles de précipitations (mm), la moyenne des maximums de température du mois le plus chaud (M en Kelvin) et la moyenne des minimums de température du mois le plus froid (m en K).

$$Q_2 = \frac{2000 P}{(M^2 - m^2)}$$

Avec :

P : moyenne des accumulations annuelles de précipitations (mm) ;

M : moyenne des maximums thermiques du mois le plus chaud (K) ;

m : moyenne des minimums thermiques du mois le plus froid (K) ;

Tableau I. 07 : Graduation climatique selon Quotient pluviométrique d'Emberger (mm/k)

Période	m	Q ₂
1992-2021	-3.175	27.42

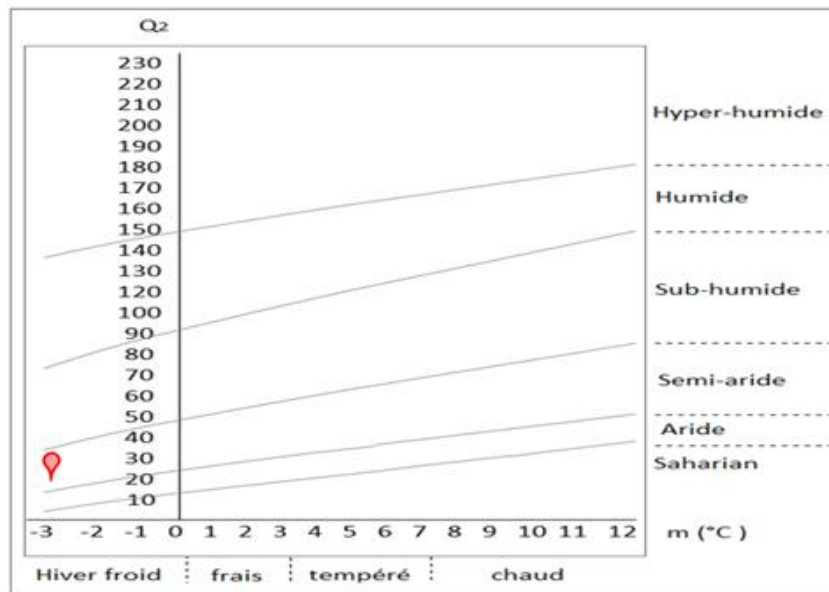


Figure I.10: Situation de la zone d'étude sur le climagramme pluviothermique d'Emberger

Les résultats de l'indice Q_2 corroborent ceux obtenus à partir de l'indice de De Martonne : La zone caractérisée par un climat semi-aride à hiver froid.

7. Flore

Nous pouvons distinguer deux types de végétation : une végétation steppique sur glacis au voisinage des chotts et une végétation halophyte propre aux chotts. La végétation steppique est souvent sur sols calcimagnésiques à accumulations gypseuses, sur sols peu évolués des oueds afférents ou sur substratum marneux plus ou moins salifères. Les formations rencontrées sont:

- Les steppes à *Salsola tetrandra* var *villosa* et *Salsola vermiculata* sur alluvions à texture moyenne à fine.
- Les steppes à *Traganum nudatum* et *Thymelea microphylla* sur glacis croûtes calcaires ensablées
- Les steppes à *Erodium glaucophyllum* sur sur glacis à encroûtements gypseux

La présence d'espèces gypseuses ou halophiles, sensus lato, s'explique par la présence d'une nappe plus ou moins proche et/ou l'existence d'une couche géologique marneuse plus ou moins salifère. (RAMSAR 2003).

CHAPITRE II

Matériels et Méthodes

Partie I : Matériels

1. Source d'informations

1.1. Satellites Landsat

Le programme Landsat est le premier programme spatial d'observation de la Terre à usage civil. Il fournit des images satellitaires depuis 1972 jusqu'à ce jour, il a été développé par l'agence spatiale américaine NASA à l'instigation de l'USGS et du Département of Agriculture au milieu des années 60 (Mac, 1998).

1.2. Images Earth explorer

Les images aériennes sont utilisées pour l'étude de couverture et l'aide à la classification supervisée, ils sont utiles si la superficie de la zone est vaste, ou, s'il y a endroits inaccessibles ; dans notre cas, nous avons utilisé le site de "USGS earth explorer" (Earth. 2021).

1.3. Données climatiques

Les données climatiques utilisées sont obtenues à partir de : the power program of the NASA Prediction Of Worldwide Energy Resources et sa plateforme POWER Data Access Viewer.

2. Outils de traitement

2.1. Google Earth Engine

Google Earth Engine est une plate-forme d'analyse géospatiale basée sur le cloud, qui permet aux utilisateurs de visualiser et d'analyser les images satellite de notre planète ; Les scientifiques et les organismes non lucratif utilisent GEE pour la recherche en télédétection, la prédiction des phénomènes, la gestion des ressources naturelles et d'autres activités. (dev.google.2021). Cette plateforme adopte deux langages de programmation de haut niveau (JavaScript utilisée dans ce travail, Python), pour le but de :

- Développer d'algorithmes géospatiaux à grande échelle ;
- Développer les sciences à fort impact axées sur les données ;
- Faire des progrès substantiels pour relever les défis mondiaux impliquant de grands ensembles de données géospatiales.

2.2. Caractéristiques d'ordinateur utilisé

CPU: Intel(R) Core(TM) i7-8700 CPU , 3.20GHz

GPU : NVIDIA GTX 1060 6Gb (DDR5 ,1506 MHz)

RAM : 16.0 Gb (DDR4 , 2666 MHz)

Disque dur : SSD 1Tb

Partie II : Méthodes

1. Prétraitements des images

1.1. Corrections géométriques

Earth Engine utilise EPSG : 3857 (projections Mercator base sur système géodésique mondial WGS 1984) dont l'Algérie est située à la zone 31.

Le paramètre `maxError` sur Earth Engine prend par défaut une précision de 01 mètre pour les opérations de géométrie comme erreur maximale admissible pendant les transformations (projection ou re-projection) qui peuvent modifier la géométrie. C.à.d. Si nous délimitons un polygone sur Earth Engine, il effectuera le calcul dans un système de coordonnées sphériques, avec une précision de projection donnée par `maxError`, nous pouvons également jouer sur le type de projection pour effectuer le calcul, si nécessaire.

1.2. Corrections radiométriques

Le phénomène de diffusion atmosphérique résulte de l'action des molécules et particules (gouttelettes d'eau, poussières, fumées...) sur les longueurs d'onde (λ) dont diamètre des particules joue un rôle déterminant dans la production des diffusions connus de Rayleigh et de Mie ; Le rayonnement réémis par l'atmosphère gonfle la valeur de flux mesurée par le capteur par rapport à celle observée au sol (Girard et al. 1999). La correction atmosphérique est donc un prétraitement indispensable à accomplir, où l'analyse des données nécessite une grande précision (Sola et al. 2018 ; Bouroubi et al., 2018).

USGS (U. S. Geological Survey) fournit des collections de divers degrés de correction radiométrique à Earth Engine :

- Les scènes « RAW » dans Earth Engine contiennent des images avec des comptes numériques (CN) qui représentent l'éclat mis à l'échelle, la conversion des CN en radiance au capteur est une transformation linéaire utilisant des coefficients stockés dans les métadonnées de la scène (Chander et al. 2009) ;
- Top of atmosphere reflectance « TOA » : est une calibration qui prend en compte l'altitude solaire et la distance saisonnière entre la Terre et le soleil, cette méthode convertit les plages thermiques en luminosité, pour une ortho-rectifie qui traite la réflexion atmosphérique du soleil (Chander et al. 2009);
- La collection Surface Reflectance «SR» que on l'utilise dans cette étude: elle ortho-rectifie l'effet de gaz et aérosols atmosphériques qui sont variables dans l'espace et dans le temps

et peuvent avoir des impacts significatifs sur les données Landsat (Masek et al., 2006 ; Roy, Qin, et al., 2014).

Pour les trois collections, USGS produit des données en 3 catégories pour chaque satellite (Tier 1, Tier 2 et Real Time).

- Niveau 1 (T₁) : Données qui répondent aux exigences de qualité géométrique et radiométrique ;
- Niveau 2 (T₂) : Données qui ne répondent pas aux exigences du niveau 1 ;
- Temps réel (RT) : Données qui n'ont pas encore été évaluées (cela prend jusqu'à un mois).

2. Indices radiométriques de végétation et du sol

2.1. Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI)

L'indice de végétation ajusté au sol et modifié (SAVI) est un indice qui tente de minimiser les influences de la luminosité du sol à l'aide d'un facteur de correction de luminosité du sol. L'indice est souvent utilisé dans les régions arides où le couvert végétal est faible et les valeurs en sortie sont comprises entre -1 et 1.

$$SAVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R + L)} * (1 + L)$$

MSAVI (MSAVI₂) minimise l'effet du sol nu sur l'indice de végétation ajusté au sol (SAVI) ; Il est calculé comme un rapport entre les valeurs R et NIR avec une fonction L inductive appliquée pour maximiser la réduction des effets du sol sur le signal de la végétation.

$$MSAVI = \frac{1}{2} * \left[2 * (NIR + 1) - \sqrt{(2 * NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)} \right]$$

2.2. Normalized Difference Bare Soil Index (NDBSI)

L'indice de sol nu (BSI) combine les bandes bleue, rouge, proche infrarouge (NIR) et infrarouge à ondes courtes (SWIR) pour capturer les variations du sol. Ces bandes sont utilisées de manière normalisée, les bandes SWIR et rouge étant utilisées pour quantifier la composition minérale du sol, tandis que les bandes bleues et NIR sont utilisées pour améliorer la présence de végétation. Cet indicateur numérique peut être utilisé pour la cartographie des sols et l'identification des cultures.

$$NDBSI = \frac{((R + SWIR) - (NIR + B))}{((R + SWIR) + (NIR + B))}$$

3. Classification

3.1 Classification non-supervisée

La méthode de classification non supervisée a pour but de trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles visent à regrouper automatiquement les pixels en classes sans aucune base préalable d'apprentissage et aucune tâche d'étiquetage.

