

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche**  
**Scientifique**

**Ecole Nationale Polytechnique**  
**Département Hydraulique**



Mémoire de fin d'études

**Présenté par :**  
**Mr FEL Abdelatif**

En vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en Hydraulique

**GESTION DES BARRAGES PAR**  
**REMOTE SENSING ET MACHINE**  
**LEARNING**

**Composition du jury :**

Président : Mr. Rezki AKKAL	Professeur ENP
Promoteur : Mr. Abdelmalek BERMAD	Professeur ENP
Mr. Youcef ALIANE	Doctorant U. Annaba

Examineurs : Mr. Abdelouahab LEFKIR	MCA ENSTP
Mr. Rafik OULEBSIR	Docteur USTHB

**ENP 2021**



**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**

**Ecole Nationale Polytechnique**  
**Département Hydraulique**



Mémoire de fin d'études

**Présenté par :**  
**Mr FEL Abdelatif**

En vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en Hydraulique

**GESTION DES BARRAGES PAR  
REMOTE SENSING ET MACHINE  
LEARNING**

**Composition du jury :**

Président : Mr. Rezki AKKAL	Professeur ENP
Promoteur : Mr. Abdelmalek BERHAD	Professeur ENP
Mr. Youcef ALIANE	Doctorant U. Annaba

Examineurs : Mr. Abdelouahab LEFKIR	MCA ENSTP
Mr. Rafik OULEBSIR	Docteur USTHB

**ENP 2021**

## *Dédicace*

*A ma chère mère, pour tous ses sacrifices et ses encouragements, pour son soutien continue et son amour inconditionnelle et surtout pour toute la force qu'elle m'a transmis pour poursuivre mes objectifs, pour sa patience et ses prières qui j'espère vont m'accompagner toute ma vie*

*A mon père, celui que je ne remercierai jamais assez pour tous ses encouragements, son soutien et sa confiance en moi, cette confiance qui m'a toujours poussé vers l'avant pour donner le meilleur de moi-même et de le rendre fier.*

*A ma cher Aicha et ma sœur, celles qui ont toujours cru en moi, qui ont toujours été derrière moi toujours fière de ce que j'ai pu accomplir, je ne vous remercierai jamais assez pour tout ce que vous m'avais apporté.*

*A mon petit frère et toute ma famille.*

*Mes très chers amis et Mes camarades d'hydraulique*

# Remerciement

En tout premier lieu, Je tiens tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

Au terme de cette modeste étude, Je tiens à exprimer mes profonde reconnaissance et chaleureux remerciements à mes encadreurs *Mr BERMAD Abdelmalek* et *Mr ALIANE Youcef* qui m'ont guidé et orienté tout au long de la réalisation de ce travail en prodiguant leur précieux conseils et leur vifs encouragements. Je les remercie vivement de leur disponibilité de tous les instants qui ont rendu ce travail possible.

Je tiens à remercier *Mr OULEBSIR Rafik* pour le soutien, l'aide et les conseils qu'il m'a dispensé pour l'élaboration de ce présent mémoire.

Je remercie également le président et les membres du jury qui nous feront l'honneur de juger notre travail.

Enfin, Je voudrais ensuite remercier tous mes proches et amis qui ont contribué de près ou de loin à ce mémoire.

## ملخص

تصنف الجزائر من بين البلدان التي تعاني من نقص كبير في المياه بسبب انتمائها إلى منطقة ذات مناخ شبه قاري، ومن ثم فهناك الحاجة الماسة إلى إدارة الموارد المائية لاسيما السطحية لضمان أمن المياه في المنطقة. لذلك قد يكون من المهم والعملي الاعتماد على الاستشعار عن بعد المعترف به كواحد من أفضل التكنولوجيات الحديثة القادرة على توفير بيانات ذات التوافر المكاني والزمني الملحوظ. ومن هذا المنطلق يهدف هذا المشروع إلى إدماج استخدام منتجات الاستشعار عن بعد مثل الصور البصريالاندسات 8 و سانتينال-2، بيانات الأرصاد الجوية من ايراس 5 وتقنيات تعلم الآلي في المتابعة و التنبؤ لمساحة مياه السدود. تم في هذه المذكرة التطبيق على السدين عين زادة وكدية اسدون المنهجية المطورة واختبارها بنجاح.

**الكلمات المفتاحية :** مساحة مياه السدود، الاستشعار عن بعد، التعلم الآلي، الإدارة، التنبؤ.

## Abstract

Algeria is classified among the most water deficient countries due to its semi-arid climate, hence the absolute necessity of water resources management, especially on the surface, to ensure water security in the region. Therefore, it may be interesting or practical to rely on remote sensing, which is recognized as one of the best modern techniques that can provide data with a remarkable spatial and temporal accuracy. With this in mind, the present project aims to integrate the use of remote sensing products such as Landsat8 and Sentinel-2 optical imagery, ERA5 meteorological data and Machine Learning techniques, in the monitoring and prediction of dam water surfaces. In this thesis, the application of a new approach on the two dams Koudiat Acerdoune and Ain Zada is developed and successfully tested.

**Key Words:** Dam water surface, Remote sensing, Machine Learning, Gestion, Prediction.

## Résumé

L'Algérie est classée parmi les pays les plus déficitaires en eau vu son appartenance à une zone au climat semi-aride, d'où la nécessité absolue de gérer les ressources en eau, notamment en surface, pour assurer la sécurité hydrique de la région. Par ailleurs, il peut être à la fois judicieux et pratique de s'appuyer sur la télédétection, qui est réputée être l'une des meilleures techniques modernes pouvant fournir des données avec une précision spatiale et temporelle remarquable. Dans cette perspective, le présent projet a pour but d'intégrer l'utilisation de produits de télédétection tels que l'imagerie optique Landsat8 et Sentinel-2, les données météorologiques ERA5 et les techniques de Machine Learning, dans le suivi et la prédiction des surfaces en eau des barrages. Dans cette thèse, l'application d'une

nouvelle approche sur les deux barrages Koudiat Acerdoune et Ain Zada est mise au point et testée avec succès.

