



# RAPPORT

---

## *Project de la Classification d'image satellite*

AJALE SAAD /KAZOUBI OUSSAMA/ AKHDACH NADIA/ ELBASSRAOUI AYOUB /KHALDI  
AMINE/LOUKILI FATIMA ZAHRA

Encadré par :M.O.B.ALAMI

01/05/2023

Ce rapport traite les différentes étapes de la classification d'une image satellite et la réalisation d'une carte de changement et d'occupation du sol .



## PLAN

1- Introduction .....	3
2-choix de zone : recherche des problématiques académique.....	4
3-- Recherche des solutions desproblématiques .....	5
4-- Choix de mode de classification .....	9
5-- Classifier les parcelles .....	11
6 -Classification du maximum de vraisemblance de l'image satellite d'Al Haouz 2017 .....	13
7- La Vérification (Table de confusion) .....	15
8-- Carte de changement d'Al Haouz entre 2017 et 2023.....	15
9- Conclusion .....	19



## 1- Introduction

Ce rapport présente notre projet de classification d'image satellite, qui s'est concentré sur l'aspect académique tout en mettant en œuvre des compétences telles que la programmation, la résolution de problèmes et la réflexion critique.

L'image satellite que nous avons utilisé représente la province d'Al Haouz telle qu'elle était en 2017. Grâce à cette image, nous pourrions faire la classification et créer une carte de changement pour visualiser les zones de reboisement et de déforestation entre 2017 et 2023. Cela nous a permis d'obtenir des informations essentielles sur l'évolution de la végétation dans la région au cours de cette période.

Cependant, il est important de souligner que notre travail a été réalisé uniquement à partir des données disponibles dans l'image satellite et d'autres sources tirées d'Internet. En raison de contraintes logistiques et de ressources, nous n'avons pas pu effectuer de visites sur le terrain pour valider nos résultats. Par conséquent, nous reconnaissons que les résultats obtenus doivent être interprétés avec prudence et ne représentent qu'une représentation approximative des changements réels dans la région.

Pour surmonter ces défis, nous avons dû faire preuve de réflexion critique afin de mettre en place une méthodologie robuste. Nous avons utilisé des techniques avancées de traitement d'images et de classification pour extraire des informations pertinentes à partir de l'image satellite. En outre, nous avons appliqué des algorithmes de détection de changements pour identifier les zones de reboisement et de déforestation.

Dans ce rapport, nous détaillerons notre approche méthodologique, en mettant en évidence les étapes clés que nous avons suivies pour créer la classification. Nous aborderons également les limitations de notre travail en raison de l'absence de visites sur le terrain et manque des données.

Tout le projet a été réalisé en utilisant le logiciel Arcgis et le langage de programmation python avec la bibliothèque Arcpy.

Toutes les données que nous avons utilisées ou réalisées sont disponibles dans le drive (Voir l'Annexe).

<https://drive.google.com/drive/u/1/folders/1Kn7OQkjlkfL7V7jimpida9Vb9ZC11B6P>

## *2- Choix de zone: recherche des problématiques académiques*

Nous étions libres de choisir n'importe quelle zone du Maroc à classer. Comme nous voulions mettre à l'épreuve nos compétences académiques, nous avons choisi la province d'Al Haouz car elle présente des éléments très similaires. Par exemple, les forêts d'oliviers et les forêts d'arganiers ont des signatures spectrales similaires. Même chose pour les citrouilles et les pastèques. Cela signifie que l'utilisation de l'image satellite seule ne suffit pas pour classer et différencier ces types.

L'image initiale que nous voulions classer est prise par Landsat 8-9 OLI/TIRS C2 L2 en Août 2017. Toutes les bandes du capteur ont été exploitées.