L'expert intervient seulement à la fin du processus pour comparer les classes obtenues avec les classes réelles. A titre d'exemple on peut citer les algorithmes suivants (Tufféry.2017):

- K-means
- Floue c-means (FCM)
- Probabilistic c-means (PCM)

3.1.1. Méthode K-means

L'algorithme k-means est un algorithme itératif de classification mis au point par McQueen en 1967(Landis.1977), elle consiste à classer les données en k classes (clusters), ces classes sont présentées par les moyennes pondérées des objets inclus dans les classes, ces moyennes sont appelées "centroïdes".

Après une définition a priori de nombre des clusters k. On définit les centroïdes arbitraires c_1, c_2, \dots, c_k , Ces centroïdes doivent avoir des propriétés les plus différents possibles.

Algorithme

Entrée : Initialiser k aléatoire des nombres de cluster (regroupement).

Sortie : atteindre la convergence quand il n'y a plus de changement. (les centroïde ne change pas de position.

Les étapes :

1-Choisir les centroïdes initiales c_1, c_2, \dots, c_k initiales,

2. Répéter :

-Affectation de chaque point à son cluster le plus proche :

-mettre à jour la moyenne de chaque cluster,

Jusqu'à : atteindre la convergence quand il n'y a plus de changement.

3-Fin.

3.2. Classification supervisée

Dans ce cas, les classes sont connues et l'on dispose d'exemples (ou individus) de chaque classe. La classification s'opère à partir de la connaissance de propriétés discriminantes de chacune des classes définies par une approche probabiliste.

Les techniques de Classification peuvent être subdivisées en deux catégories :

- Les techniques statistiques : Les techniques statistiques regroupent une collection de méthodes qui sont les techniques basées sur l'apprentissage Bayésien., l'analyse discriminante et la méthode des k plus proches voisins (KNN).
- Les techniques d'apprentissage automatique : on peut citer les arbres de décision, et les Séparateurs à Vaste Marge SVM et les réseaux de neurones (Philip.2006).

3.2.1. Conditions et étapes de classification supervisée

En classification supervisée, les observations se nomment les items (spécimens de plantes, insectes, ...) et les variables se nomment les attributs (les variables quantitatives ou qualitatives mesurées sur chaque spécimen).

Par exemple en taxonomie assistée par ordinateur, nous cherchons à accélérer le dépouillement de gros échantillons en identifiant de manière automatique (ou semi-automatique) la faune et/ou la flore qui le compose. L'approche la plus souvent employée est l'analyse d'image pour mesurer des caractères visuels sur ces photographies. Il s'agit donc d'une reconnaissance sur base de critères morphologiques. Les organismes qui composent la faune et/ou la flore est les items et les critères morphologiques sont les attributs.

Parmi tous les items, on va choisir un sous-ensemble représentatif que l'on classe manuellement sans erreur. On obtient donc un ensemble de groupes connus et distincts. On va diviser ce sous-ensemble en un set d'apprentissage pour entraîner l'algorithme de classification, et un set de test pour en vérifier les performances.

Cependant, il faut respecter les conditions suivantes (Tufféry.2017;Philip.2006):

- Tous les groupes sont connus et disjoints.
- La classification manuelle est réalisée sans erreur
- Toute la variabilité est représentée dans le set d'apprentissage.
- Le système est statique : pas de changement des attributs des items à classer par rapport à ceux des sets d'apprentissage et de test.
- Toutes les classes ont des représentants dans les sets.

La classification supervisée va se décomposer en réalité en trois phases.

a-**Apprentissage** : un algorithme est entraîné (paramétré) pour classer les items sur base du set d'apprentissage.

b-**Test** : les performances de l'outil de classification (on dit aussi, le classifieur) sont évaluées à l'aide du set de test.

c-**Déploiement** : si le classifieur obtient des performances satisfaisantes, il est utilisé pour classer automatiquement tous les autres items du jeu de données.

3.2.2. Arbres de décision

Les arbres de décision ont pour objectif la classification et la prédiction. Leur fonctionnement est basé sur un enchaînement hiérarchique de règles exprimées en langage courant. Un arbre de décision est composé :

- D'un nœud racine par lequel entrent les données,
- De nœuds feuilles qui correspondent à un classement de questions et de réponses qui conditionnent la question suivante.

La mise en place d'un arbre de décision consiste à préparer les données par la suite à créer et valider l'arborescence. Il s'agit d'abord de définir la nature, le format des variables et leur méthode de traitement. Il existe différents algorithmes développés pour appliquer cette technique (Boudia.2016)

En général, un arbre de décision est caractérisé par sa taille qui varie selon le problème à résoudre. S'il est trop développé, il faut un sur apprentissage.

- La validation est évaluée avec des données non utilisées et ces données forment ce qu'on appelle ensemble de validation.

- L'ensemble de validation nous aide à découvrir les effets de certaines parties de l'arbre afin d'éviter des éventuelles erreurs.

Avantages

- La clarté des règles de décision qui facilite le dialogue homme -machine.
- rapidité et surtout leur facilité quant à l'interprétation des règles de décision.
- méthode non paramétriques Pas d'hypothèses particulières sur les données.
- Ils peuvent traiter des ensembles d'apprentissage avec des données manquantes.

Inconvénients

- Mauvaise performance s'il y a beaucoup de classes
- Difficulté de séparations de classes dans certain cas (classes non rectangulaires)

3.2.3. Forêt aléatoire (RF)

La forêt aléatoire (Random Forest en anglais) est un algorithme introduit par Breiman (2001) qui crée un ensemble d'arbres décisionnels individuels, dont la variable discriminante à chaque nœud est choisie parmi un sous-ensemble aléatoire de toutes les p variables utilisées (afin d'introduire une variation aléatoire dans chaque arbre de partitionnement qui sont donc tous différents).

Lorsque l'ensemble des arbres est créé, et après l'évaluation de donne (pixel en cas d'image, échantillon...etc.) a classé par les arbres de décisions individuelles. Un *vote à la majorité* est appliqué en utilisant la réponse donnée par chaque arbre pour déterminer à quelle classe appartient l'individu étudié.

Les paramètres à définir sont le nombre d'arbres et le nombre de p attributs à choisir aléatoirement parmi tous les attributs à chaque nœud pour établir la règle de décision. C'est par cette présélection aléatoire de candidats de départ pour les règles que la variation est créée d'un arbre à l'autre. C'est actuellement un des algorithmes les plus performants de classification supervisée. Par contre, étant donné qu'il faut créer plusieurs centaines d'arbres, le temps de calcul est généralement élevé (Tufféry.2017)

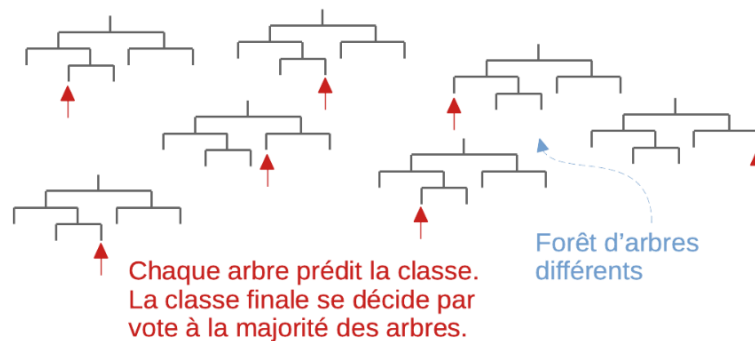


Figure II.1 : Schéma du principe de la forêt aléatoire

4. Mesure de performances

Après avoir déroulé l'algorithme sur ses données d'entraînement (*Training set*) et faire des prédictions avec le jeu de test (*Test Set*), il est temps d'évaluer la performance, les outils de d'évaluations standard sont (Philip.2006) :

- La matrice de confusion
- La précision
- La matrice d'erreur
- Indice de Kappa

Les outils avancés pour l'évaluation inclus, entre autre :

- Les signatures spectrales
- Les indices de séparabilités

4.1. Matrice de confusion et précision

La matrice de confusion est représentée sous la forme d'un tableau qui croise les groupes prédits par l'algorithme avec les groupes prédits manuellement. Elle indique le nombre de prédictions correctes pour chaque classe et le nombre de prédictions incorrectes.

Chaque ligne du tableau correspond à une classe prédite, et chaque colonne correspond à une classe réelle.

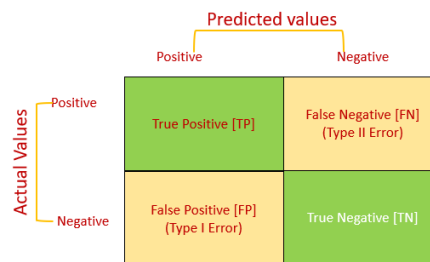


Figure II.2 : Matrice de confusion

Dans les lignes sous les classes réelles, les prédictions ou les résultats sont inscrits.

