المملكة المغربية ROYAUME DU MAROC





معهد الحسن الثاني للزراعة والبيطرة

3éme année cycle d'ingénieur

Filière de formation en Sciences Géomatiques et Ingénierie Topographique

Rapport mini projet classification basée pixel et orientée objet

Sous l'encadrement de:

Mme. Sebari Imane

Réalisé par:

Amaajane hajar N°:06

Madich Bader N°:45

October 2023

Adresse: Madinat Al Irfane, B.P. 6202. Rabat – Maroc

Tél : (00 212) 0537 77 17 58/59 Fax : (00 212) 0537 77 58 45 Site web : http://www.iav.ac.ma العنوان: ص. ب 6202 الرباط المعاهد الرباط – المغرب الهاتف: 59 /77 77 0537 (202 00) الفاكس: 58 770537 (202 00) موقع الأنترنيت:http://www.iav.ac.ma

Table des matières

I. Choix de la thématique :	4
II. Téléchargement de données :	4
III. Méthodologie:	5
1. Définition de la hiérarchie des classes:	6
2. Segmentation:	6
3. Classification:	7
2.1 La première méthode "basé pixel":	7
2.2 La deuxième méthode "Nearest Neighbor" :	9
2.3 La troisième méthode "arbre de décision":	9
2.4 La quatrième méthode "Base de règles" :	11
4. Validation:	12
IV.Comparaison des résultats :	13
V. Analyse des résultats :	

Liste des figures :

Figure 1:Le code de téléchargement des images sur Google Earth Engine	4
Figure 2: Le schéma de notre méthodologie pour résoudre le problème	5
Figure 3:Liste des classes adoptées pour nos images.	6
Figure 4:Image segmentée du Barrage Bin El Ouidane de 2019	7
Figure 5: Image segmentée du Barrage Bin El Ouidane de 2023	7
Figure 6:Image de 2019 classifiée avec l'approche basé pixel sur ENVI (NN)	8
Figure 7:Image de 2023 classifiée avec l'approche basé pixel sur ENVI (NN)	8
Figure 8: Image de 2023 classifiée avec la méthode du "Nearest Neighbor"	9
Figure 9: Image de 2019 classifiée avec la méthode du "Nearest Neighbor"	9
Figure 10: Un schéma illustrant les nœuds et les branches de notre arbre de décision	10
Figure 11: Image de 2019 classifiée avec la méthode de l'Arbre de décision	11
Figure 12: Image de 2023 classifiée avec la méthode de l'Arbre de décision	11
Figure 13: Image de 2019 classifiée avec la méthode Base de règles	11
Figure 14: Image de 2023 classifiée avec la méthode Base de règles	12
Figure 15: Image de 2019 reclassifiée en deux classes, "eau" et "autre", sur ArcMap	14
Figure 16:Calcul de la différence entre les deux images avec l'outil Raster Calculator	14
Figure 17: Image de la différence de la surface de l'eau entre 2019 et 2023	15
Figure 18: la différence de surface de l'eau entre 2019 et 2023 en hectares	15

Liste des tableaux :

Tableau 1: Tableau illustrant notr	e analyse de la	n matrice de	confusion pou	ır chaque	méthode
et notre validation					13

I. Choix de la thématique :

- Nous avons choisi d'effectuer une étude sur le barrage de Bin El Ouidane comme zone d'étude en raison de la baisse significative du niveau d'eau qu'il a connue au cours des cinq dernières années.
- L'objectif principal de notre étude consiste à effectuer une analyse approfondie visant à quantifier la diminution de la capacité d'eau dans le barrage en traitant les images satellitaires correspondes à cette zone.
- Notre période d'étude se base sur deux images prises à deux moments distincts : une datant du 1er avril 2019 au 30 avril 2019 et l'autre du 1er avril 2023 au 30 avril 2023. Les statistiques publiées par la direction nationale de l'eau confirment cette diminution significative entre 2019 et 2023.