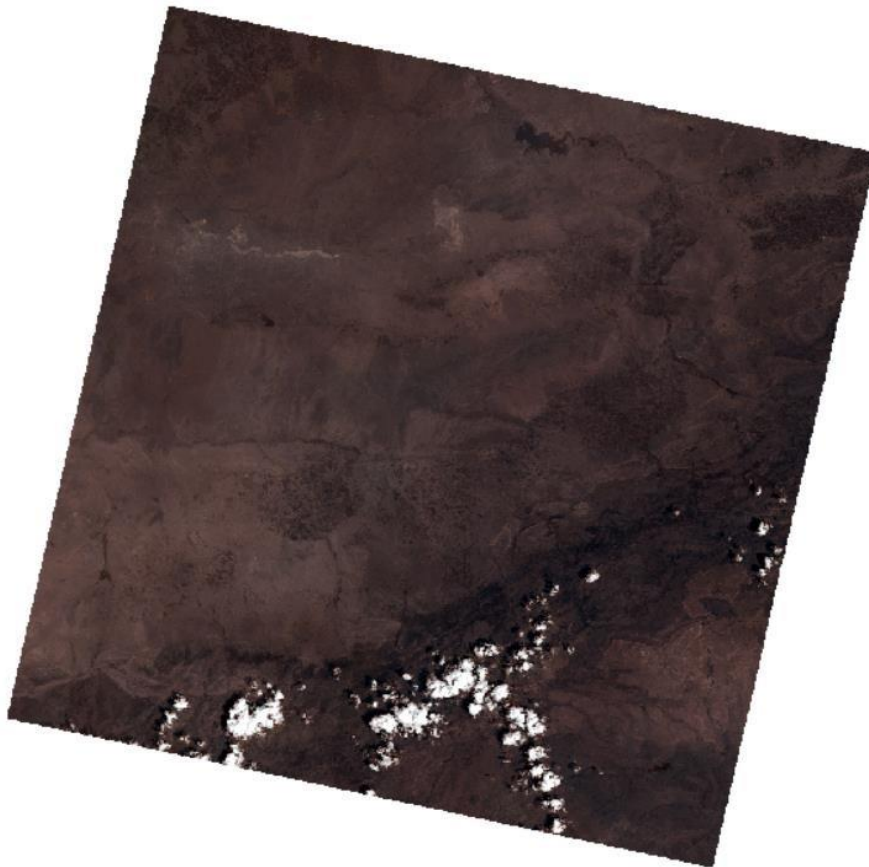


Figure 1 : image satellite Landsat (08/2017)

### *3- Recherche des solutions des problématiques*

Tout d'abord, nous avons adopté l'approche la plus élémentaire. Nous savons que les plantes et les forêts subissent des changements entre les saisons, donc au lieu d'utiliser la seule image satellite que nous avons, nous utilisons deux images satellites, une en automne et l'autre en été, nous avons donc obtenu une autre image en janvier.

Ainsi, nous pouvons exploiter ces changements afin de différencier les types similaires

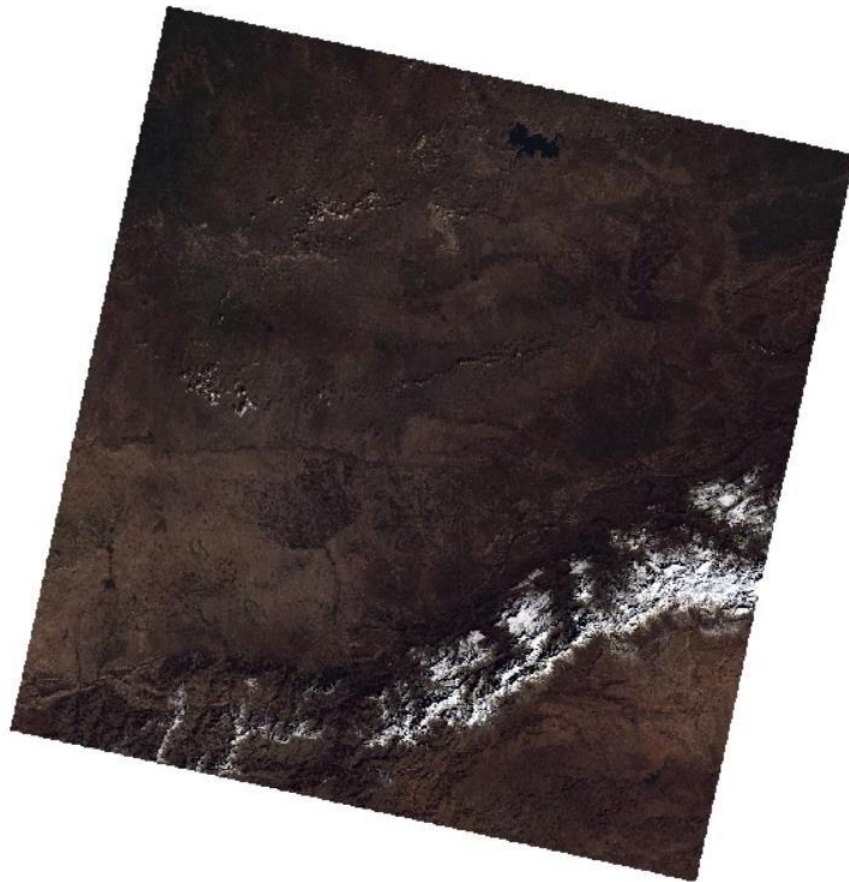


Figure 2 : image satellite Landsat (01/2017)

Bien sûr, cela seul ne ferait pas l'affaire. Mais avant d'utiliser d'autres moyens, nous avons décidé d'extraire une zone de l'image et de la diviser. Puisque notre groupe compte 6 membres, nous aurons 6 zones au total. leur union représente le domaine avec le plus de similitudes.

Pour ce faire, nous avons créé un polygone dans la géodatabase "Project\_data" nommé "Boundry" . nous utilisons la fonction arcgis Extract\_By\_Mask pour découper l'image souhaitée. puis nous divisons le polygone en 6 parties qui seront utilisées plus tard.