- TP (True Positives) : les cas où la prédiction est positive, et où la valeur réelle est effectivement positive.
- TN (True Negatives) : les cas où la prédiction est négative, et où la valeur réelle est effectivement.
- FP (False Positive) : les cas où la prédiction est positive, mais où la valeur réelle est négative.
- FN (False Negative) : les cas où la prédiction est négative, mais où la valeur réelle est positive.

La précision est le rapport entre les prévisions positives correctes et les prévisions positives totales.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

4.2. Coefficient Kappa de Cohen (K)

Indice statistique varie entre 0 et 1, utilisé notamment pour évaluer le degré d'accord (de concordance) entre deux observateurs quant à la manière de classer un ensemble d'individus ou d'objets ; il exprime la réduction proportionnelle de l'erreur obtenue par une classification, comparée à l'erreur obtenue par une autre classification complètement au hasard.

Le calcul du κ se fait de la manière suivante :

$$k = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} = 1 - \frac{1 - p_o}{1 - p_e}$$

Où : P_o est l'accord observé, et P_e est l'accord attendu

Il n'existe pas de méthode normalisée pour interpréter ses valeurs. (Landis.1977) proposent un moyen de caractériser les valeurs. Selon leur schéma :

Tableau II.01 : Valeurs de kappa et interprétation

kappa	< 0	0 à 0.20	0.21 à 0.4	0.41 à 0.6	0,61 à 0,80	0.81 à 1.0
Jugement	Pas d'accord	Légère	Correct	Modéré	Substantiel	Parfait

Cependant, des recherches antérieures ont indiqué que plusieurs facteurs ont une influence sur la valeur Kappa, en général une valeur supérieure à 0.61 est acceptable (McHugh.2012)

4.3. Séparabilités des classes (indices de séparabilités)

De point vue qualitative, pour vérifier la séparabilité des classes il est utile de visualiser les réponses spectrales moyennes (la valeur de réflectance) pour chaque bande et pour chaque classe, si les classes ont des signatures bien différentes, cela prouve la qualité de classifieur et le bon choix de des échantillons appropriés.

La séparabilité est basée sur le calcul des distances spectrales entre les classes, c'est une autre mesure qui peut être utilisée pour :

- Évalué les qualités : si elle est applique aux donnes après classification, parce qu'elle donne une mesure de difficulté de séparation effectue par le classificateur.

- amélioration des classifications : si elle est appliquée aux données d'apprentissages avant classification, dans ce cas, Il peut s'agir de la totalité ou d'un sous-ensemble des bandes multispectrales d'origine, ou de caractéristiques dérivées, telles que les composants principaux. il donne une mesure de bon choix des données d'apprentissage et participe à la décision de changement de données d'apprentissage si nécessaire.

Il existe plusieurs indices de distance normalisés : la distance euclidienne, la distance Mahalanobis, la distance Bhattacharyya, (chowengerdt, 2007).

Partie III : Application

L'objectif de cette section est d'affiner les recherches et les réflexions sur la dynamique des végétations dans la zone concerne au moyen de la plateforme Earth engine (GEE), la section sera subdivisée en trois grands axes :

- 1- Préparation des données
- 2- Classification
- 3- détection de changement et analyse

1. Préparation des données

Nous avons choisi de prendre une période de 10 ans comme base pour cette étude.

1.1. Modes d'échantillonnage

Nous avons adopté un échantillonnage systématique avec un pas de 2 ans, les stations temporelles choisies sont :

Tableau II.02 : Echantillons stations temporelles choisies

Echantillon	1	2	3	4	5
Année	2013	2015	2017	2019	2021

1.2. Aspet qualité (Type de collection et pourcentage de nuage)

Pour obtenir des images de bonne qualité, nous avons sélectionné la collection Tier-1 réflectance de surface de Landsat 8 (Earth.eng.2021), et fixe le taux maximal de nuages à 10 %

Pour effectuer la sélection, GEE utilise la propriété : `ee.filterMetadata("CLOUD_COVER", "less_than", 10)`

Pour Landsat , La bande (pixel_qa) des images Réflectance de surface (SR) contient des informations à propos des Bits a vérifiés pour faire le masquage des pixels qui contient des nuages et ses ombres.

2. Classification

Etapes :

- 1- sélection de meilleure collection possible (choix de dates et filtrage),
- 2- sélection de meilleure image possible,
- 3- classification non supervisé et consultation des images Earth explorer,
- 4- identification de donnes d'apprentissage,
- 5- classification supervisée,
- 6- vérification,
- 7- bons résultats : fin, si non, changement de points (aller à l'étape 4).

2.1.Sélection des données pour l'apprentissage

Après le choix de l'image a traité pour obtenir la carte d'occupation de sol de chaque station temporelle, la sélection des donnes pour l'apprentissage a été les effectués en suivant 3 étapes suivants :

- exploitation de visite au terrain
- exploitation des images haute définition extraites à partir de Earth explorer (EE)
- exploitation des résultats de classification non supervisée

2.1.1. Exploitation de visite au terrain

L'étude et observation au terrain de la zone d'étude sert à :

- a- fixer le nombre de classes à identifier
- b- aider à choisir par la suite, les positions géographiques des points repères nécessaires pour l'apprentissage supervisé.

2.1.2. Obtention des images à partir de plateforme EarthExplorer

Pour améliorer l'identification des différentes parties de la zone, nous avons obtenu 205 photos à partir de EarthExplorer (EE) ; le nombre des images et les endroits choisis, est lie au changement de la couverture.

La figure suivante donne une vue des points visites en Earth explorer EE sur GEE :

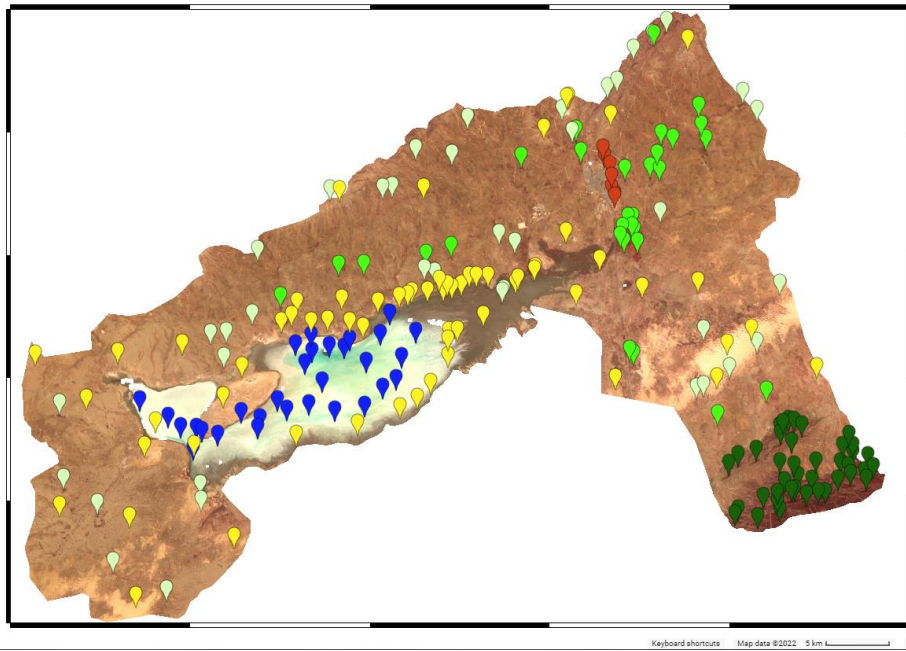


Figure II.3 : Répartition des points visualises en Earth explorer sur GEE

Tableau II.03 : Nombre des points références par classes

Classe	2013	2021
Construction	10	15
Sol	65	65
Agriculture	30	30
Bois	40	40
Steppe	40	40
Total	185	190

-Nombres des arbres de décision dans le foret : 120.

sur GEE : `ee.Classifier.smileRandomForest(120)`

-Pourcentage des pixels utilise pour l'apprentissage 70 pourcent

-Nombre de pixel utilise par l'algorithmme en apprentissage : 50000 pixels

2.1.3. Classification non supervisée (clustering)

Le package (Clusterer) sur GEE gère la classification non supervisée. Ce package inclue principalement les algorithmes suivants : k-means, X-Means (Arthur.2007; Kohonen.2003)

L'algorithme utilisé : k-means disponible sur GEE avec la fonction `.wekaKMeans ()`

Étapes :

- 1- entrées : de nombre des clusters N, et nombre des donnes d'apprentissage,
- 2- assembler les donnes qui ont des propriétés numériques similaires,
- 3- Création des clusters pour l'apprentissage à l'aide de : `.sample()`,
- 4- apprentissage: (changements successifs des clusters)à l'aide des donnes d'apprentissage, `ee.Clusterer.wekaKMeans(N).train();`
- 5- classification : appliquer le clusterer à une collection d'images, `ee.Clusterer.wekaKMeans(N).cluster ()`,
- 6- Étiquetage des clusters,
- 7- Sortie : N clusters étiquetés .

2.2.Classification supervisée

Le package (Classifier) sur GEE gère la classification supervisée, Ce package inclue essentiellement les algorithmes d'apprentissage machine suivants : entropie maximale, naïve bayésienne, CART, forêt aléatoire.