II. Téléchargement de données :

Nous avons utilisé le code suivant dans l'éditeur de code de la plateforme Google Earth Engine. Pour délimiter la zone d'intérêt, nous avons tracé un polygone, et nous avons ajusté la date d'acquisition des images pour réaliser la comparaison souhaitée par la suite. Nous avons choisi d'utiliser les images satellites Sentinel en raison de leur résolution spatiale de 10 mètres et de leur spectre de 16 bandes, ce qui répond le mieux à nos besoins.

```
Imports (1 entry)
🕨 var zone: Polygon, 4 vertices 🔯 🔯
// 1 - Creating a function to mask the clouds
function maskS2clouds(image) {
  var qa = image.select('QA60');
    var cloudBitMask = 1 << 10;</pre>
    var cirrusBitMask = 1 << 11;</pre>
   var mask = qa.bitwiseAnd(cloudBitMask).eq(0)
        .and(qa.bitwiseAnd(cirrusBitMask).eq(0));
    return image.updateMask(mask).divide(10000);
// 2 - Creating the image collection by date filter
var collection = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2_HARMONIZED')
   .filterDate('2023-04-01', '2023-04-30')
.filter(ee.Filter.lt('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 20))
    .map(maskS2clouds);
// 3 - Creating the composite image by the median of the image collection
var composite = collection.median();
// 4 - Clipping the image by the shapefile 'zone'
var image = composite.clip(zone);
// 5 - Visualisation
Map.centerObject(zone, 10);
var visPar = {bands:['B4','B3','B2'], min: 0.07007500119507312, max: 0.2847416628152132}
Map.addLayer(image, visPar, 'Image Sentinel');
// 6 - Export
Export.image.toDrive({
 image: image,
  // maxPixels: 2007511038752
});
```

Figure 1:Le code de téléchargement des images sur Google Earth Engine.

III. Méthodologie :

Le processus sur lequel nous allons nous appuyer dans notre étude implique l'utilisation de quatre méthodes, dont trois nécessitent une étape de segmentation avant d'intégrer le processus de classification. Pour la première méthode, nous optons pour une classification simple où nous définirons directement les zones d'entraînement. En revanche, pour les trois autres méthodes, une segmentation préalable est nécessaire.

La deuxième méthode consiste à sélectionner les zones d'entraînement en se basant sur les polygones issus de la segmentation. La troisième méthode impliquera le calcul des indices NDWI, MNDWI et NDVI en utilisant un arbre de décision. Quant à la quatrième méthode, elle effectuera également le calcul des indices NDWI, MNDWI et NDVI, mais cette fois-ci en utilisant une base de règles.

Enfin, nous comparerons les deux ensembles d'images résultant de la classification pour évaluer l'évolution de la superficie de l'eau au fil du temps en utilisant la méthode de soustraction. Pour commencer, nous diviserons le processus en deux étapes distinctes. La première étape consistera à segmenter nos images en utilisant un seuil approprié. Ensuite, dans la deuxième étape, nous mettrons en œuvre la classification. Pour cette classification, nous exploitons quatre méthodes distinctes. La première méthode se basera sur les pixels, tandis que la deuxième méthode utilisera la distance minimale (NN).

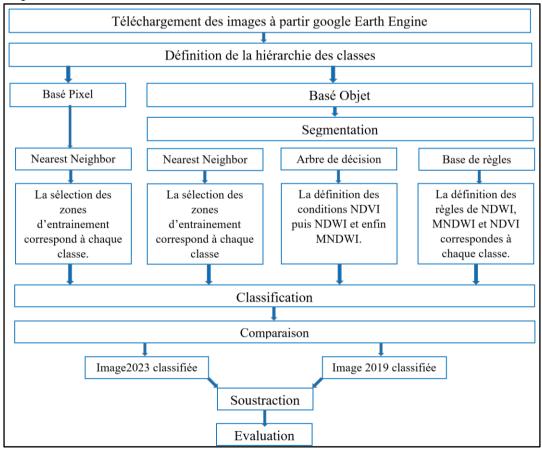


Figure 2: Le schéma de notre méthodologie pour résoudre le problème.