**Mots clés :** Surface d'eau des barrages, Télédétection, Apprentissage automatique, Gestion, Prédiction.

# Table des matières

## LISTE DES FIGURES

## LISTE DES TABLEAUX

Introduction Générale .....	13
CHAPITRE I ETAT DE L'ART .....	15
I.1 INTRODUCTION .....	16
I.2 Généralité : .....	16
I.2.1 Onde .....	16
I.2.2 Spectre électromagnétique.....	17
I.2.3 Bande d'onde .....	18
I.3 La Télédétection : .....	18
I.3.1 Définition :.....	18
I.3.2 Rayonnement utilisé pour la télédétection : .....	19
I.4 Télédétection des eaux de surface : .....	19
I.4.1 Caractéristiques de la télédétection optique (passive) : .....	20
I.4.2 Caractéristiques de la télédétection active : .....	22
I.4.3 Méthodes de traitement d'images numériques pour la cartographie de l'eau : .....	27
I.5 Application de la Télédétection dans le monde .....	30
I.5.1 Globale.....	30
I.5.2 Australie.....	31
I.5.3 Canada .....	31
I.5.4 Espagne.....	32
I.5.5 Afrique.....	32
I.6 Conclusion.....	33
CHAPITRE II ZONES d'ETUDES ET DONNEES .....	34
II.1 Zone d'études .....	35
II.1.1 Barrage de Ain Zada .....	35
II.1.2 Barrage de Koudiat Acerdoune.....	37
II.2 Présentation des données.....	40
II.2.1 Données des barrages fournis par l'ANBT .....	40
II.2.2 Données Satellites.....	42
II.3 Conclusion.....	45



CHAPITRE III Méthodes d'extraction des eaux de surface.....	46
III.1 Introduction .....	47
III.2 Extraction des eaux de surface en utilisant le NDWI.....	47
III.2.1 Acquisition et traitement des images .....	47
III.2.2 Création de l'image NDWI .....	51
III.2.3 Création de l'image de l'eau .....	53
III.2.4 Calcul de la surface .....	54
III.3 Arbres de Décision .....	54
CHAPITRE IV Résultats et Discussions .....	58
IV.5 Introduction .....	59
IV.6 Critères d'évaluation d'un modèle .....	59
IV.6.1 Critères graphiques .....	59
IV.6.2 Critères numériques .....	59
IV.7 Modèle d'extraction des surfaces .....	61
IV.7.1 Landsat 8 .....	62
IV.7.2 Sentinel-2.....	66
IV.7.3 Interprétation des résultats.....	70
IV.8 Modèle de correction .....	70
IV.8.2 Interprétation des résultats.....	77
IV.9 Prédiction des surface .....	77
IV.9.1 Critique de données.....	77
IV.9.2 Application du modèle Machine Learning Gradient Boosting au barrage de Ain Zada.....	78
IV.9.3 Prédiction.....	82
IV.10 Conclusion .....	83
Conclusion Générale .....	84
Bibliographie .....	87

# LISTE DES FIGURES

Figure I.1: Réflexions des rayons lumineux dans l'œil.....	16
Figure I.2: Propagation d'une onde.....	16
Figure I.3 : Les classes du spectre électromagnétique.....	17
Figure I.4: Système de télédétection (actif et passif)(Tempfli et al., 2009). ....	20
Figure I.5: Réflectance spectrale pour différents types de couverture terrestre (Lillesand, et al., 2015) .....	21
Figure I.6 : Radar system illustrated in block diagram (Chan & Koo, 2008).....	22
Figure I.7 : Illustration de la distance oblique et de la distance au sol(van Zyl & Kim, 2011) .....	23
Figure I.8: Pénétration des signaux SAR de certaines bandes (bandes X, C et L)(Sarmap, 2009).....	24
Figure I.9 : Illustration de marches aléatoires en effet tacheté(a) ; Polarisation horizontales et verticales(b) (Sarmap, 2009).....	25
Figure I.10: Effets géométriques du SAR : Atterrissage, b' apparaît plus proche que a' dans l'image SAR ; Raccourcissement de l'image, d' et e' sont plus proches dans l'image SAR ; Ombrage , h' à i' non éclairé par le SAR (van Zyl & Kim, 2011) .....	26
Figure I.11: Carte des valeurs efficaces des changements dans le stockage d'eau total en équivalent d'épaisseur d'eau (mm) par rapport aux valeurs moyennes annuelles sur le terrain dérivées de GRACE pour la période de 12 mois en 2007 (S. Wang et al., 2010) .....	32
Figure I.12: Détermination du volume de plans d'eau en début de saison sèche. Image SPOT XS Région de Tillabéry, Niger. 19 novembre 1990. (FAO, 1997).....	33
Figure II.1: Etendu de la retenue du Barrage d'Ain Zada(Google Earth, s. d.) .....	35
Figure II.2: Barrage d'Ain Zada.....	36
Figure II.3: Etendu de la retenue du Barrage de Koudiate Acerdoune(Google Earth, s. d.).....	37
Figure II.4: Barrage de Koudiat Acerdoune (Google Earth, s. d.) .....	38
Figure II.5: Bassin versant de l'oued de Isser (ANBT, s. d.) .....	40
Figure II.6: Evolution des Surfaces et des pluies cumulées journalières observées au barrage de Koudiat Acerdoune (ANBT, s. d.).....	41
Figure II.7: Evolution des Surfaces et des pluies cumulées journalières observées au barrage d'Ain Zada (ANBT, s. d.) .....	41
Figure II.8: Evolution des pluies sat ERA5 du barrage de Koudiat Acerdoune .....	44
Figure II.9: Evolution des pluies sat ERA5 du barrage d'Ain Zada .....	45
Figure III.1 : Le rectangle choisi pour la zone d'étude visualisé par Google EarthEngine (Google Earth Engine, s. d.).....	48
Figure III.2: Image landsat 8 représentative de notre zone d'étude visualisée avec les bandes (B3, B4, B5) du 27/06/2015(Google Earth Engine, s. d.).....	48
Figure III.3: Image sentinel-2 de notre zone d'étude couverte à 91 % de nuages.....	49