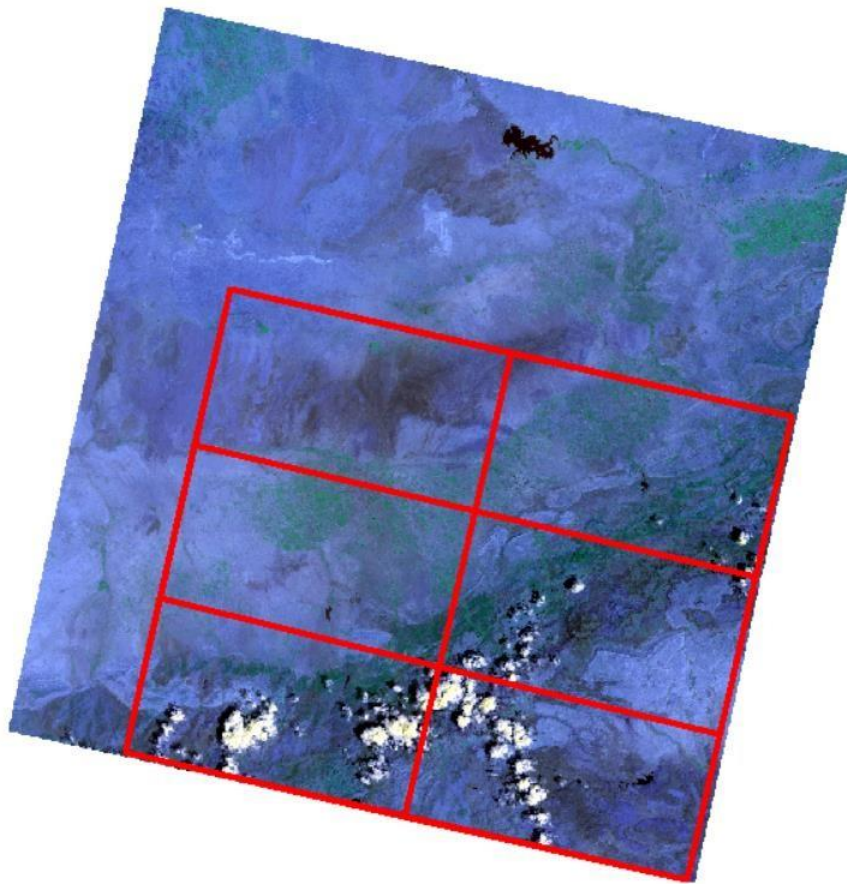


Figure 3 : Zone de Travail

De plus, nos recherches ont révélé que les citrouilles et les pastèques poussent à des températures différentes. Ainsi, connaître la température répartie sur les zones de l'image aiderait énormément à différencier les deux types de parcelles.



Afin de créer la carte de température, nous avons utilisé les bandes infrarouge et radar du capteur satellite landsat et l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) selon ces formules.

1.  $L(y) = ML * Band10 + AL - OI$   
 Avec : Rad\_Multi band:  $ML = 0.0003342$  (pour landsat 8)  
 Rad add band:  $AL = 0.10$  (pour landsat 8)  
 Correction value:  $OI = 0.29$  (pour landsat 8)
2.  $BT = k2 / \ln(k1 / L(y) + 1) - 273.15$   
 Avec :  $K1 = 666.09$  et  $K2 = 1282.71$
3.  $PV = ((NDVI - NDVImin) / (NDVImax - NDVImin))^2$
4.  $E = 0.004 * PV + 0.986$
5.  $LS = BT / (1 + (Y + BT / C2) * \ln(E))$   
 Avec :  $Y = 10.8$   
 $C2 = 14388$

Les constantes sont obtenues d'après les metadatas des images satellites.

Nous avons stocké le résultat dans la géodatabase sous "Temperature\_Raster"



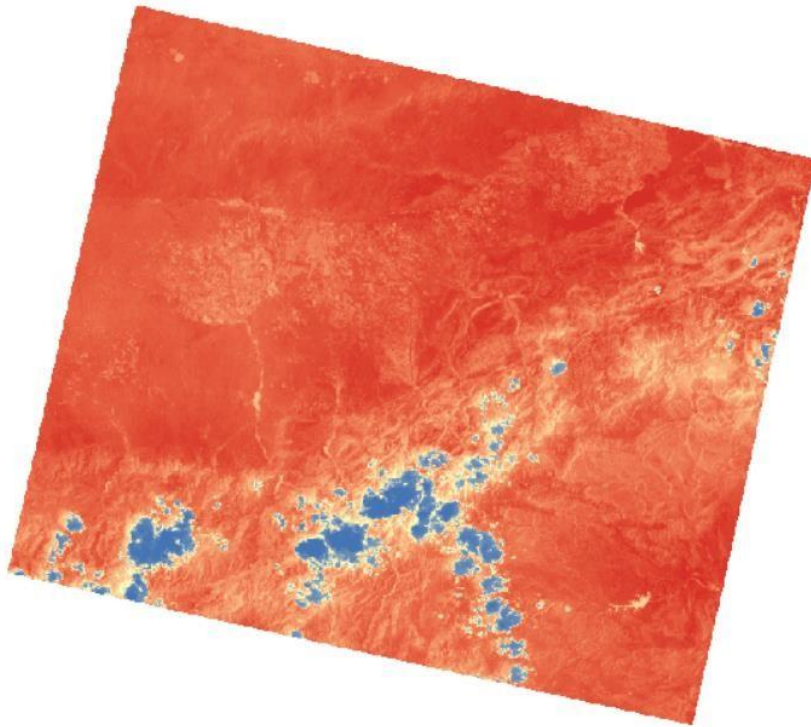


Figure 4 : Carte de la température

Nous avons également constaté que les arganiers et les oliviers poussent dans des sols relativement différents selon la quantité de calcaire. Nous avons donc téléchargé un "shapefile" sur le site [www.geoamenagement.com](http://www.geoamenagement.com) qui contient des données sur la répartition du calcaire à travers le Maroc. Nous avons ensuite découpé la partie qui croise notre image et nous la transformons en un raster avec la même résolution que l'image satellite en utilisant la fonction Polygon to Raster et nous les avons stockés dans la géodatabase.