1. Définition de la hiérarchie des classes :

Pour ces images, nous avons envisagé la hiérarchie ci-après.

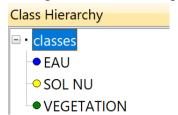


Figure 3:Liste des classes adoptées pour nos images.

2. Segmentation:

Pour obtenir une segmentation pertinente permettant de différencier les différentes classes de notre image, nous avons réalisé plusieurs tests en modifiant le paramètre d'échelle (SP) ainsi que les critères d'homogénéité (Shape et Compactness). Pour ces tests, nous avons maintenu les facteurs Shape et Compactness respectivement à 0 et 0,5.

Lors du premier test avec un SP=100, nous avons constaté que cette segmentation n'a délimité qu'un seul polygone pour le barrage, ce qui a provoqué une sous-segmentation. Par conséquent, nous n'avons pas pu distinguer les autres détails correspondant aux autres classes.

Un deuxième test avec un SP=50 a été réalisé, mais il a également abouti à une sous-segmentation.

Finalement, nous avons opté pour le test avec un SP de 5. Malgré une sursegmentation, cette approche nous a permis d'obtenir des polygones qui épousaient au mieux les contours du barrage. En utilisant l'édition manuelle pour fusionner les polygones délimitant l'ensemble du barrage, nous avons pu obtenir le résultat souhaité.

le résultat obtenu pour les deux images est le suivant:



Figure 4:Image segmentée du Barrage Bin El Ouidane de 2019.

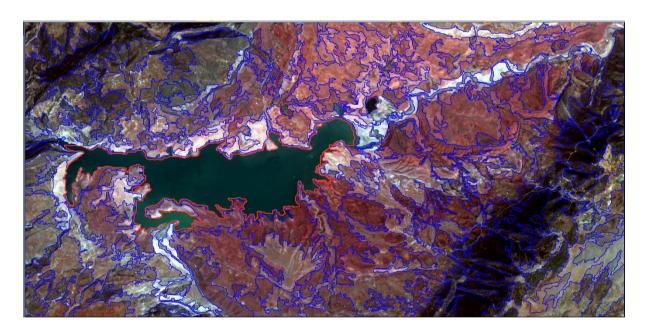


Figure 5: Image segmentée du Barrage Bin El Ouidane de 2023.

3. Classification:

2.1 La première méthode "basé pixel":

Dans la classification basée sur les pixels, chaque pixel de l'image est traité et classifié individuellement en fonction de ses caractéristiques (couleur, texture, etc.) sans prendre en compte son contexte dans l'image. Les pixels ne sont pas regroupés

en objets ou en régions. Chaque pixel est classifié indépendamment des pixels voisins.

Le processus :

En raison de l'incapacité à trouver un moyen de passer d'une classification basée sur les pixels dans la solution ECOGNITION, nous avons opté pour une alternative en utilisant ENVI. Ce logiciel nous offre la possibilité d'accomplir cette tâche en utilisant divers algorithmes de classification. Pour notre cas, nous avons choisi de travailler avec l'algorithme de la distance minimale NN basée pixel.

Pour appliquer cet algorithme, nous avons sélectionné des régions d'intérêt pour les trois classes (végétation, eau, sol nu). Vous trouverez ci-dessous les deux images classifiées.

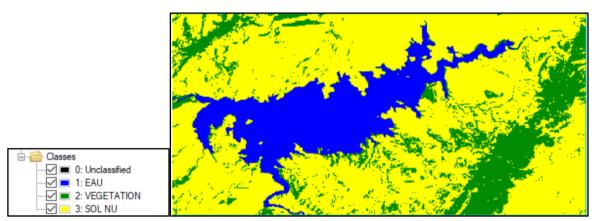


Figure 6:Image de 2019 classifiée avec l'approche basé pixel sur ENVI (NN).