Figure III.4: Image sentinel-2 de notre zone d'étude couverte à 40 % de nuages (Google Earth Engine, s. d.).....	50
Figure III.5: Image sentinel-2 de notre zone d'étude couverte à 70 % de nuages (Google Earth Engine, s. d.).....	50
Figure III.6: Image sentinel-2 de notre zone d'étude montrant l'impact des ombres sur la délimitation de la surface (Google Earth Engine, s. d.).....	51
Figure III.7: Image sentinel-2 visualisée avec les bandes B3, B4, B5(Google Earth Engine, s. d.).....	52
Figure III.8: Image NDWI de landsat 8 (Google Earth Engine, s. d.) .....	52
Figure III.9 : Image sentinel-2 visualisée avec les bandes B3, B4, B8 (Google Earth Engine, s. d.).....	53
Figure III.10: Image NDWI de Sentinel-2 (Google Earth Engine, s. d.).....	53
Figure III.11: Image de l'eau de sentinel-2 (Google Earth Engine, s. d.).....	54
Figure III.12: Statistiques de régression au lasso(Moorthi, 2020) .....	55
Figure IV.1: Surface extraite des images Landsat8 de Koudiat Acerdoune .....	62
Figure IV.2: Comparaison de l'allure des courbes Surface observée et surface sat Landsat 8 de Koudiat Acerdoune .....	63
Figure IV.3: Surface observée en fonction de la surface sat Landsat 8 de Koudiat Acerdoune .....	63
Figure IV.4: Surface extraite des images Landsat8 d'Ain Zada.....	64
Figure IV.5: Comparaison de l'allure des courbes Surface observée et surface sat Landsat8 d'Ain Zada .....	65
Figure IV.6: Surface observée en fonction de la surface sat Landsat 8 d'Ain Zada .....	65
Figure IV.7: Surface extraite des images Sentinel-2 de Koudiat Acerdoune .....	66
Figure IV.8: Comparaison de l'allure des courbes Surface observée et surface sat Sentinel-2 de Koudiat Acerdoune.....	67
Figure IV.9: Surface observée en fonction de la surface sat Sentinel-2 de Koudiat Acerdoune .....	67
Figure IV.10: Surface extraite des images Sentinel-2 d'Ain Zada .....	68
Figure IV.11: Comparaison de l'allure des courbes Surface observée et surface sat Sentinel-2 de Ain Zada .....	69
Figure IV.12 Surface observée en fonction de la surface sat Sentinel-2 d'Ain Zada ...	69
Figure IV.13: Evolution des Surface (observée et simulée) en période d'entraînement du modèle ay Lasso de Koudiat Acerdoune .....	72
Figure IV.14: Evolution des Surfaces observée et simulée en période de validation du modèle au Lasso de Koudiat Acerdoune .....	72
Figure IV.15: Entraînement du modèle Régression au Lasso Surface des images Sentinel-2 vs Surface réelle de Koudiat Acerdoune.....	73
Figure IV.16: Validation du modèle Régression au Lasso Surface des images Sentinel-2 vs Surface réelle de Koudiat Acerdoune.....	73
Figure IV.17: Evolution des Surfaces (observée et simulée) en période d'entraînement du modèle au Lasso d'Ain Zada.....	75

Figure IV.18: Evolution des Surfaces (observée et simulée) en période de validation du modèle au Lasso d'Ain Zada.....	75
Figure IV.19: Entraînement du modèle Régression au Lasso Surface des images Landsat 8 vs Surface réelle d'Ain Zada.....	76
Figure IV.20: Validation du modèle Régression au Lasso Surface des images Landsat 8 vs Surface réelle d'Ain Zada .....	76
Figure IV.21: Evolution des Surfaces moyennes et des pluies cumulées observées au barrage d'Ain Zada.....	77
Figure IV.22: Evolution des Surfaces sat (Landsat 8 corrigées) moyennes et des pluies mensuelles cumulées sat (Era5) au barrage d'Ain Zada. ....	78
Figure IV.23: Evolution des Surfaces observée et simulée en période de l'entraînement du GB pour le barrage d'Ain Zada .....	80
Figure IV.24: Evolution des Surfaces observée et simulée en période de validation du GB pour le barrage d'Ain Zada .....	80
Figure IV.25: Représentation des surfaces simulées et mesurées en période d'entraînement du GB pour le barrage d'Ain Zada.....	81
Figure IV.26: Représentation des surfaces simulées et mesurées en période de validation du GB pour le barrage d'Ain Zada .....	81
Figure IV.27: Evolution des Surfaces observée et prédite en période de validation du GB pour le barrage d'Ain Zada .....	82
Figure IV.28: Représentation des surfaces prédites et mesurées en période de validation du GB pour le barrage d'Ain Zada .....	83

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau I-1: Bandes de fréquences IEEE(Chevalier, 1999) .....	18
Tableau I-2: Exemples de plusieurs types de capteurs en télédétection optique .....	20
Tableau I-3: Types de bandes de SAR(Sarmap, 2009).....	24
Tableau II-1: Caractéristiques techniques du barrage Ain-Zada(ANBT, s. d.). .....	36
Tableau II-2 Caractéristiques techniques du barrage de Koudiat Acerdoune(ANBT, s. d.).....	38
Tableau II-3 : Bandes spectrales du sentinel-2.....	42
Tableau II-4 : Bandes spectrales du Landsat 8.....	43
Tableau II-5: Valeurs enregistrés par ERA5 DAILY (Hersbach et al., 2020).....	44
Tableau IV-1: Les critères d'évaluation numériques du modèle pour les images landsat 8 de Koudiat Acerdoune.....	64
Tableau IV-2: Les critères d'évaluation numériques du modèle pour les images landsat 8 d'Ain Zada .....	66
Tableau IV-3: Les critères d'évaluation numériques du modèle pour les images Sentinel-2 de Koudiate Acerdoune .....	67
Tableau IV-4: Les critères d'évaluation numériques du modèle pour les images sentinel-2 de Ain Zada .....	70
Tableau IV-5: Les critères d'évaluation numériques du modèle de régression au Lasso pour Koudiat acerdoune .....	71
Tableau IV-6: Les critères d'évaluation numériques du modèle de regression de Lasso pour Ain Zada .....	74
Tableau IV-7: Les critères d'évaluation numériques du GB pour le barrage de Ain Zada.....	79
Tableau IV-8: Les critères d'évaluation numériques du modèle de prediction (Ain Zada, GB) .....	82

# **Introduction Générale**

La Terre est recouverte d'eau à soixante et onze pour cent. Trois pour cent de cette eau seulement sont classés comme eau douce et à peine 0,3 % de cette dernière est cataloguée comme eau de surface répartie entre les lacs, les rivières, les zones humides et les autres nappes d'eau de surface (Perlman, 1998).