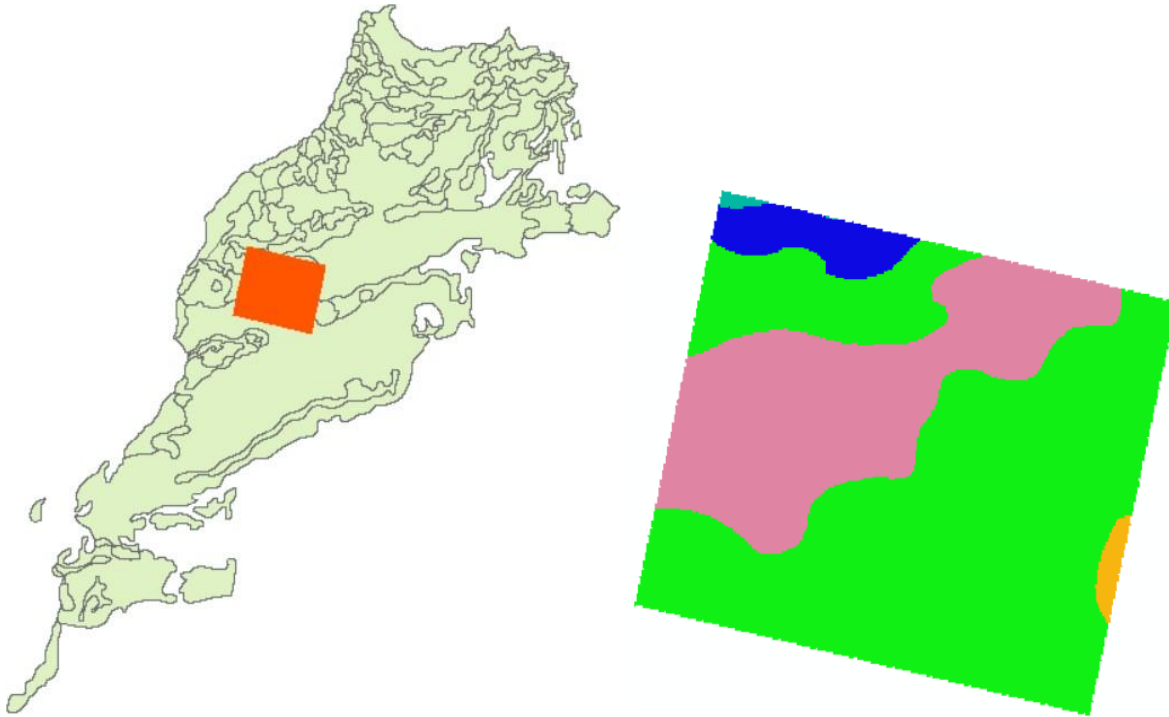


Figure 5 : Shapefile et Raster de types de sol

Nous avons ensuite combiné tous les rasters résultant des processus précédents (figures 1, 2, 4, 5) en utilisant la fonction `composite_bands` pour avoir notre image finale prête à être classée sous le nom «composite2017» dans la geodatabase.

## 4- Choix de mode de classification

Nous avons maintenant le choix de la classification, soit supervisée (on choisit les parcelles à classer) soit non supervisée (les parcelles sont choisies aléatoirement et réparties dans l'image).

Nous avons opté pour le deuxième choix afin d'éliminer les biais de notre classification et d'assurer la transparence.

Comme nous avons utilisé `arcgis` qui ne prend pas en charge cette classification, nous avons créé un script `python` qui génère des parcelles aléatoires uniformément sur les 6 zones mentionnées précédemment (`Distribution.py`).



```
from arcpy import *
import math

env.workspace=r'C:\Users\Oussama\Desktop\1\classification.gdb'

surface=575109892          # C'est 3% de la surface totale en metres
nbPts=200                  # C'est le nombre de points par zone ( 6 zones )
surfpts=surface/(nbPts*6) # Surface de chaque petite cercle

# Les noms des Zones :
List=['Saad','Nadia','Fati','Oussama','Amine','Ayoub']
# Diametre de chaque cercle :
distance=str(int(2*math.sqrt(surfpts/math.pi))+1)+' meters'
# Rayon de chaque cercle :
bufdist=str(int(math.sqrt(surfpts/math.pi))+1)+' meters'

i=1 # i est le numero de chaque zone

for e in List :
    zone , pts , shp = 'p'+e , 't'+e , e+str(i)
    CreateRandomPoints_management(env.workspace,pts,zone,number_of_points_or_field=nb
    Pts,mininum_allowed_distance=distance) # Creations de 200 points aleatoires dans
    chaque zone
    Buffer_analysis(pts, shp, bufdist) # le buffer de chaque point
    i+=1
```

ce programme python prend les 6 polygones (rectangles) qui représentent les zones et génère une Feature Class pour chaque zone. Chaque Feature Class représente les parcelles (cercles) à classer par chaque membre du groupe. Ces parcelles existent dans le jeu de classes d'entités "Zone\_par\_personne" de notre géodatabase. Ces plots représentent 3% de la surface totale de

l'image qui est la norme. La moitié sera utilisée pour le classification et l'autre moitié sera utilisée pour la vérification.