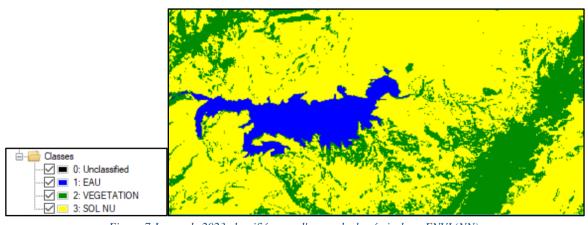


Figure 7:Image de 2023 classifiée avec l'approche basé pixel sur ENVI (NN).

2.2 La deuxième méthode "Nearest Neighbor" :

Avec cette méthode, nous avons sélectionné des zones d'entraînement pour chaque classe. Cet algorithme calcule des relations statistiques, puis les compare afin d'attribuer chaque objet à la classe la plus proche. Le résultat obtenu par cette méthode de classification pour les deux images est le suivant :

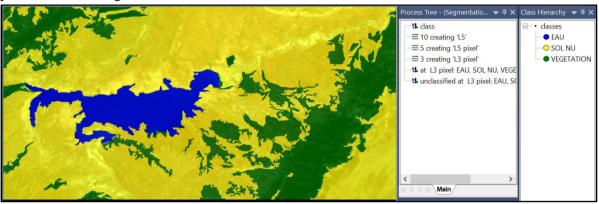


Figure 8: Image de 2023 classifiée avec la méthode du "Nearest Neighbor".

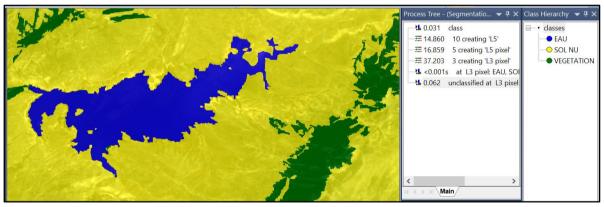


Figure 9: Image de 2019 classifiée avec la méthode du "Nearest Neighbor".

2.3 La troisième méthode "arbre de décision":

Avant d'entamer la classification par cette méthode, il fallait définir les indices sur lesquels nous allions nous appuyer lors de la classification.

2.3.1 Définition:

L'indice NDVI: NDVI, ou Normalized Difference Vegetation Index en anglais, est un indice utilisé pour évaluer la quantité de végétation verte ou la santé de la végétation sur la surface de la Terre, en particulier dans le contexte de la télédétection et de l'observation de la Terre depuis des satellites. L'indice NDVI est calculé à partir des données spectrales recueillies par des capteurs à bord de satellites ou d'aéronefs, généralement dans les domaines de la lumière visible et de l'infrarouge proche.

$$NDVI = (PIR - R) / (PIR + R)$$

Les valeurs <0,3 : Classe EAU et SOL NU

Les valeurs positives modérées NDVI>0,3: Classe VÉGÉTATION

• L'indice NDWI:NDWI (Normalized Difference Water Index) Cet indice est dérivé du NDVI. Il a été proposé par McFeeters en 1996 [25] pour la détection optique. Il a pour but d'extraire les masses d'eau, car il maximise la réflectance de l'eau dans les longueurs d'onde du vert (V):

$$NDWI = (V - PIR) / (V + PIR)$$

Ce NDWI présente des valeurs positives pour les masses d'eau, et des valeurs nulles ou négatives pour la végétation et le sol nu.