Les eaux de surface sont des ressources majeures pour la biosphère et l'anthroposphère. Elles préservent des habitats diversifiés, entretiennent la biodiversité et assurent un service écosystémique en contrôlant les cycles des nutriments et du carbone global. Les eaux de surface sont indispensables à la vie quotidienne de l'homme, notamment pour l'irrigation, l'eau potable et/ou la production d'énergie. Pour cela l'homme a pris conscience que la détection des changements de la dynamique des eaux de surface est capitale pour le processus de prise de décision et la politique de gestion de ces dernières, afin de faire face aux risques menaçant cette ressource.

En Algérie, les eaux de surface sont principalement représentées par les barrages qui comptent une réserve en eau avoisinant les 7.4 Milliard de mètres Cubes (Mozas & Ghosn, 2013). Ces eaux de surface sont une ressource fondamentalement préoccupante du fait de leur rareté vu les conditions naturelles défavorables et du développement économique et social désordonné. Cela entraîne une suite de problèmes de gestion au sens large : pertes, gaspillages, traitements aléatoires, dégradations et manque de protection de la ressource. Donc sa stabilisation et sa gestion judicieuse sont indispensables, d'où la nécessité et l'importance de se doter d'une maîtrise des informations relatives à sa dynamique.

Les données de télédétection constituent une source de données adaptée permettant de fournir des informations sur les eaux de surface. En effet, la télédétection par satellite a connu une révolution ces dernières années avec des satellites qui disposent d'une haute fréquence de réobservation et d'une résolution spatiale moyenne à élever. Ces satellites sont en mesure de fournir des séries chronologiques et des données multi-sources qui sont fondamentales pour fournir plus d'informations afin d'améliorer la capacité d'observation de la dynamique des eaux de surface.

Dans ce contexte, l'objectif de ce travail est de proposer une approche méthodologique et opérationnelle qui fait appel aux données de télédétection et aux techniques de machine Learning. Permettant premièrement d'estimer les surfaces d'eau des barrages ce qui va permettre le suivi de la ressource eau emmagasinée par de nouveaux moyens technologiques, et deuxièmement de prédire les surfaces d'eau futures, pour anticiper les scénarios catastrophiques, comme la sécheresse, afin de prendre la meilleure décision sur la politique de gestion de la ressource en eau des barrages.

Ce travail s'intéresse aux barrages de Koudiat Acerdoune et d'Ain Zada en Algérie, afin de prouver, l'utilité des données de télédétection, dans la gestion des barrages, et les ressources en eau, en général. Après une introduction générale, consacrée à la thématique étudiée à savoir les eaux de surfaces, les données de télédétection et à la problématique traitée, ce mémoire de fin d'études a été scindé en quatre chapitres :

Le premier chapitre est une synthèse des généralités sur la télédétection, contenant une recherche bibliographique pour l'initiation à la télédétection spatiale ainsi qu'un aperçu des méthodes existantes pour la cartographie des eaux de surface et les différentes utilisations des produits de télédétection dans le domaine.

Le deuxième chapitre, s'intéresse aux zones d'études choisi pour ce travail, le barrage de Koudiat Acerdoune et d'Ain Zada choisi pour la disponibilité de données au niveau de l'ANBT. On y trouve la situation géographique et les caractéristiques des barrages de plus la climatologie des deux régions, ainsi que la présentation et la critique des données recueillies auprès de l'ANBT et par télédétection.

Le troisième chapitre portera sur la définition et la présentation de l'algorithme d'extraction des eaux de surface et les deux méthodes d'intelligence artificielle de correction et prédiction des surfaces, basé sur la régression au Lasso et le Gradient Boosting.

Le dernier chapitre, a été réservé à la discussion des résultats obtenus par les modèles élaborés.

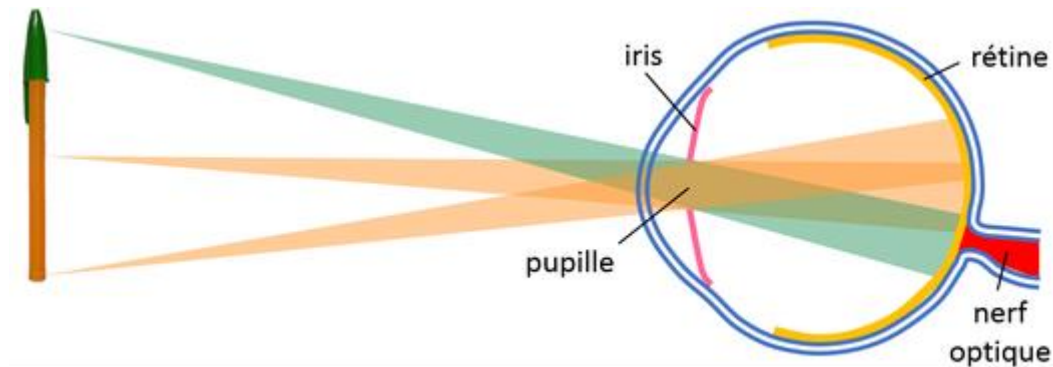
Enfin, une conclusion générale résume, tout le travail réalisé lors de ce mémoire, et plus particulièrement, les résultats obtenus à partir des modèles élaborés avec des perspectives pour la suite à donner à ce mémoire de fin d'études.



**CHAPITRE I**  
**L'ETAT DE**  
**L'ART**

## I.1 INTRODUCTION

La télédétection existe depuis toujours, à échelle humaine notre outil de télédétection est l'œil. Cet organe permet de capter les rayons lumineux du soleil après réflexion de ces derniers sur un objet pour les traduire en image.



*Figure I.1: Réflexions des rayons lumineux dans l'œil*

Mais l'œil est limité par trois facteurs majeurs : son spectre, la distance d'observation et son angle d'ouverture.

Sur ce bref exemple dans ce premier chapitre, nous commençons par introduire les prérequis concernant la télédétection spatiale, la terminologie correspondante ainsi que de donner un aperçu des méthodes existantes pour la cartographie des eaux de surface.