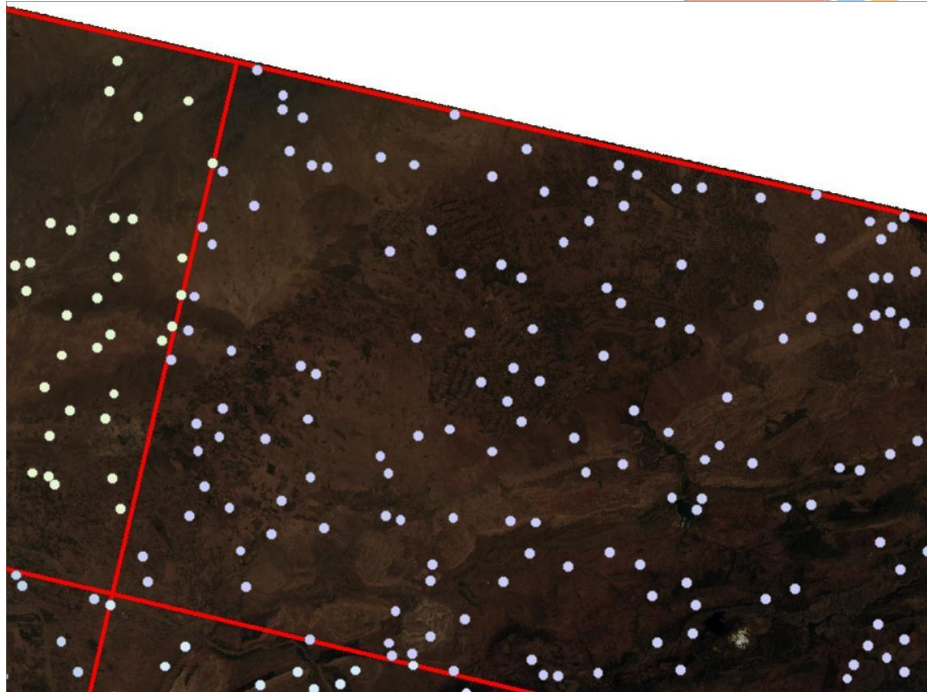


Figure 6 : Cercles de classification

## 5- Classifier les parcelles

Normalement l'étape suivante nécessite des informations approfondies sur le terrain ce qui nous posait problème car nous ne pouvions pas récupérer nous-mêmes les informations en visitant le terrain car la zone était loin de notre école (300Km) nécessite 4 heures de route, un abri à l'arrivée et assez le temps de collecter les données. Le temps seul n'était pas disponible en raison d'autres occupations (examens, devoirs, autres projets...). De plus, il était difficile de localiser exactement nos cercles sur la carte pour obtenir des données à leur sujet sur Internet.

Nous avons donc trouvé une alternative. Créer un script python (classification.py) qui nous indique la coordonnée exacte de chaque centre des cercles. nous pouvons ensuite les rechercher à l'aide de services satellitaires (earthexplorer, googlemaps ...) pour obtenir des

informations sur ces endroits et les classer. C'est-à-dire, on va affecter des valeurs de l'attribut "Classname" du shapefile des cercles.



```
polygones=r'C:\Users\lenovo\Desktop\shapefiles\Oussama4.shp' #Chemin Vers Les
polygones à classés
sr='4326' #Référence spatial
nbr=0 #Id du polygone par lequel on va commencer
L=[]
# on remplit L avec les coordonees des cercles.
with da.SearchCursor(polygones,['shape@X','shape@Y'],spatial_reference=sr) as cursor:
    for row in cursor:
        latitude=row[0]
        longitude=row[1]
        L.append((longitude,latitude))
# on classe les cercles.
for i in range(nbr,len(L)):
    b=str(L[i])
    r=1
    while r==1:
        try:
            c=str(input('donner la classe'+b+'\nentrez K si vous voulez quitter'))
            r=0
        except:
            print('entre une valeur string ne pas oublier les quotes \'\'')
            r=1

    if c==str('k'):
        print("Vous avez arrêté au polygone d'ID : "+str(i))
    with da.UpdateCursor(polygones,['Classname'] ) as cursor:
        occ=0
        for row in cursor:
            if occ==i:
                row[0]=c
                cursor.updateRow (row)
            occ=occ+1
```