L'algorithme utilisé est la méthode de forêt aléatoire disponible sur GEE avec la fonction `ee.Classifier.smileRandomForest()`

Étapes :

- 1- Données initiales : nombre des classes N et leurs noms,
- 2- choix des point représentatifs pour chaque classe et étiqueter le nom correspondent : le nombre dépend de nombre des classes, la qualité de l'image et la richesse des informations (voir images des points en GEE),
- 3- Création des collections des entités (features collection) à partir des points similaires,
- 4- associe à chaque collection des entités, un drapeau (une propriété) : une variable avec un nom et une valeur pour que l'algorithme arrive à faire la différence entre les classes,
- 5- chaque feature collection étiqueté sera l'échantillon d'une classe, instruction principale : `.sampleRegions(collections, drapeaux)`,

- 6- préciser si nécessaire le pourcentage des données réservé pour la validation (70 pourcents est utiliser pour l'apprentissage et 30 pourcents),
- 7- choix du nombre d'arbres,
- 8- apprentissage : en utilisant
`ee.Classifier.smileRandomForest(nombre_arbres).train()`
- 9- classification : instruction principale : `.classify()`;
- 10- Estimez l'erreur de classification avec des données réservées pour la validation.

2.2.1. Evaluation de performances

A la fin, la validation des résultats et l'évaluation de performances de classification est achevé à travers :

- matrice de confusion : `.confusionMatrix()`
- précision : matrice de confusion `.accuracy()`;
- matrice d'erreur sur la validation: `.errorMatrix()`
- indice Kappa = matrice d'erreur sur la validation.`.kappa()`.

Et aussi,

- à travers le tracer des signatures spectrales des classes moyennes appliquer à tous les pixels de l'image choisi, pour visualise la séparabilité entre les classes
- Et le calcules des distances spectrales euclidienne et de Mahalanobis.

3. Organigramme

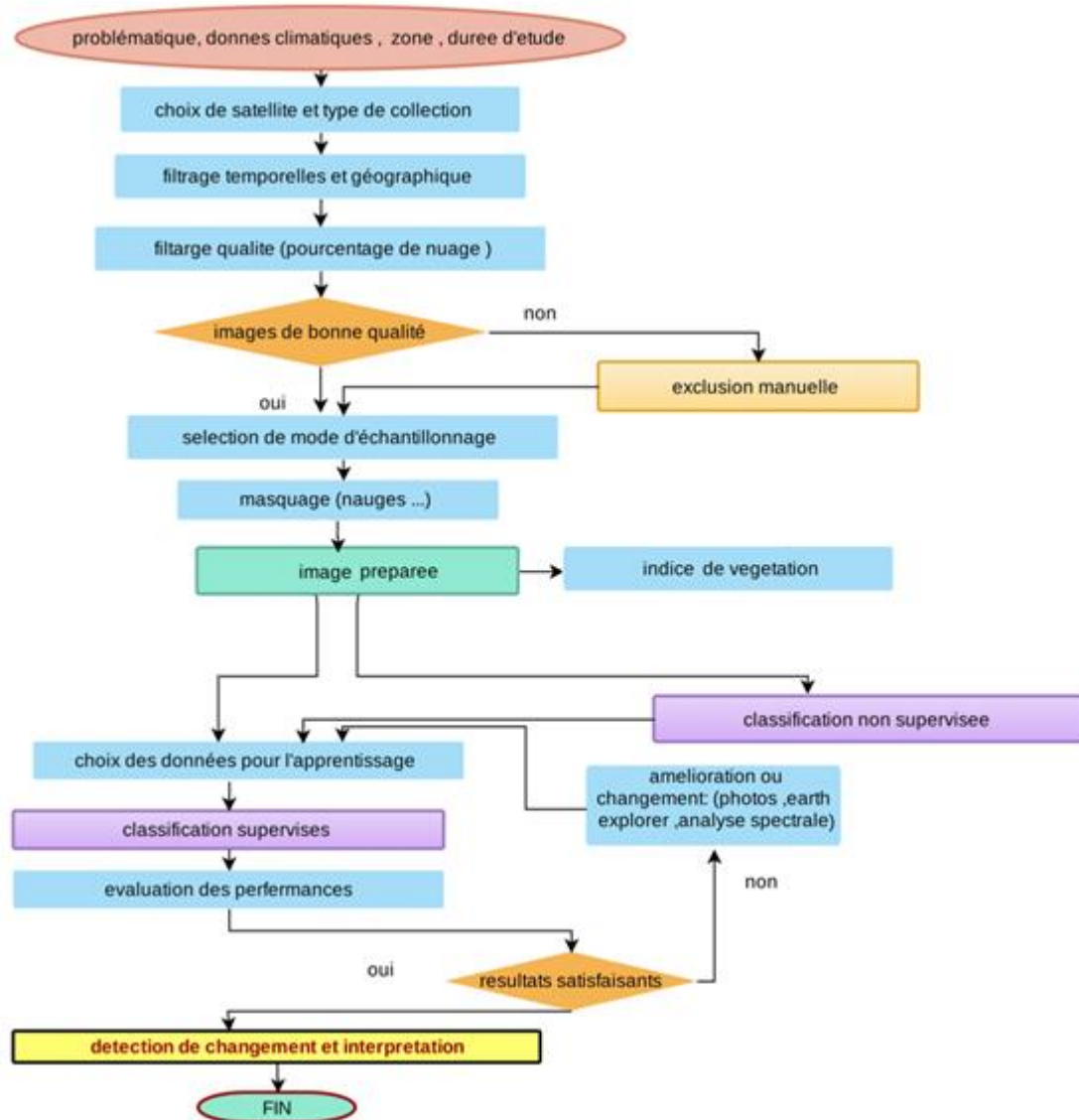


Figure II.4 : Organigramme d'étude et classification des stations temporelles

CHAPITRE III

Résultats et discussions

1. Indice de végétation et du sol

Dans cette partie, nous présentons les principaux résultats obtenus en terme de quantifier les classes majeures dans notre zone d'étude et de suivi de la dynamique spatio-temporelle du couvert végétal via les séries temporelles.

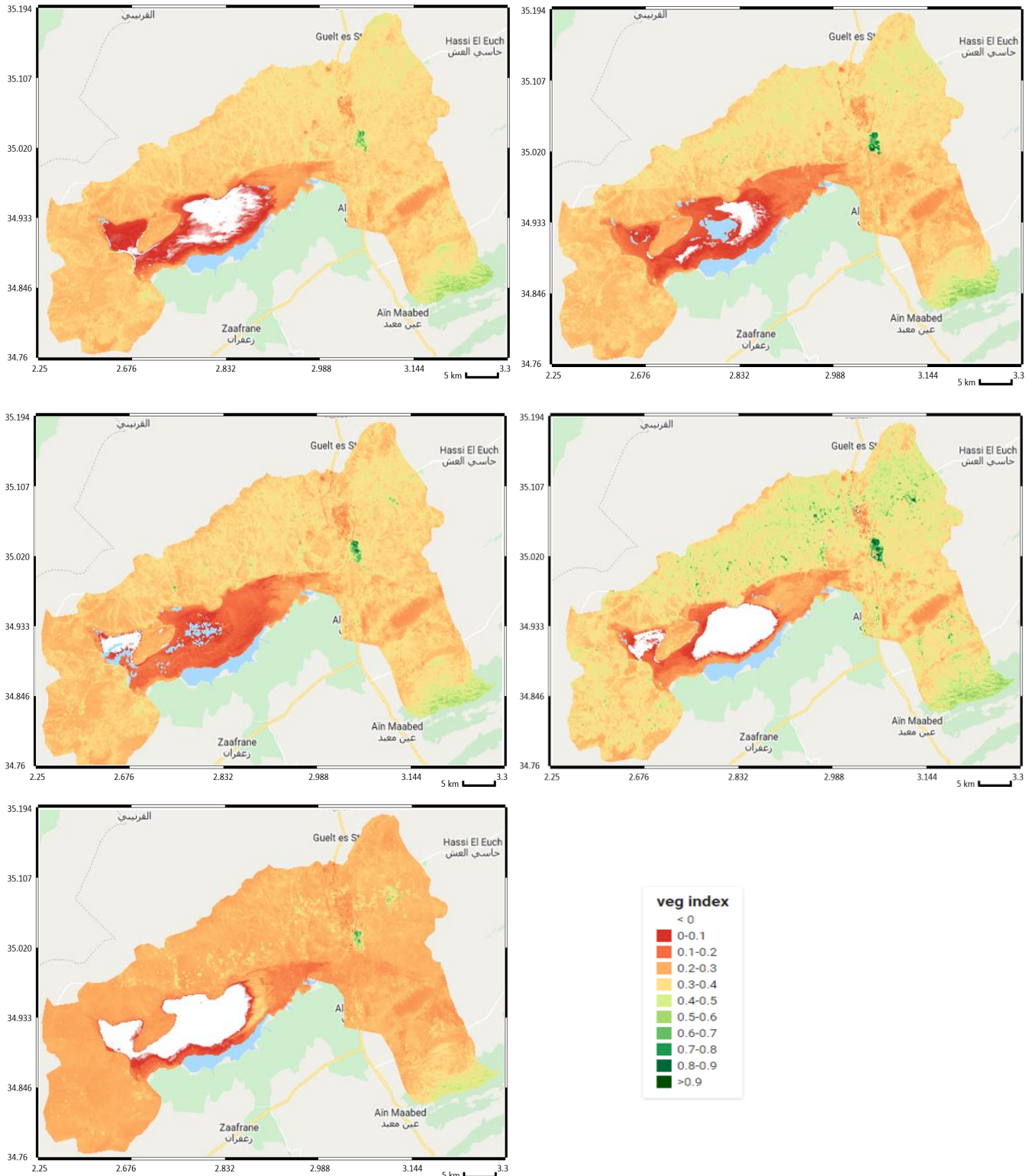


Figure III.1. Cartes MSAVI des années (2013-2015-2017-2019-2021)