## I.2 Généralité :

### I.2.1 Onde

Une onde est la propagation d'une perturbation qui provoque sur son passage une variation réversible des propriétés physiques locales du milieu. Elle se déplace à une certaine vitesse qui dépend des propriétés du milieu de propagation.(E. Hecht ,2005)



*Figure I.2: Propagation d'une onde*

Il existe trois principaux types d'ondes :

- **Les ondes mécaniques**

- Les ondes électromagnétiques
- Les ondes gravitationnelles

Pour notre étude, on s'intéresse aux ondes électromagnétiques, elles couvrent un large spectre de phénomènes physiques et d'applications et c'est un phénomène résultant de la propagation de deux grandeurs vibratoires, le champ électrique E et le champ magnétique B. Toutes ces ondes sont décrites par le même formalisme : propagation conjointe du champ électrique et du champ magnétique. (Chevalier, 1999).

### I.2.2 Spectre électromagnétique

Le spectre électromagnétique est la classification des rayonnements électromagnétiques en fonction de leur fréquence et de leur longueur d'onde dans le vide, ou de l'énergie des photonique. Le spectre électromagnétique s'étend des courtes longueurs d'ondes aux grandes longueurs d'ondes en passant par l'ultraviolet, la lumière visible et l'infrarouge. Pour des raisons historiques et physiques, il est divisé en plusieurs grandes classes dans lesquelles le rayonnement est étudié par des moyens particuliers. On utilise plus particulièrement (González et al., 2014) :

- Ultraviolet (0,1 à 0,4 microns) : Certains matériaux à la surface de la terre émettent de la lumière visible lorsqu'ils sont éclairés par un rayonnement ultraviolet.
- La lumière visible (entre 0,4 et 0,7 microns du violet au rouge), qui ne forme qu'une très petite partie du spectre électromagnétique, est le seul rayonnement que nos yeux peuvent détecter et que nous pouvons associer à la couleur. Cette lumière, que nous voyons dans des couleurs uniformes, est composée d'un certain nombre d'ondes de différentes longueurs, qui peuvent être rendues visibles en cassant un prisme.
- Le faisceau infrarouge (0,7 à 1000 microns) utilisé est de deux types : réfléchi et thermique. Contrairement aux autres rayonnements, qui proviennent directement ou indirectement du rayonnement solaire, le rayonnement thermique est principalement un rayonnement émis directement par un objet sous forme de chaleur.
- Le rayonnement micro-ondes / micro-ondes (1000 microns/1 mm à 1 mètre) est utilisé, par exemple, pour la télédétection par radar.

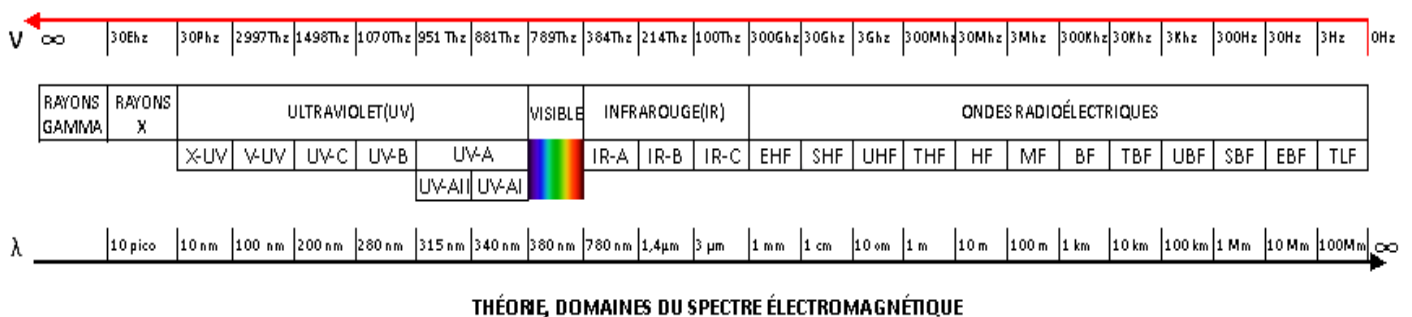


Figure I.3 : Les classes du spectre électromagnétique

### I.2.3 Bande d'onde

Une bande est un ensemble de longueurs d'onde ou de plages de fréquences radar, c'est donc un problème de séparer les fréquences en intervalles. Chaque bande a son propre symbole et domaine variable de fréquence et également un domaine d'utilisation (Chevalier, 1999).

Tableau I-1: Bandes de fréquences IEEE(Chevalier, 1999)

Symbole littéral	Utilisation pour radar (GHz)		Radiocommunications spatiales	
	Régions du spectre	Exemples	Désignation nominale	Exemples (GHz)
L	1-2	1,215-1,4	Bande des 1,5 GHz	1,525-1,710
S	2-4	2,3-2,5 2,7-3,4	Bande des 2,5 GHz	2,5-2,690
C	4-8	5,25-5,85	Bande des 4/6 GHz	3,4-4,2 4,5-4,8 5,85-7,075
X	8-12	8,5-10,5	–	–
Ku	12-18	13,4-14,0 15,3-17,3	Bande des 11/14 GHz Bande des 12/14 GHz	10,7-13,25 14,0-14,5
K <sup>(1)</sup>	18-27	24,05-24,25	Bande des 20 GHz	17,7-20,2
Ka <sup>(1)</sup>	27-40	33,4-36,0	Bande des 30 GHz	27,5-30,0
V	–	–	Bande des 40 GHz	37,5-42,5 47,2-50,2

<sup>(1)</sup> Dans les radiocommunications spatiales, les bandes K et Ka sont souvent désignées par le seul symbole Ka.

## I.3 La Télédétection :

### I.3.1 Définition :

La télédétection terrestre est un ensemble de techniques utilisées pour déterminer à distance les propriétés d'objets naturels ou artificiels à partir du rayonnement qu'ils émettent ou réfléchissent. Les techniques de télédétection impliquent l'ensemble du processus : capture et enregistrement de l'énergie du rayonnement émis ou réfléchi par les objets observés, traitement des données résultantes et analyse des données finales. Ce procédé utilise un capteur qui se trouve généralement à bord de la plate-forme mobile : avion, satellite, ballon, bateau...