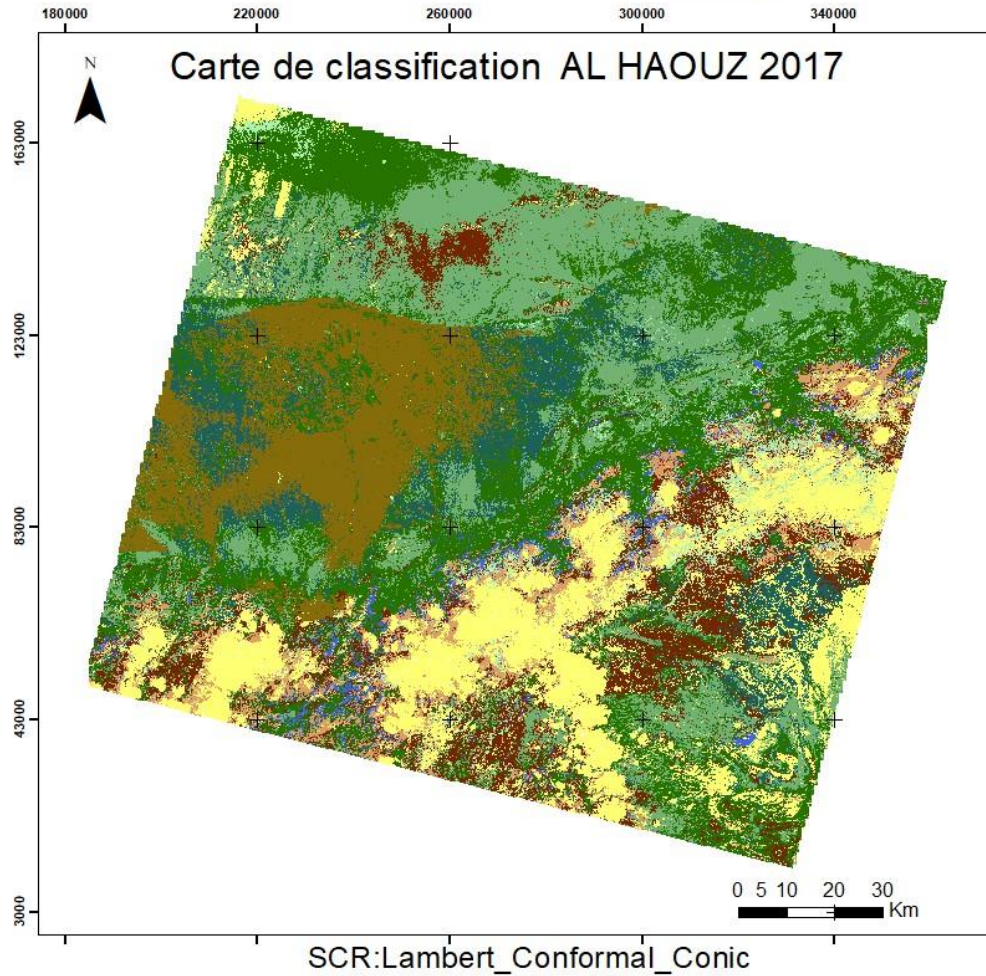
Au cours de cette phase nous avons découvert quelques contraintes qui affecteraient la précision des résultats :

- 1 - Chaque cercle couvre une grande surface ce qui augmente la probabilité de plusieurs classes dans un cercle. Mais pour les rendre plus petits il faut augmenter leur nombre ce qui conduirait à un nombre immense de cercles ce qui n'est pas pratique.
- 2 - Incapacité à détecter le type de forêt ou le type de parcelles agricoles à partir des services satellitaires (googlemaps). Nous avons donc recherché des données sur Internet et n'en avons trouvé que quelques-unes qui sont disponibles et la plupart sont privées.
- 3 - L'algorithme de classification confond entre le sol et les bâtiments et cela est dû à la contrainte précédente. Afin de résoudre ces problèmes, nous avons créé nos propres parcelles de construction qui sont petites et ne contiennent que les bâtiments. Nous n'avons appliqué cette méthode que pour la classe : bâtiments.

## *6- Classification du maximum de vraisemblance de l'image satellite d'Al Haouz 2017*

Pour passer à la classification, nous avons créé le fichier de signature spectrale à partir de notre shapefile de parcelles. Nous l'avons ensuite utilisé pour appliquer la classification de vraisemblance maximale d'arcgis pour classer notre image.

Nous avons utilisé les résultats en plus des outils cartographiques arcgis pour créer notre carte de classification



### Legend

	Citrouille		Autres forêts
	Autres parcelles de cultures		Pasteque
	Forêt d'argane		Forêt d'olive
	Sol		Batiment
	Eau		







## 7- La Vérification (Table de confusion)

Pour évaluer notre travail, nous avons utilisé la fonction `arcgis "Tabulate Area"` qui prend comme arguments notre shapefile de vérification et l'image classée et nous renvoie la table de confusion.

tableau_de_confusion										
Rowid	VALUE	CLASS_0	CLASS_1	CLASS_2	CLASS_3	CLASS_4	CLASS_5	CLASS_6	CLASS_8	CLASS_10
1	0	916200	2768400	3520800	13884300	900	50400	1394100	2645100	0
2	1	753300	6749100	2577600	39160800	9000	1918800	3992400	1863900	0
3	2	519300	697500	174600	22969800	15300	3102300	113400	804600	0
4	3	211500	98100	136800	38287800	27900	1854900	25200	305100	0
5	4	13500	52200	125100	1932300	201600	2258100	17100	960300	0
6	5	291600	369900	96300	8963100	26100	4448700	164700	1152000	0
7	6	338400	229500	201600	5422500	0	1085400	355500	127800	0
8	8	1274400	5488200	4671900	27687600	199800	9623700	3012300	9559800	0
9	10	965700	6595200	2649600	13320000	0	559800	48600	5149800	2952900

Les tableaux de confusion montrent qu'il y a des imprécisions et cela est dû aux contraintes expliquées précédemment.