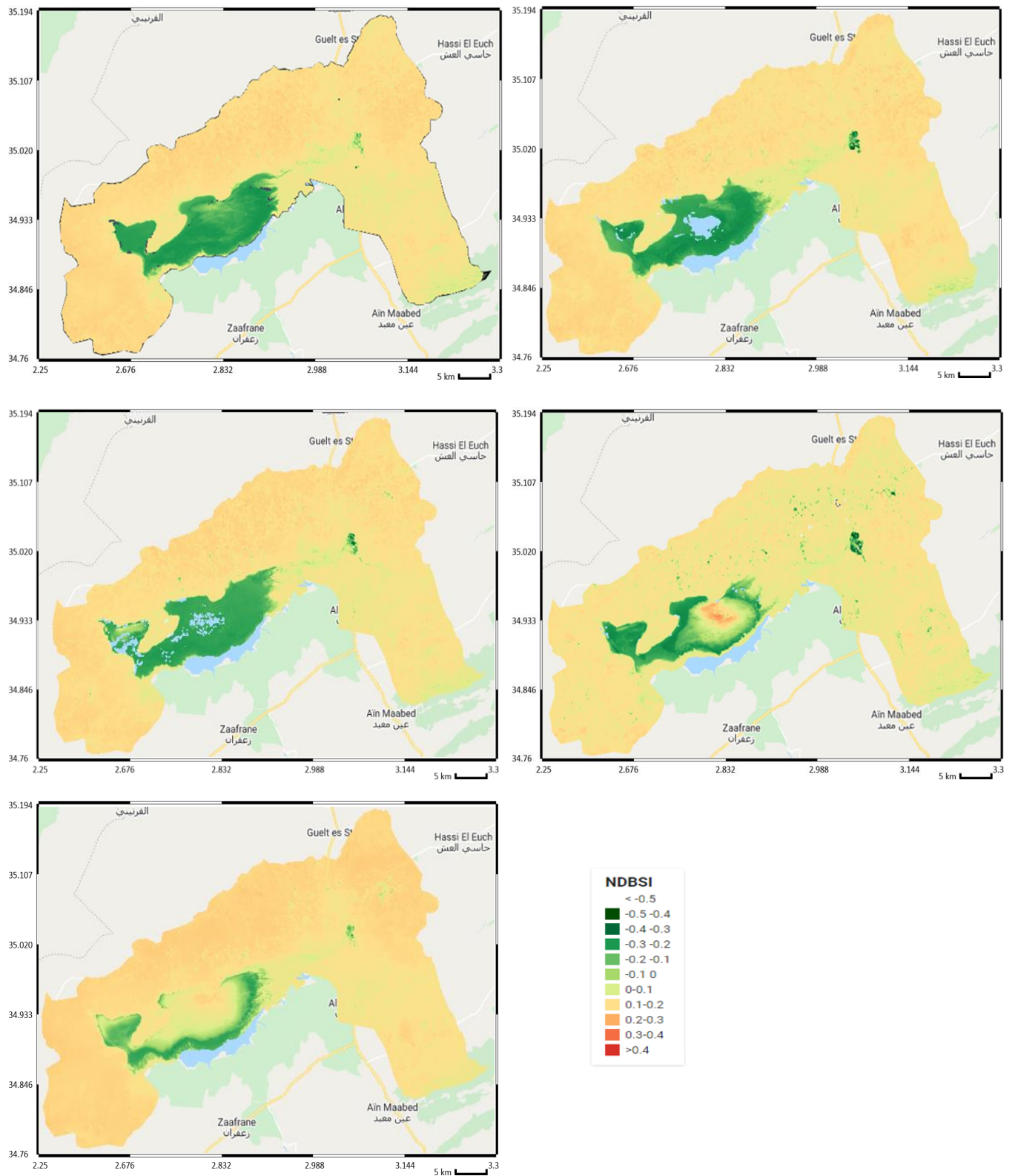


Figure III.2. Cartes NDBSI des années (2013-2015-2017-2019-2021)

Tableau III.1 comparaison des séries temporelles par échantillons des indices végétation/sol

Year	2013	2015	2017	2019	2021
MSAVI	0.304	0.29	0.289	0.336	0.242
NSBSI	0.197	0.197	0.193	0.173	0.209

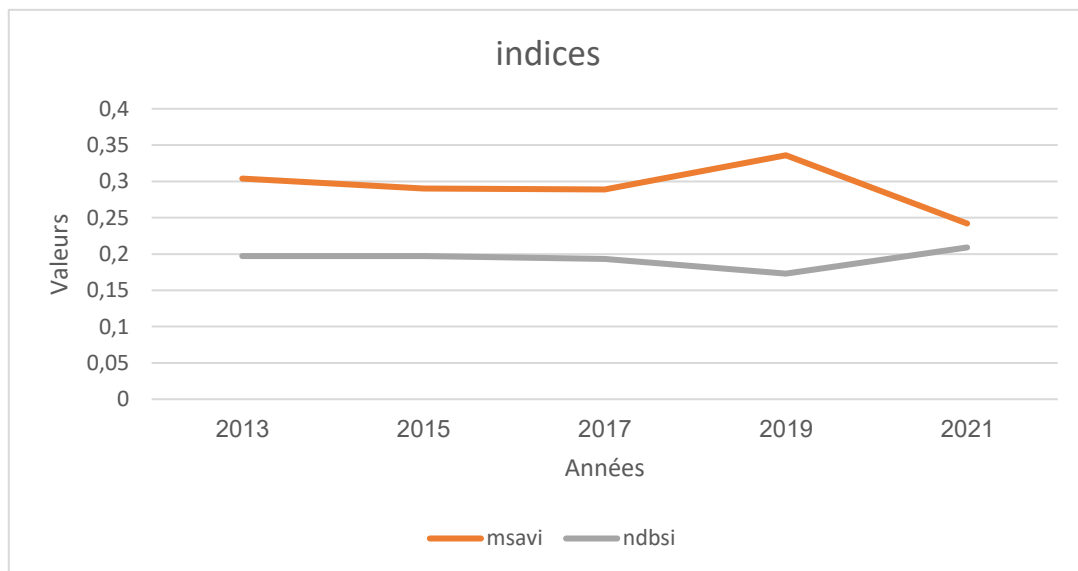


Figure III.3 : comparaison des séries temporelles par échantillons des indices végétation/sol

On constat que le sol et la steppe ont une symétrie entre eux, ce qui traduit leur conflit sur la superficie par une expansion de l'un au détriment de l'autre, l'année 2019 correspond un pic en pluviosité augmenté la valeur de l'indice de végétation, tandis que la sécheresse de l'année 2021 a affecté fortement la signature spectrale de la couvert végétale.

2. Classification

2.1 Classification non supervisée

La classification non supervisée par l'algorithme K-means est faite pour les images choisies, On présente ici, les cartes basées sur le MSAVI des années 2013 et 2021.