La télédétection moderne repose normalement sur le traitement numérique, mais peut également utiliser des méthodes non numériques. La majeure partie du spectre électromagnétique peut être utilisée, des rayons X aux ondes radio, en passant par l'ultraviolet, la lumière visible et l'infrarouge. Chaque partie du spectre a la capacité de fournir des informations sur l'objet : forme, température, composition chimique, moléculaire et minéralogique, distance...(González et al., 2014)

### I.3.2 Rayonnement utilisé pour la télédétection :

Les équipements utilisés pour la télédétection fixent un domaine de fréquence exact qui peut être dans l'infrarouge, la lumière visible, les micro-ondes, l'ultraviolet, les rayons X ou les ondes radio. Cela peut se produire parce que les sujets à l'étude émettent ou rayonnent à des longueurs d'onde et à une intensité en fonction de leur composition et de leur état. Certains appareils de télédétection utilisent également les ondes sonores de manière similaire, tandis que d'autres mesurent les variations des champs magnétiques ou de gravité (Jacquemoud, 2008).

Le rayonnement exploité par le processus peut provenir des sources :

- Le rayonnement solaire réfléchi par l'objet observé
- Le rayonnement émis par l'objet observé (rayonnement thermique)
- Le rayonnement émis par l'instrument utilisé pour la télédétection (par exemple radar) et réfléchi par l'objet observé.

### I.4 Télédétection des eaux de surface :

Le concept général de la télédétection explique que l'électromagnétisme des objets à la surface de la Terre est mesuré et converti en informations sur ces objets (Jong & Meer, 2004).

Le principal avantage de la télédétection est sa capacité à réaliser souvent des synoptiques extensifs. Les données fournissent des informations de première classe qui sont dynamiques, en temps réel et peu coûteuses par rapport aux données d'observation in situ, et de ces dernières on peut extraire des grandes populations de données sur les eaux de surface (Du et al., 2016).

Sur la base de son système, la télédétection peut être divisée en deux types (Tempfli et al., 2009) :

**La télédétection passive** utilise l'énergie solaire comme source et détecte l'énergie réfléchie par les objets à la surface de la Terre.

**La télédétection active** : le capteur génère lui-même activement un rayonnement électromagnétique et le transmet aux objets sur Terre puis le système absorbe l'énergie de rétrodiffusion de ces objets.

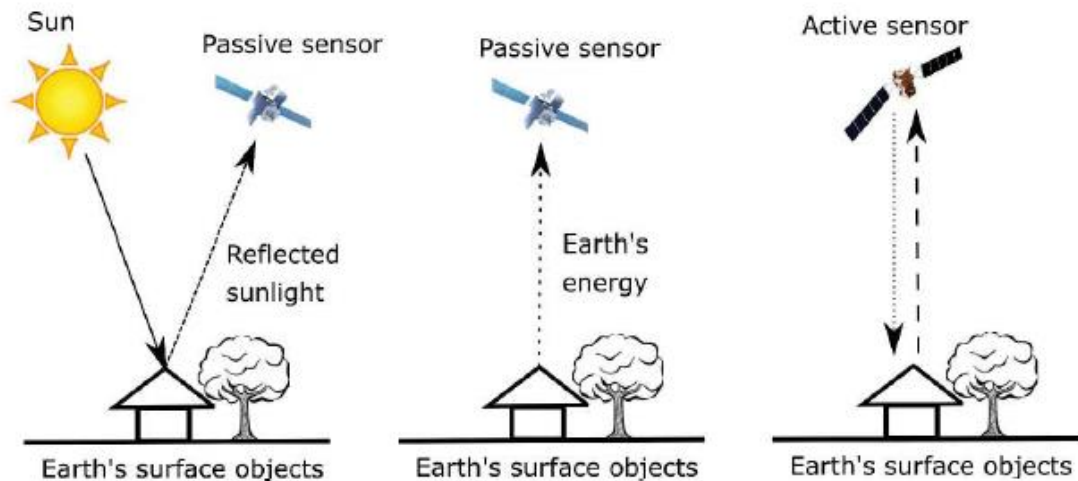


Figure I.4: Système de télédétection (actif et passif)(Tempfli et al., 2009).

#### I.4.1 Caractéristiques de la télédétection optique (passive) :

La télédétection passive ou optique repose sur la réflexion de la lumière du soleil, elle ne peut fonctionner qu'à la lumière du jour.

La télédétection optique doit faire face aux conditions atmosphériques en raison des différentes conditions d'éclairage au soleil.

La région visible du spectre n'occupe qu'une petite partie du spectre EM et l'Infrarouge peut être utilisé pour de nombreuses applications, telles que le calcul de la température de surface ou de l'état de la végétation. Lors de la télédétection infrarouge thermique (TIR), le capteur détecte l'énergie directement émise par la Terre (Tempfli et al., 2009)

Tableau I-2: Exemples de plusieurs types de capteurs en télédétection optique

Type	Sensors	Spatial coverage	Temporal resolution	Spatial resolution
Panchromatic	Landsat	~ 185 km	16 days	15 m
	SPOT	60 to 80 km	1 to 5 days	1.5 to 10 m
Multispectral	Landsat	~ 185 km	16 days	30 to 120 m
	SPOT	60 to 80 km	1 to 5 days	6 to 20 m
	Sentinel-2	290 km	2 to 10 days	10 to 60 m
Super-spectral	MODIS	2330 km	1 to 2 days	250 m – 1 km
	WorldView-3	13.1 km	<1 to 5 days	1.24 – 30 m
Hyperspectral	AVIRIS	12 km	1 year	20 m
	EO-1 Hyperion	7.75 km	16 days	30 m

Il existe plusieurs types de capteurs en télédétection optique comme indiqué dans le tableau I-2 précédent, on va expliquer les plus utilisés :

**Multispectral :** L'image se compose de plusieurs bandes ou plus généralement de 3 à 10 bandes spectrales. La plupart des systèmes de télédétection optique acquiert des images dans ce mode.(Schowengerdt, 2006).

**Hyperspectral :** l'imagerie recueille des informations sous la forme d'une série de bandes de longueurs d'onde à des intervalles de 10 à 20 nm. L'hyperspectral peut contenir jusqu'à 200 bandes spectrales. Les nombreuses bandes hyperspectrales sont plus sensibles aux variations subtiles de l'énergie réfléchie et ont donc un plus grand potentiel pour détecter les différences entre les caractéristiques terrestres et aquatiques (Lillesand, et al., 2015).