NDWI>0: classe EAU

NDWI<= 0 : classe VÉGÉTATION et SOL NU

 L'Indice Spectre PIR (Proche Infrarouge):il est utilisé pour détecter la présence d'eau et distinguer entre des surfaces aquatiques et non aquatiques en analysant les propriétés spectrales des objets par rapport au spectre PIR. Les valeurs de cet indice sont généralement interprétées de la manière suivante :

Valeurs proches de 0: classe EAU

Valeurs supérieur à 0: classe VÉGÉTATION et SOL NU

2.3.2 Classification:

Après avoir généré et affiché les indices PIR, NDVI et NDWI, on peut procéder à une classification en utilisant une structure hiérarchique, comme illustré dans le schéma suivant :

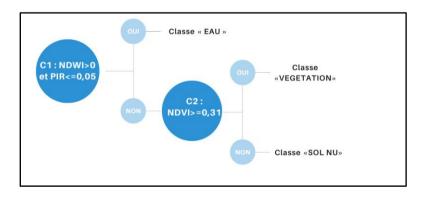


Figure 10: Un schéma illustrant les nœuds et les branches de notre arbre de décision.

Le résultat obtenu par cette méthode de classification pour les deux images est le suivant :

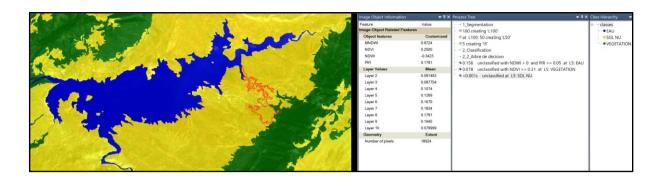


Figure 11: Image de 2019 classifiée avec la méthode de l'Arbre de décision.

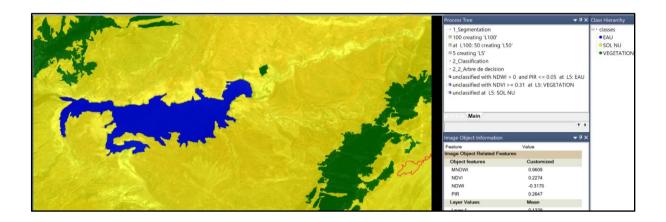


Figure 12: Image de 2023 classifiée avec la méthode de l'Arbre de décision.

2.4 La quatrième méthode "Base de règles" :

Contrairement à la méthode des arbres de décision, cette approche de classification permet d'établir simultanément des seuils spécifiques pour les indices de chaque classe.

Après avoir inclus les caractéristiques des indices pour chaque classe, nous procédons à la classification, le résultat obtenu pour les deux images est comme suit :

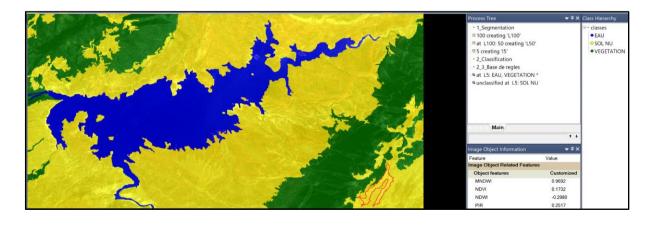


Figure 13: Image de 2019 classifiée avec la méthode Base de règles.

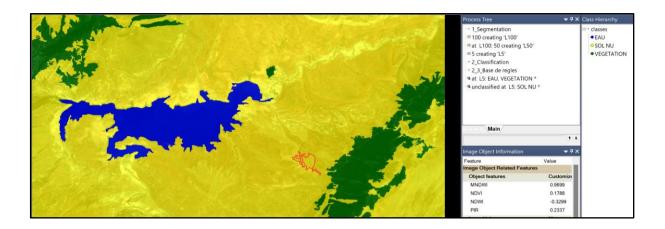


Figure 14: Image de 2023 classifiée avec la méthode Base de règles.

4. Validation:

Chaque méthode de classification est évaluée en utilisant la matrice de confusion, en prenant en compte l'indice kappa, dont la valeur doit dépasser 0,8, ainsi que les taux d'erreur de commission et d'omission.