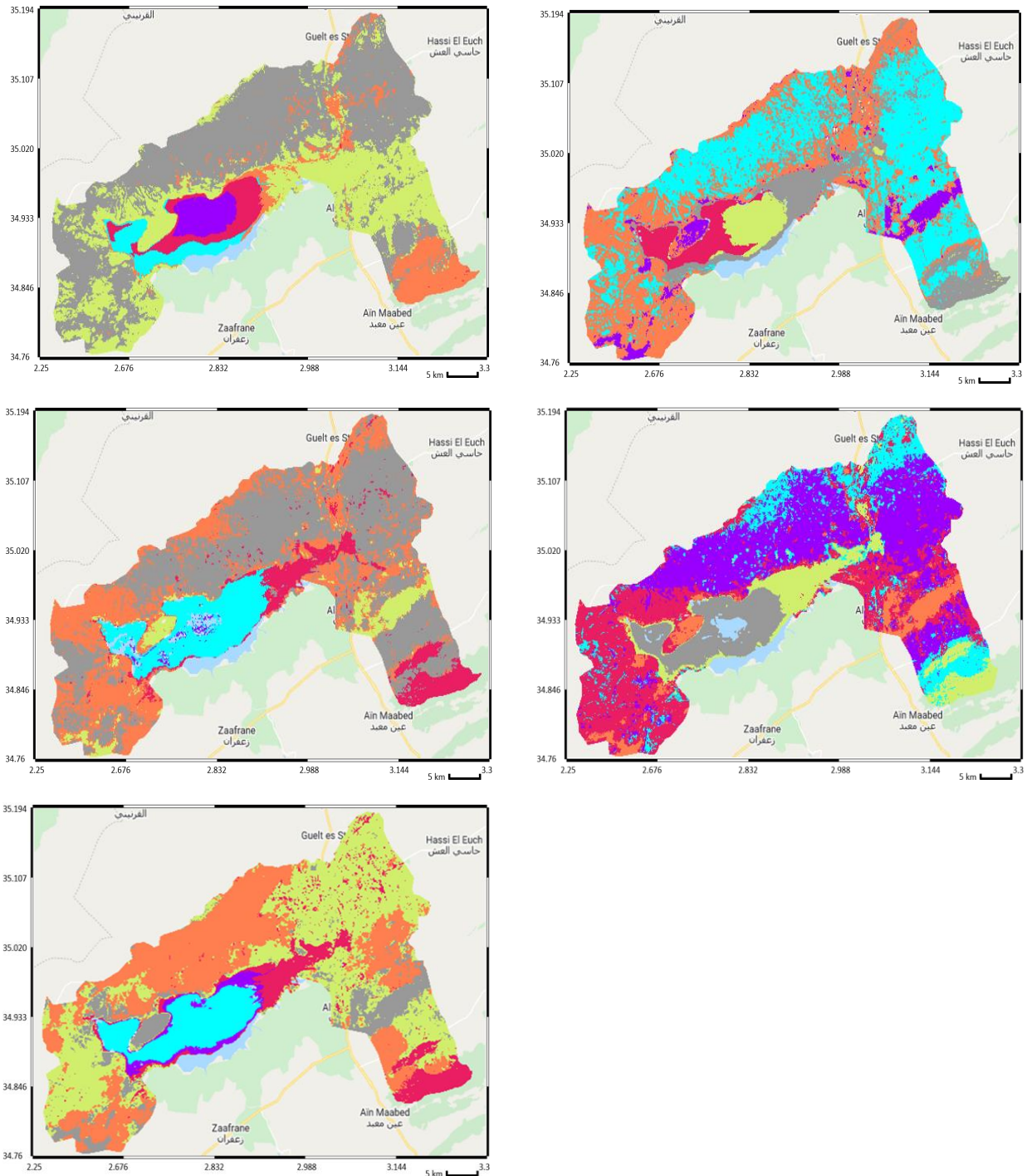


Figure III.4 : Classification non supervisée (2013, 2015, 2017,2019, 2021)

Cette étape est un prélude à une classification supervisée, après avoir sélectionné le nombre de classes (quantitatives non qualitatives).

Il convient de noter ici que la clé de carte n'apportera pas beaucoup d'avantages car une couleur n'exprime pas la même catégorie le long de la série ; Cependant, la position de la classe est la même dans toutes les cartes, ce qui permet d'identifier les six classes de la carte.

2.2 Classification supervisée

Pour suivre ces classes, la classification supervisée par forêts aléatoires est faite pour les images choisis, pour lesquelles on a calculé les indices MSAVI et NDBSI.

Dont le but de teste l'algorithme de forêts aléatoires, les nombre de classes est de 6.

Les résultats sont donnés par les figures ci-après :

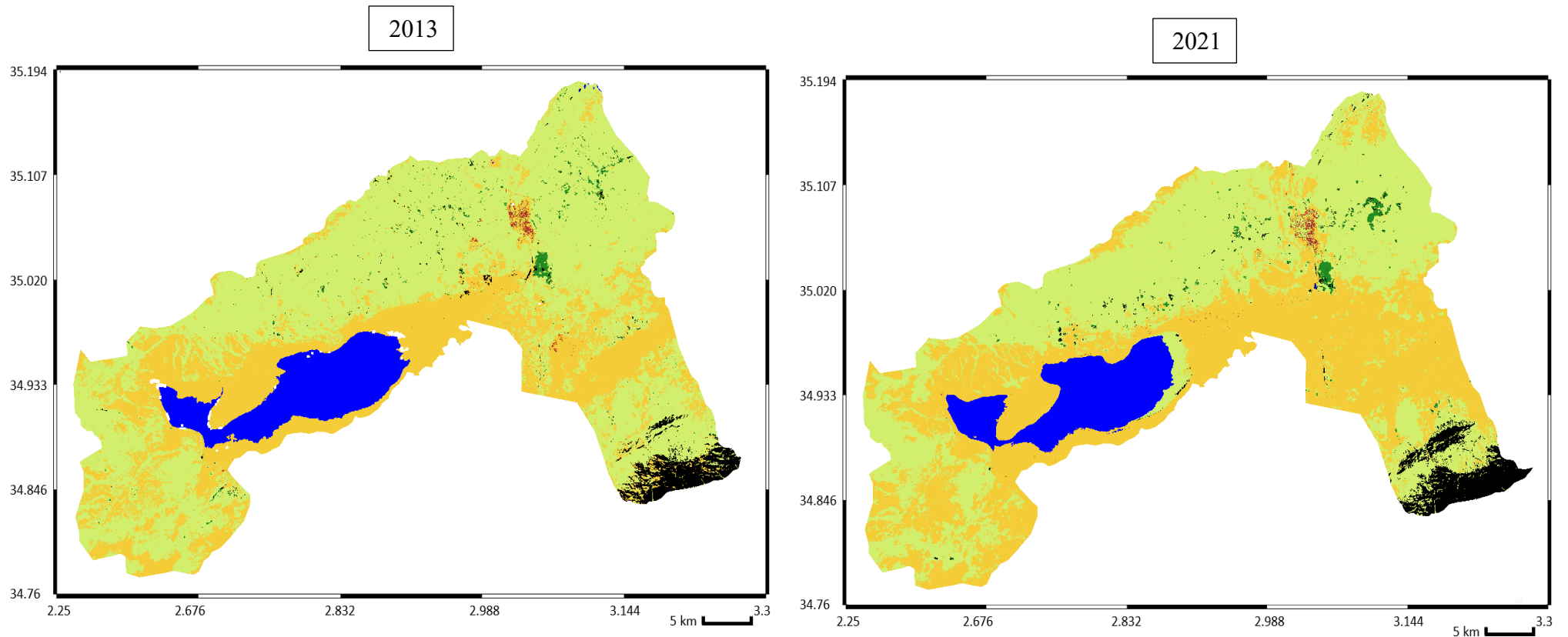


Figure III. 5 : Classification supervisée (2013-2021) a 6 classes (à base des images MSAVI)

2.2.1 Histogrammes superficies des classes par GEE

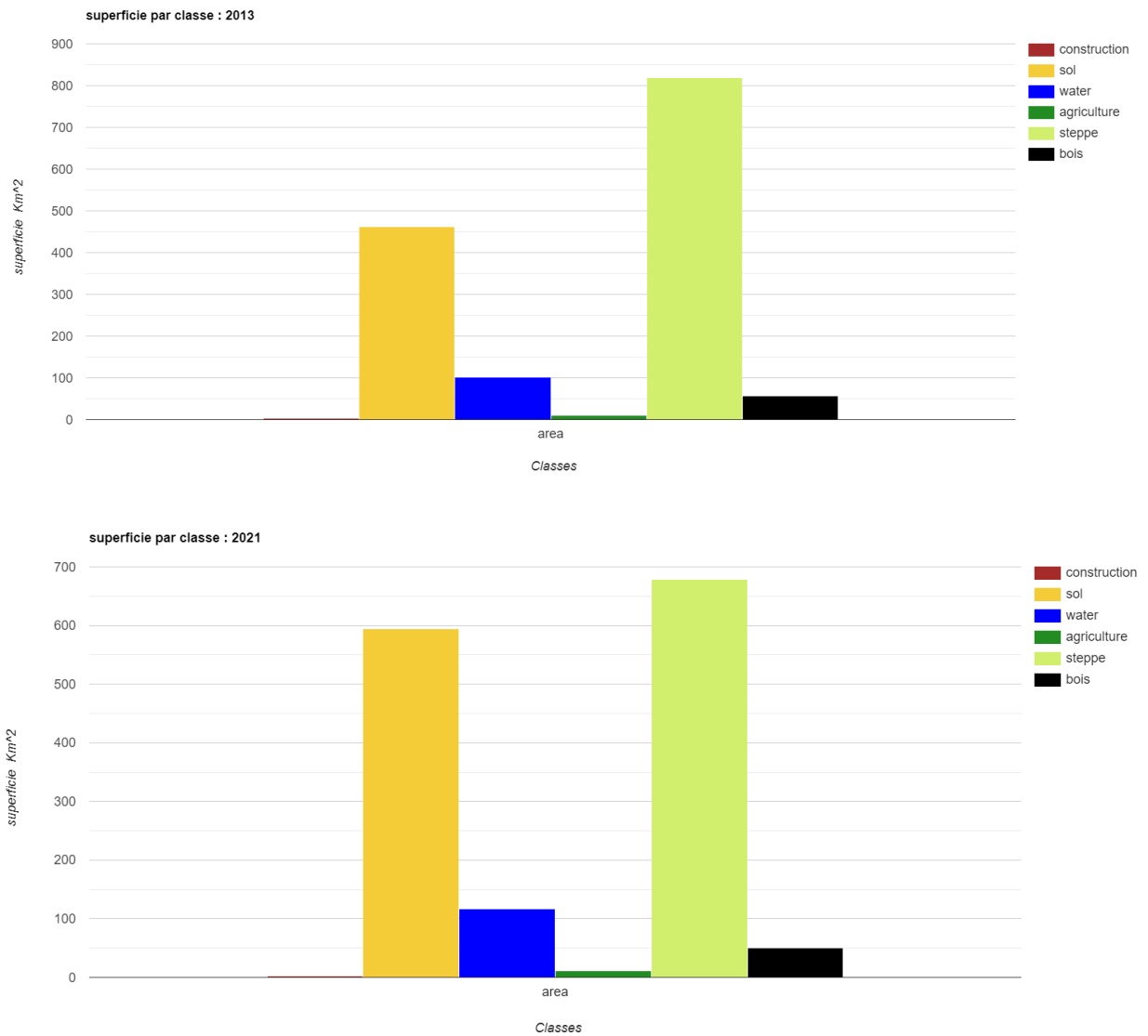
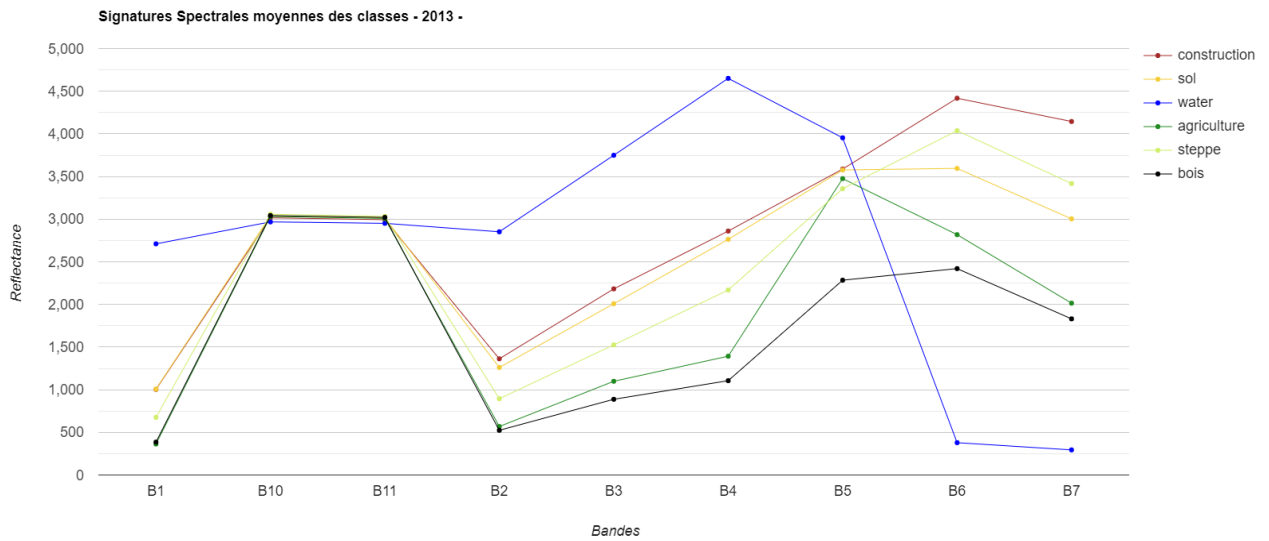