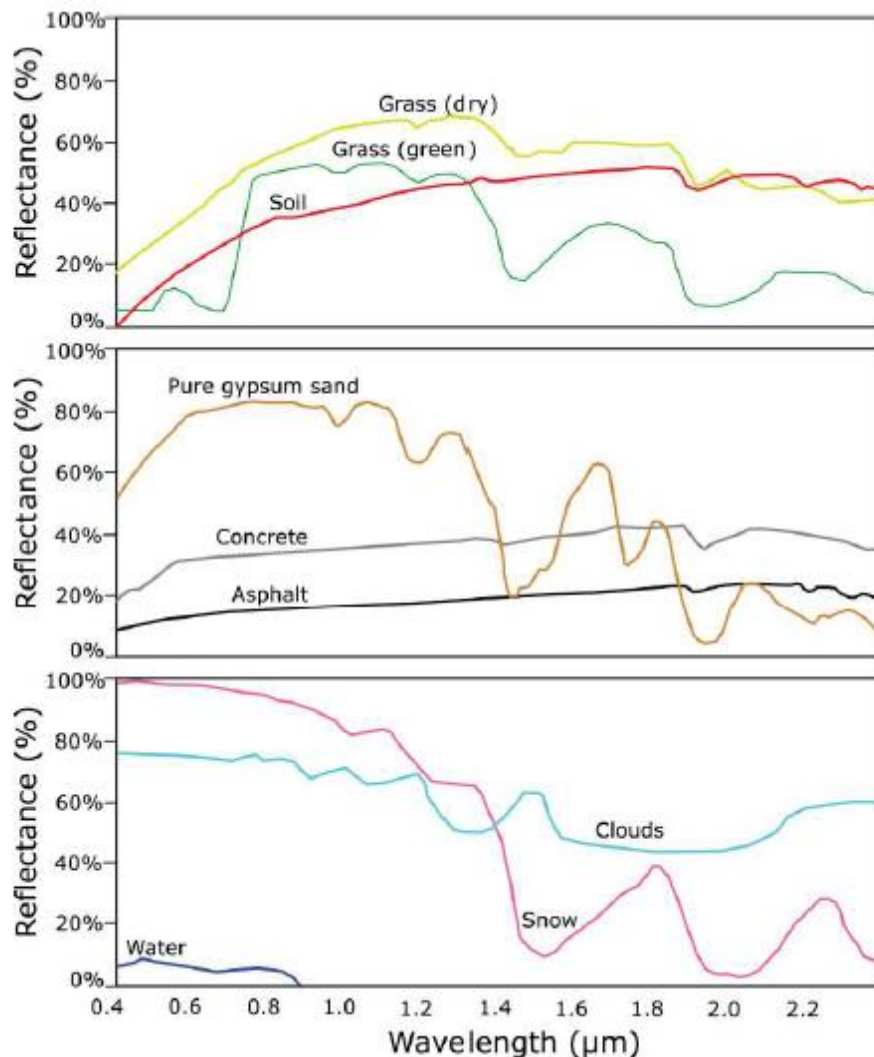


Figure I.5: Réflectance spectrale pour différents types de couverture terrestre (Lillesand, et al., 2015)

La figure I.5 montre la réflectance spectrale moyenne des différents types de couverture du sol. Chaque type de revêtement reflète une énergie différente, ce qui donne une courbe unique pour chaque type. La réflectivité spectrale de l'eau est faible en raison de l'absorption d'énergie des plans d'eau. Par conséquent, dans les images de télédétection passive, l'eau de surface sera sombre ou aura une faible valeur de pixel.

Cependant, la réflectivité de l'eau de surface dépend de la turbidité de l'eau, causée par des substances organiques ou inorganiques dans l'eau. (Lillesand, et al., 2015)

Par conséquent, l'imagerie optique multiforme est souvent utilisée pour la cartographie des eaux de surface. Elle fournit une délimitation claire des zones d'eau de surface si les nuages, les arbres et la végétation n'assombrissent pas la surface de l'eau. Les bandes spectrales les plus couramment utilisées pour cartographier la végétation et l'eau sont le vert, le rouge et le proche infrarouge. Les rayons proches infrarouges peuvent être fortement absorbés par l'eau, mais réfléchis par la terre. Par conséquent, ils sont principalement efficaces pour la cartographie des zones d'eau (Klemas, 2015)

#### I.4.2 Caractéristiques de la télédétection active :

Le radar est particulièrement adapté à la cartographie et à la surveillance des eaux de surface pour diverses raisons. Premièrement, le radar peut fournir son propre éclairage, ce qui lui permet de capturer des images de la surface de la Terre de jour comme de nuit. Deuxièmement, le radar peut pénétrer la couverture nuageuse, la pluie légère ou le brouillard. Troisièmement, le radar est sensible à la présence d'eau de surface lisse et ouverte. Les données radar présentent généralement un contraste élevé d'énergie de rétrodiffusion entre les plans d'eau libres et lisses et les zones de terres sèches (Schumann, 2017).

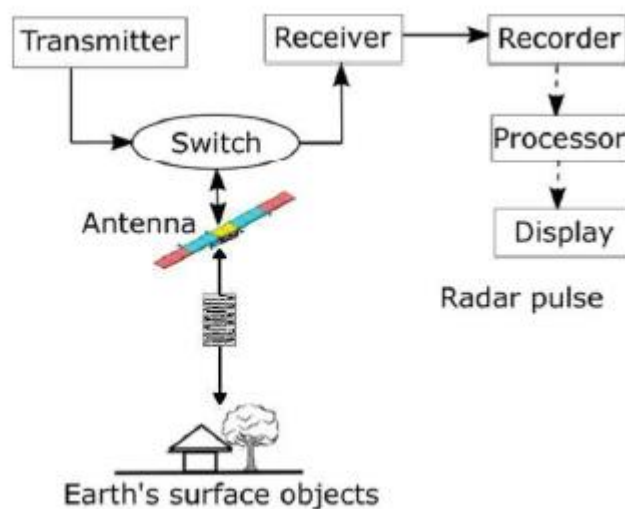


Figure I.6 : Radar system illustrated in block diagram (Chan & Koo, 2008)

Le radar fonctionne dans la gamme des micro-ondes du spectre électromagnétique avec une fréquence radio. En général, le système radar se compose d'un émetteur qui génère une onde électromagnétique de grande puissance, d'un commutateur qui dirige le signal vers l'antenne et renvoie l'écho au récepteur, d'une antenne qui transmet l'impulsion électromagnétique vers l'objet d'étude et collecte les échos renvoyés, d'un récepteur qui convertit le signal renvoyé en nombre numérique, puis d'un enregistreur qui stocke les valeurs des données (Chan & Koo, 2008).