Méthode de classification	Matrice de confusion	Validation
Basé pixel "Nearest Neighbor"	Confusion Nation D. NET-Variationent proaced des haspen White project NET-Distance_s	Il convient de noter que l'indice kappa dépasse 0,8. D'un côté, la classe d'intérêt principale, à savoir la classe de l'eau, a été très bien classifiée, car l'erreur de commission et l'erreur d'omission n'ont pas dépassé 0,33 %. Cependant, des difficultés sont apparues dans la détection correcte des classes de sol et de végétation en raison de segments présentant des zones de sol nu avec quelques arbres, ce qui a entraîné une certaine confusion entre ces deux catégories.
Basé Objet "Nearest Neighbor"		A partir cette matrice et l'indice kappa, il est clair que les classes ont été bien classés

Basé Objet "Arbre de décision"	Error Matrix based on Samples User VEGE SOL EAU	Il convient de noter que l'indice kappa dépasse 0,8.L'ensemble des classe ont été bien classer avec cette méthode.
Basé Objet "Base de règles"	User	En se basant sur la matrice de confusion et l'indice Kappa, il est évident que la plupart des classes ont été correctement classées, à l'exception d'une légère confusion entre les classes "sol" et "végétation".

Tableau 1: Tableau illustrant notre analyse de la matrice de confusion pour chaque méthode et notre validation.

IV. Comparaison des résultats :

Avant de comparer les différentes méthodes de classification, il est essentiel de bien comprendre l'objectif de la classification ainsi que l'utilisation prévue des images classifiées. Dans notre cas, l'objectif principal est de délimiter la structure du barrage et d'évaluer de manière précise la variation du niveau de l'eau au fil du temps.

En se basant sur les valeurs de la matrice de confusion et l'indice Kappa, il est évident que les résultats indiquent une bonne distinction entre les classes. Les matrices de confusion suggèrent que la classification orientée objet peut offrir une précision supérieure par rapport à la classification orientée pixel. Toutefois, il est essentiel de noter que les valeurs de l'indice Kappa et les matrices de confusion sont influencées par le nombre et la disposition des zones de validation.

Il est important de noter que la classification basée sur les pixels nécessite moins de paramétrage et donc moins de temps pour être mise en œuvre. En revanche, la classification basée sur les objets requiert la définition de plusieurs paramètres par l'utilisateur (comme l'indice PIR, NDVI et NDWI) et demande un effort expérimental considérable pour assurer la pertinence de la segmentation.

Visuellement, les résultats des deux méthodes sont assez proches de la réalité sur le terrain. La principale différence réside dans la délimitation du barrage, qui est mieux réalisée par la méthode basée sur les pixels, car chaque pixel est assigné à la classe appropriée, assurant ainsi une précision plus élevée.

Il convient également de noter que les images que nous analysons ne contiennent pas de détails aquatiques loin du périmètre du barrage. Par conséquent, lors de la détermination de la limite du barrage, il n'y a pas de biais potentiel, et l'effet de "poivre et sel" est évité. En plus, il est important de souligner que la classification basée objet dépend fortement de la qualité de la segmentation initiale.

V. Analyse des résultats :

Cette analyse consiste à évaluer la diminution de la masse d'eau tout en appliquant la méthode de soustraction sur les deux images et cela est fait en utilisant le logiciel ArcMap les démarches à suivre:

- 1- Importation des images classifiées sous format tif sur ArcMap;
- 2- Reclassification des deux images : Nous avons effectué une reclassification des deux images pour fusionner les classes "VEGETATION" et "SOL NU" en une nouvelle classe : "Autre". Et nous avons attribué la valeur 1 à la classe "EAU" et la valeur 2 à l'autre classe. Cela nous a permis de simplifier l'analyse en ne conservant que deux classes pertinentes.