Figure III.6 : Histogrammes de superficie des classes (2013 et 2021) obtenues par GEE basés sur les images MSAVI

2.2.2 Spectres des classes

Après classification, et en utilisant les pixels réservés à l'évaluation, une évaluation de sa signature spectrale est faite dont le but est de vérifier la séparabilité entre les classes, les diagrammes trace sur GEE sont donnés par :

2013



2021

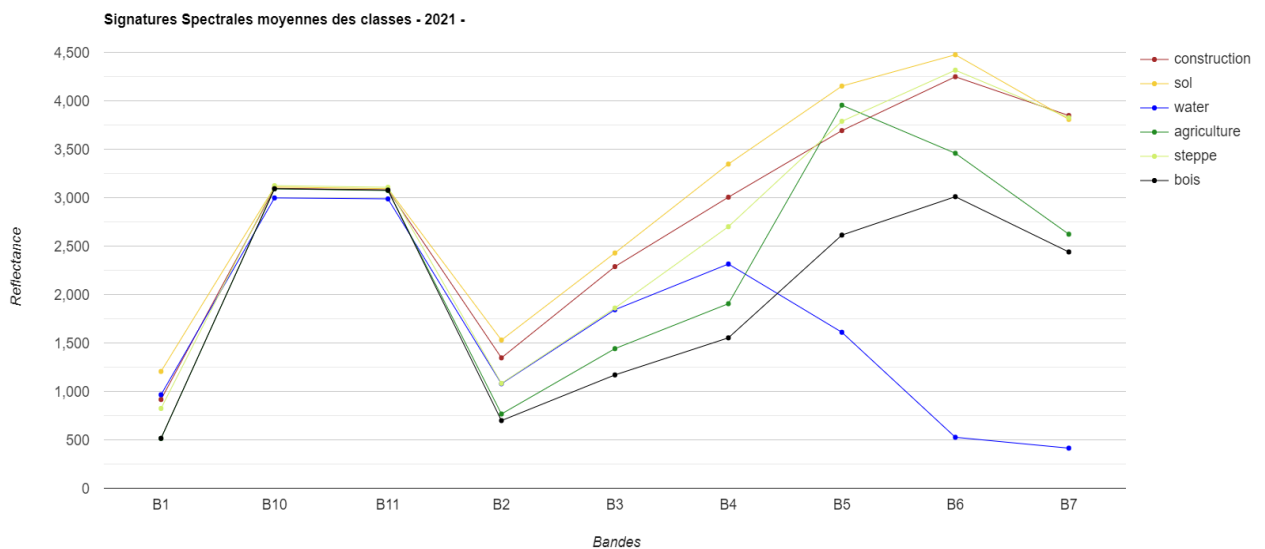


Figure III.7 : Signatures spectrales moyennes des classes basées sur les images MSAVI

L'évolution temporelle des signatures spectrales des classes à travers les stations temporelles nous montre que :

- Les bandes B10, B11 ne contribuent pas à la différenciation entre les classes.

- La classe : construction : cette classe se développe de 2.314 Km² en 2013 à 2.91 Km² en 2021.
- Malgré sa petite surface, cette reflète fortement la bande bleue et valorise le SWIR, qui est sensible aux toitures métalliques, (ainsi qu'à l'humidité des plantes, et dans une moindre mesure à l'humidité des sols argileux (Claire 2012)).

- Les classes : sol et steppe : sont au premier plan en termes de superficie dont elles sont le trait distinctif de cette zone, elles occupent ensemble au moins 87,48% de la superficie totale de l'image de 2021 (59443.3ha et 67918.1ha respectivement)
 - Les plantes annuelles printanières reflètent la bande verte et le rouge visible de fréquences plus fortes que les classes Bois et Agriculture ; Ceci est dû au taux de chlorophylle qui donne un éclat dans le cas des jeunes feuilles (Guyot et al, 1989)
 - Cependant, le NIR est reflété par la culture à jeunes feuilles (saisonnière) d'une manière supérieure à celle issue des steppes (ainsi que de la forêt).
- La classe : Agriculture : Cette classe se développe par 1 km² de 10.778 Km² en 2013 à 11.603 Km² en 2021,
- La classe : Bois : sa superficie ayant diminué de 56.141 km² à 50.613 km².
 - La signature spectrale témoin de fluctuations causées par le lavage des feuilles par les précipitations, ou de diminuer par l'abattage, la pollution et le surpâturage.

2.2.3 Indices de performances

Tableau III.02 : indices de performance de classification supervisée

	2013	2021
Précision d'apprentissage	0.793	0.726
Kappa d'évaluation	0.904	0.881

La Classification supervisée a été réalisé après avoir fait connaissance avec la zone à travers plusieurs visites de terrain, en plus de l'utilisation d'images haute résolution d'EarthExpolere, et l'exploitation des cartes de classification non supervisée, nous avons pu distinguer 6 classes qualitatives : construction, sol, agriculture, bois , steppe et eau.

La lecture des indices de performances d'apprentissage et déévaluation, montre la bonne qualité de classification

3. Détection de changement

En utilisant les histogrammes de classification supervisée, on peut tracer l'évolution d'occupation de sol :

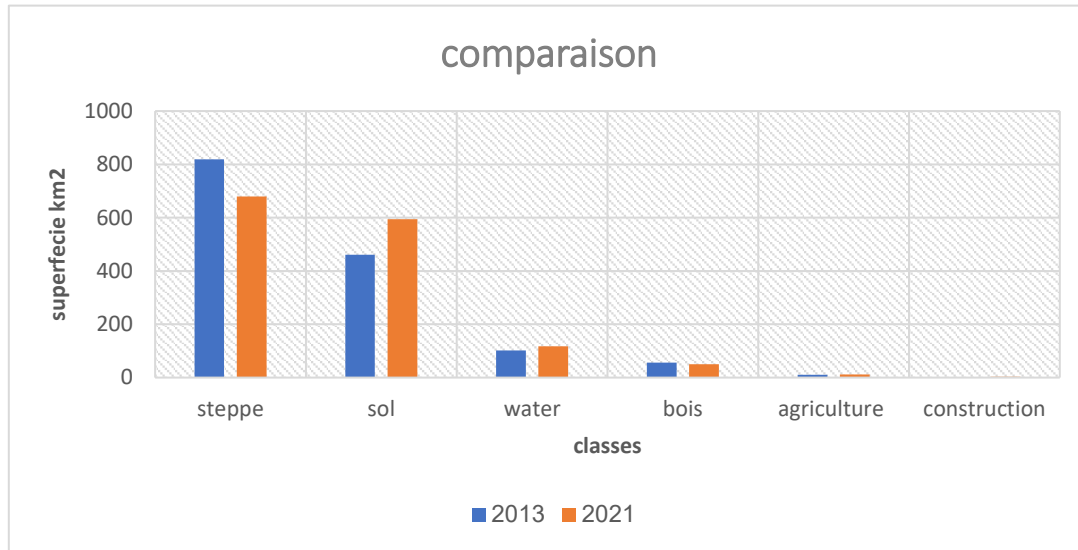


Figure III.8: évolution de superficie des classes

En utilisant les régressions simples des courbes de l'évolution des classes, on peut donner les taux de changement par le tableau suivant :

Tableau III.3 : Taux de changement des classes obtenues par classification supervisée

	Début de période	Fin de période	Changement (km ²)
construction	2.314	2.91	+0.596
sol	461.26	594.433	+133.173
agriculture	10.778	11.603	+0.825
bois	56.141	50.613	-5.528
steppe	818.731	679.181	-139.55
eau	101.874	117.19	+15.316

- La classe de construction : Elle a le moins de chances d'apparaître en raison de type d'urbanisme et sa possession de la moindre superficie dans la zone d'étude, mais elle augmente de 3.36 km² à 8.28 km²),

- du début de la période à sa fin les steppes dans notre zone d'étude a connu une détérioration estimée à 139.55 km².
- La forêt a subi une dégradation de 5.528 km² le vieillissement rend également les arbres moins résistants (Guit.2015) .
- L'agriculture a connu une croissance de sa superficie de 10.778 km² en 2013 à 11.603 en 2021.