## 8- Carte de changement d'Al Haouz entre 2017 et 2023

Afin d'avoir un résultat plus précis de notre projet, nous avons reclassé notre image satellite de 2017 en utilisant des classes plus générales (forêt, eau, parcelles agricoles, bâtiments, sol) et pour rendre les choses plus intéressantes, nous avons appliqué le même algorithme de classification à une image satellite de 2023 de la même zone afin de suivre le changement entre les deux dates.

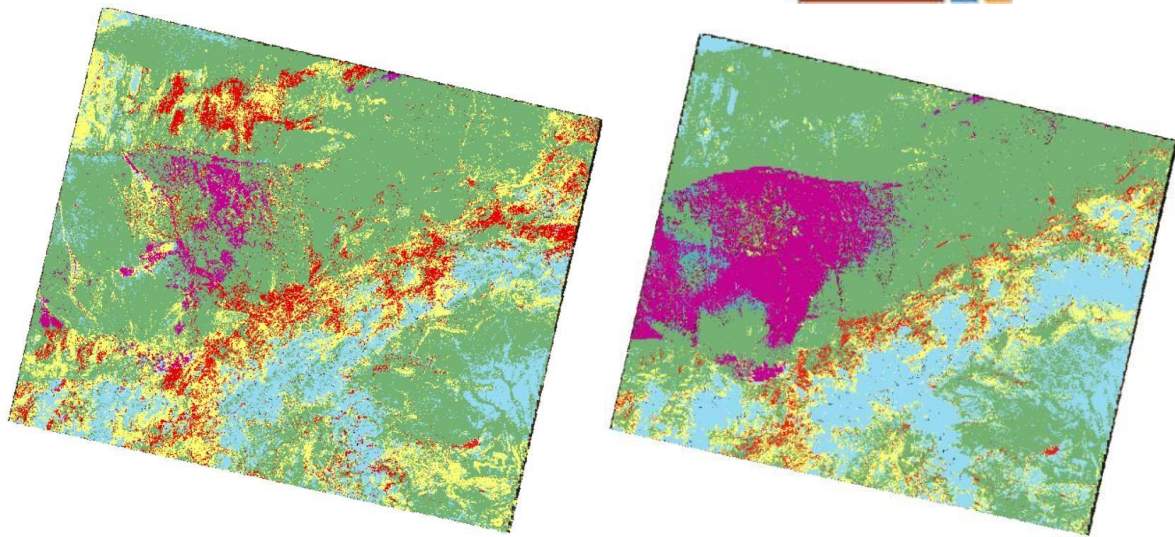


Figure 7 : Classification des images 2017 et 2013 de la province Al Haouz

Nous avons la possibilité de faire une carte d'évolution pour différents phénomènes, celui qui nous a semblé le plus intéressant est de suivre la déforestation et la reforestation. nous nous sommes donc concentrés davantage sur les classes de sol et de végétation.