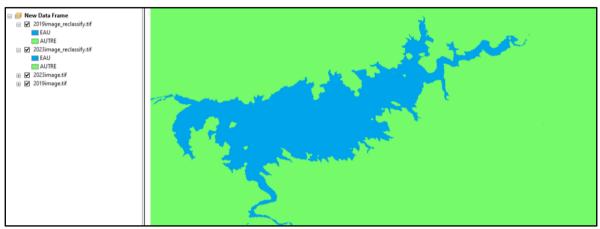


Figure 15: Image de 2019 reclassifiée en deux classes, "eau" et "autre", sur ArcMap.

3- Application de l'algorithme de soustraction : Nous avons appliqué un algorithme de soustraction entre les deux images reclassifiées. L'algorithme de soustraction nous permet de calculer la différence entre les deux images et d'identifier les zones où il y a eu une diminution de la masse d'eau.

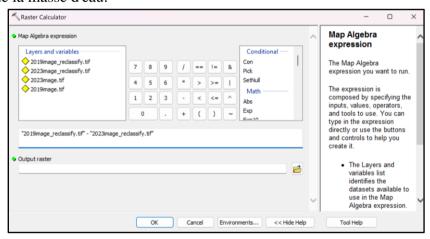


Figure 16:Calcul de la différence entre les deux images avec l'outil Raster Calculator.

4- Le calcul du nombre de pixels ayant des valeurs égales à 1 : Après avoir appliqué l'algorithme de soustraction, nous devons compter le nombre de pixels dans l'image résultante qui ont une valeur égale à 1. Ces pixels représentent la zone où la masse d'eau a diminué.

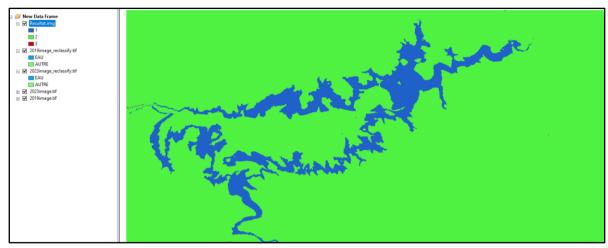


Figure 17: Image de la différence de la surface de l'eau entre 2019 et 2023.

5- Le calcul de la superficie occupée par ces pixels : En utilisant la résolution de l'image (100m²), on calcul la superficie totale occupée par les pixels ayant une valeur de 1. Cela nous donne une mesure de la diminution de la masse d'eau en termes de superficie.

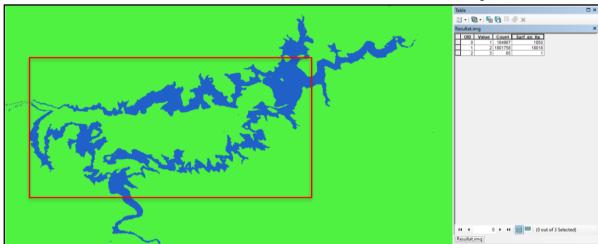


Figure 18: la différence de surface de l'eau entre 2019 et 2023 en hectares.

La zone recouverte par l'eau a réduit sa superficie de 1850 hectares ces quatres dernières années.

Conclusion:

En conclusion, la classification basée sur l'objet et la classification basée sur le pixel représentent deux approches distinctes pour résoudre des tâches de traitement d'images, chacune avec ses avantages et ses inconvénients. La classification basée sur l'objet se distingue par sa capacité à identifier des objets spécifiques dans une image, ce qui en fait un choix judicieux pour des applications où une compréhension fine des éléments de l'image est essentielle.

D'un autre côté, la classification basée sur le pixel se concentre sur l'attribution de classes à chaque pixel de l'image, offrant ainsi une vue d'ensemble de la distribution des classes. Il est important de prendre en compte d'autres facteurs tels que la disponibilité des données, la résolution des images, la nature des images à traiter et les ressources informatiques disponibles. En fin de compte, la méthode choisie devrait être celle qui répond le mieux aux besoins spécifiques de votre projet, en équilibrant les avantages de chaque approche par rapport à ses inconvénients.