Cette étude nous a permis de détecter la désertification que connaissent les steppes du sud de la Wilaya.

Selon ce travail, ainsi que plusieurs études centrées sur la région, les facteurs suivants peuvent être cités comme causes des formes apparentes de désertification :

- Sécheresse :
 - D'après les travaux de Hirche et al (2007), les steppes connaissent une sécheresse croissante ce qui affecte la superficie et surtout la signature spectrale des plantes steppes ;
 - La disparition (qualitative ou quantitative) des étendues de la steppe a conduit à l'émergence du sol à sa place, c'est ce qui explique la symétrie qui existe entre ces deux classes qui se développent l'une au détriment de l'autre.
 - les formations privilégiées des steppes remplacés plus en plus par des espèces plus xériques adaptent l'aridité croissante du climat. Hirche et al (2007),
- L'ensablement :
 - Selon (Nedjraoui et Bédrani , 2008) et (Mezrag 2018) ce phénomène aujourd'hui devient décelable par l'œil de l'observateur, allant du léger voile éolien dans certaines zones à la formation de véritables dunes dans d'autres.
- L'action anthropique représenté essentiellement par :
 - Surpâturage : Selon les actions de (Nadjaoui 2002)et (Oukil 2020), l'augmentation de la richesse ovine a nécessité de nouvelles ressources et a augmenté la pression sur les parcours.
 - Abattage des arbres et la pollution.
- La mise en culture : L'agriculture est glissée dans les parcours sud de hasi bahbah

Conclusion

Conclusion

la problématique principale traitée par ce travail est le suivi du couvert végétale et son taux de dégradation à la lumière des formes de désertification sur la région à travers un suivi de la dynamique d'occupation du sol sur une période de 10 ans (2013-2021).

Vue l'objectif, l'axe historique de la zone a été abordé premièrement, à travers les visites, les études floristiques, et les données climatiques. Ces informations ont été exploitées, par la suite, pour aider à interpréter les résultats de l'axe télédétection /apprentissage automatique effectuée.

La démarche adoptée utilise plusieurs plateformes à savoir (EarthExplorer, NASA POWER, USGS) pour la collecte des données, et la plateforme Google Earth engine (GEE) pour le traitement, la réalisation des cartes d'occupation et les séries temporelles associées à la zone. Il a été démontré que :

La détection de changement nécessite le bon choix des échantillons temporelles (station temporelles) et géographiques (références d'apprentissage utilisées par l'algorithme Random forest)

Brièvement, la période observée enveloppe des fluctuations de la végétation naturelle à cause de déficit pluviométrique, le surpâturage incessant coïncidant avec l'augmentation de la richesse ovine, l'abattage des forêts, la pollution des endroits visités.

Perspectives :

- Etude approfondie des facteurs qui ont contribué à cette dégradation.
- Généralisation sur d'autres zones.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques

- Aidoud A., 1989 - Contribution à l'étude des écosystèmes steppiques pâturés des Hautes Plaines-Algéro-Oranaises. Fonctionnement, évaluation et évolution des ressources végétales. Thèse Doct. Uni. Sci. Techn H. Boumediène. Alger,
- Arrignon J., 1987- Agro-écologie des zones arides et sub-humides. Ed : G .P . Maison neuve, Paris. pp. 13-27.
- Arthur D, S. Vassilvitskii: k-means++: the advantages of careful seeding. In: Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms, 1027-1035, 2007.
- Boudia N. 2016 Le recuit simulé pour la sélection de variables des puces à ADN , mémoire de Master en Informatique -université de Mostaganem, Algerie
- Bouroubi, Y., Cavayas, F., Tremblay, N. et Batita, W. 2018- Ground reflectance retrieval on horizontal and inclined terrains using the software package REFLECT », Remote Sensing, 10, 1638, 34 p.
- Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. 2009- Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. Remote Sensing of Environment, 113, 893–903.
- Coque, 1962- La Tunisie pré-saharienne (étude géomorphologique). Thèse Doc. Es sciences, Faculté des lettres, Paris , 488 p.
- Chowengerdt, R. A., & Schowengerdt, R. A. (2007). Remote sensing: Models and methods for image processing. Amsterdam. Netherlands: Elsevier.
- D.P.A.T., 2014- Direction de la planification et de l'aménagement du territoire, Monographiede la wilaya de Djelfa, 200p.
- De Martonne E. 1926- Aréisme et indice d'aridité. Compt. Rend. Séances Acad. Sci. 181 : 1395-1398
- Earth.eng.2021 <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/landsat>
- Emberger L.1931- Sur la formule climatique applicable en géographie botanique. Compt. Rend. Séances Acad. Sci. 191 : 389-390
- Girarad M.C. , Girarad C.M. 1999- Traitement des données de télédétection. DUNOD Ed. Paris, pages 9 à 12.
- Guit B.2015 - Croissance et état sanitaire des peuplements de pin d'alep (*pinus halepensis* mill.) Dans le massif forestier de senalba (région de djelfa). Thèse de doctorat. Ecole nationale supérieure d'agronomie el-Harrach-alger-2015.

- Guyot G & Guyon D & Riou J., 1989- Factors affecting the spectral responses of forest canopies: A review. *Geocarto International*, 3. Pp3-17.
- Halimi H., 1980 - L'atlas Blidéen, climat et étages, végétaux. O.P.U. Alger. 523pp+Annexe.
- Hirche A., Boughani A., et Salamani M., 2007 - Évolution de la pluviosité dans quelques stations arides algériennes. *Science et changement planétaire/Sécheresse*, Vol.18, N4 314-20
- Mack P., 1998 - From Engineering science to big science. Chap 10 : Landsat and the Rise of Earth Resources Monitoring -, NASA 1998.
- Masek, J.G., and Collatz, G.J., 2006- Estimating forest carbon fluxes in a disturbed southeastern landscape—Integration of remote sensing, forest inventory, and biogeochemical modeling: *Journal of Geophysical Research Biogeosciences*, v. 111, no. 1, art. no. G01006
- McHugh ML. Interrater reliability: the kappa statistic. *Biochem Med (Zagreb)*. 2012;22(3):276-82. PMID: 23092060; PMCID: PMC3900052.
- Mezrag M., 2018- dynamique environnementales en zone steppique à Djelfa (Algérie), caractérisation par télédétection des changements de couverture végétale et des processus d'ensablement, Université de Lyon, 2018. Français.401p.
- Nedjraoui D. & Bédrani S., 2008 - « La désertification dans les steppes algériennes : causes, impacts et actions de lutte », *Vertigo - la revue électronique en sciences de l'environnement*, Volume 8 Numéro 1
- Nedjraoui. D., 2002 - Les ressources pastorales en Algérie. Document FAO, [en ligne] www.fao.org/ag/agp/agpc/doc/counprof/Algeria/Algerie.htm.
- Oukil Y. Alouat M. et Hirche A. 2020 - Etude diachronique des conditions du milieu et de la végétation d'une zone steppique (2001 -2015) : cas de la Wilaya de Djelfa , *The Egyptian Journal Of Environmental Change*, Vol.12 (1) March 2020.
- Philip B. .2006. cours Apprentissage Statistique & Data mining (Version Octobre 2006) Institut de Mathématiques de Toulouse .France
- POUGET M., 1971- Etude agropédologique du bassin du Zahrez Rharbi (feuille du rocher de sel), Alger, 158p.
- Pouget M., 1980 - Les relations sol- végétation dans les steppes Sud-Algéroises. *Trav. Et Doc. ORSTOM*. Paris, 555 p.
- Ramsar 2003- Fiche descriptive sur les zones humides (Le Chott de Zehrez Gherbi), Algérie, mai 2003.
- Rikimaru et al., 2002. Tropical forest cover density mapping. *Tropical Ecology*, 43, 39-47.

- Roy, D.P., Qin, Y., Kovalsky, V., Vermote, E.F., Ju, J., Egorov, A., Hansen, M.C., Kommareddy, I., and Yan, L., 2014- Conterminous United States demonstration and characterization of MODIS-based Landsat ETM+ atmospheric correction: Remote Sensing of Environment, v. 140, p. 433–449, at
- Sola, I., García-Martín, A., Sardonís-Pozo, L., Álvarez-Mozos, J., Pérez-Cabello, F., González-Audícana, M. et Llovería, R. M. 2018 - Assessment of atmospheric correction methods for Sentinel-2 images in Mediterranean landscapes, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 73, p. 63-76.
- Tufféry, S. 2017. Data Mining et Statistique Décisionnelle: La Science Des Données. 5e ed. Éditions Technip.