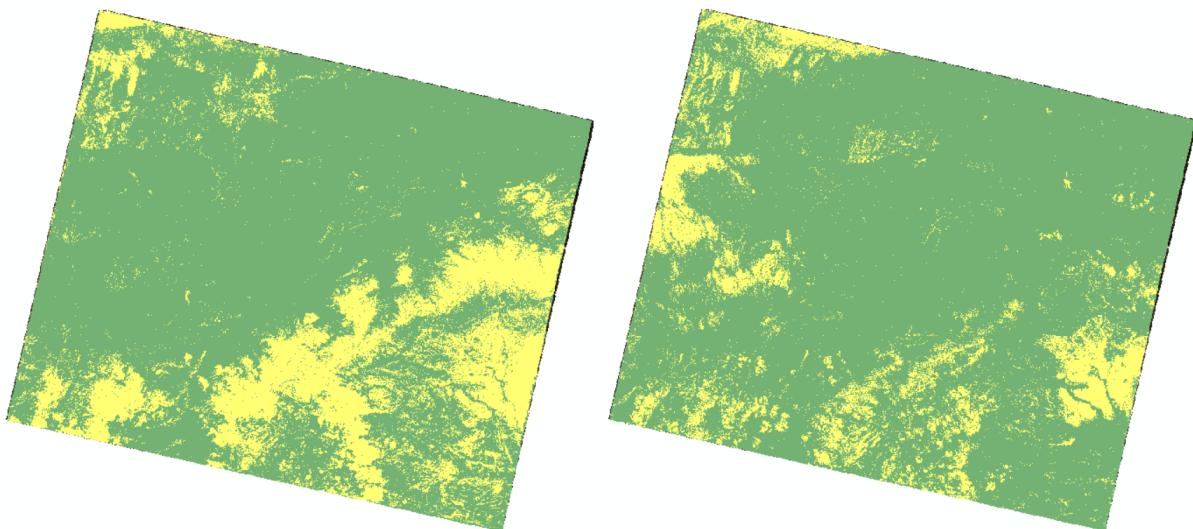
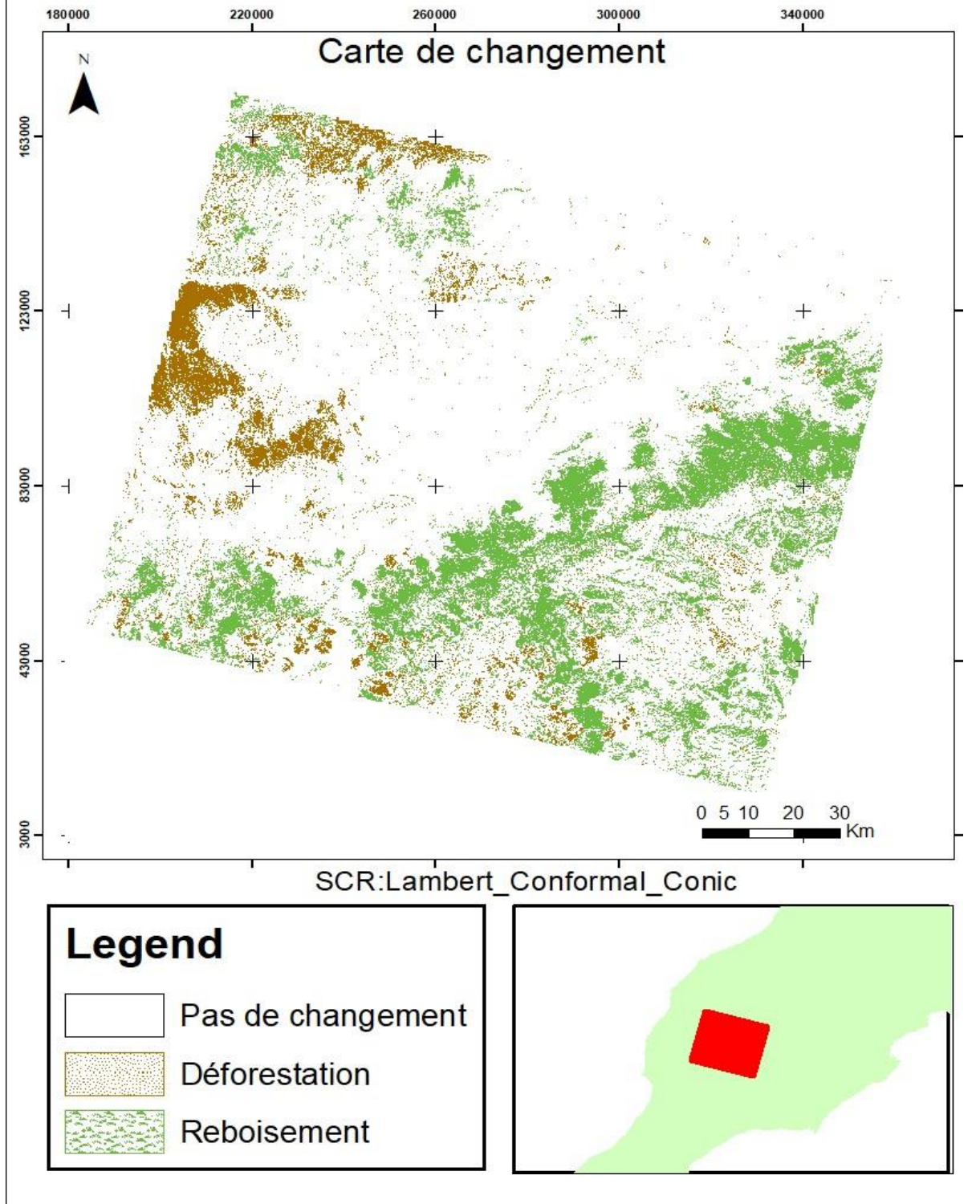


Figure 8 : Classification (Jaune=Sol , Vert=Végétation)



Nous avons utilisé les deux rasters classés de la figure 8 pour créer la carte de changement à l'aide de Raster Calculator dans arcgis : Résultat = Raster2017 + 10 \* Raster2023







## 9 - Conclusion

Après avoir mené notre projet de classification d'images, nous sommes parvenus à une conclusion enrichissante. Tout au long du processus, nous avons acquis de nouvelles connaissances et avons découvert certaines contraintes auxquelles nous avons trouvé des solutions. Cependant, il est important de souligner que notre objectif principal dans ce projet était de mettre en pratique nos multiples compétences académiques, plutôt que d'obtenir des résultats d'images classifiées très précis et corrects. Nous avons ainsi pu explorer et développer nos compétences de manière approfondie, en faisant preuve d'une grande créativité et en repoussant les limites de notre apprentissage.



## ANNEXE

- [-] projet\_traitement\_image
  - [-] Changement
    - [+] foret2017
    - [+] foret2023
    - [+] reduit\_2017
    - [+] reduit\_2023
  - [-] Les Images Satellites
    - [+] image\_01\_2017
    - [+] image\_08\_2017
    - [+] image\_2023
  - [-] Project\_Data.gdb
    - [-] Cercles\_Par\_Zone
      - Amine5
      - Ayoub6
      - Fati3
      - Nadia2
      - Oussama4
      - Saad1
    - [-] Zone\_par\_personne
      - pAmine
      - pAyoub
      - pFati
      - pNadia
      - pOussama
      - pSaad
    - boundary
    - [+] composite2017
    - [+] Temperature\_Raster
    - [+] Type\_Sol\_PolygonToRaster
    - types\_de\_sols
    - zone\_de\_classification
    - zones\_de\_verification
  - [+] carte\_change
  - [+] classed\_2017
  - [+] tableau\_de\_confusion