Un type de radar pour cartographier l'eau est l'altimètre. Cet outil mesure la distance entre la Terre et le satellite et est couramment utilisé pour estimer la topographie de surface des océans. Cet instrument est également utilisé pour mesurer l'élévation du niveau d'eau des plans d'eau intérieurs tels que les grands lacs ou les rivières (Calmant et al., 2008).

Le SAR (Synthetic Aperture Radar / Radar à ouverture synthétique) est également un type de radar très souvent utilisé pour la cartographie des eaux de surface. Ouverture, l'un des mots de l'abréviation SAR, signifie que l'antenne recueille l'énergie réfléchie et forme une image. Le principe SAR est de tirer parti de l'historique Doppler des échos radar générés par le mouvement vers l'avant du satellite pour synthétiser une grande antenne. Ainsi, on l'appelle « ouverture synthétique ». Cela permet une résolution azimutale élevée dans l'image résultante malgré une antenne physiquement petite (Sarmap, 2009).

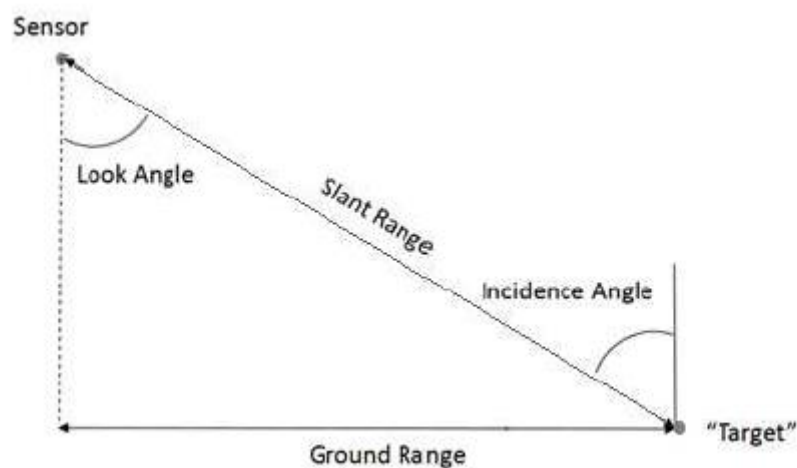


Figure I.7 : Illustration de la distance oblique et de la distance au sol (van Zyl & Kim, 2011)

Le SAR transmet le signal dans une direction latérale vers les objets de la surface de la Terre avec un angle de vue et un angle d'incidence. Différente de l'imagerie optique, la résolution spatiale de l'image SAR est définie par la distance et la résolution azimutale. La résolution azimutale est la capacité du système SAR à séparer deux objets cibles dans le sens de la trajectoire du capteur (Martinis, 2010). L'azimut augmente avec l'augmentation de la distance par rapport au satellite SAR. La résolution de la distance (en travers de la voie) dépend de la longueur du système SAR pulsé (Sarmap, 2009). La résolution de plage comprend les résolutions de plage oblique et de plage de masse. La plage oblique est la longueur entre le capteur et la cible. La distance au sol est la longueur entre la trace au sol du capteur et la cible (van Zyl & Kim, 2011).

Les images SAR peuvent avoir différentes longueurs d'onde (Tableau I-3). Plus la longueur d'onde est longue, plus la pénétration dans les objets à la surface de la Terre

sera forte. Par exemple, sur la figure I.8, les bandes L ont une longueur d'onde plus longue que les bandes X et C qui peuvent pénétrer plus de végétation et, dans une certaine mesure, dans des conditions sèches, dans le sol.

Tableau I-3: Types de bandes de SAR(Sarmap, 2009)

Band types	Wavelength	SAR		
		Sensors	Temporal resolution	Spatial resolution
P-band	~ 65 cm	AIRSAR	-	60 cm
		JERS-1 SAR	44 days	18 m
L-band	~ 23 cm	ALOS- 1/2 PALSAR	14 to 46 days	3 to 100 m
		SEASAT-1	17 days	25 m
		SIR-A/B/C/X-SAR	-	13 to 58 m
S-band	~ 10 cm	Almaz-1	-	10 to 15 m
		ERS-1/2 SAR	35 days	25 m
		SIR-C/X-SAR	-	26 m
C-band	~ 5 cm	ENVISAT	35 days	30 m to 1 km
		RADARSAT-1/2	24 days	3 to 100 m
		RISAT-1	25 days	1 to 50 m
		Sentinel-1	6 to 12 days	1.7 to 93 m
		SIR-C/X-SAR	-	10 to 20 m
X-band	~ 3 cm	SRTM	-	30 to 90 m
		TerraSAR-X/TanDEM-X	11 days	25 cm to 40 m
		COSMO-SkyMed	16 days	1 to 100 m
K-band	~ 1.2 cm	Military domain	-	-

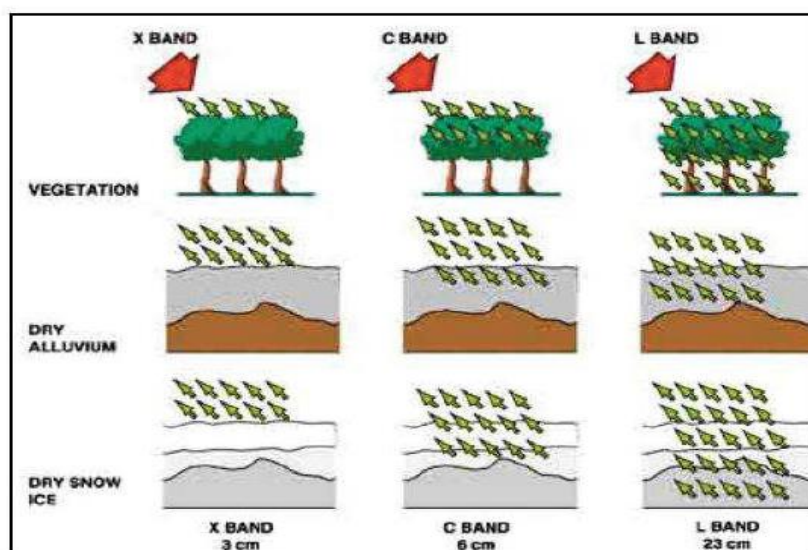


Figure I.8: Pénétration des signaux SAR de certaines bandes (bandes X, C et L)(Sarmap, 2009)

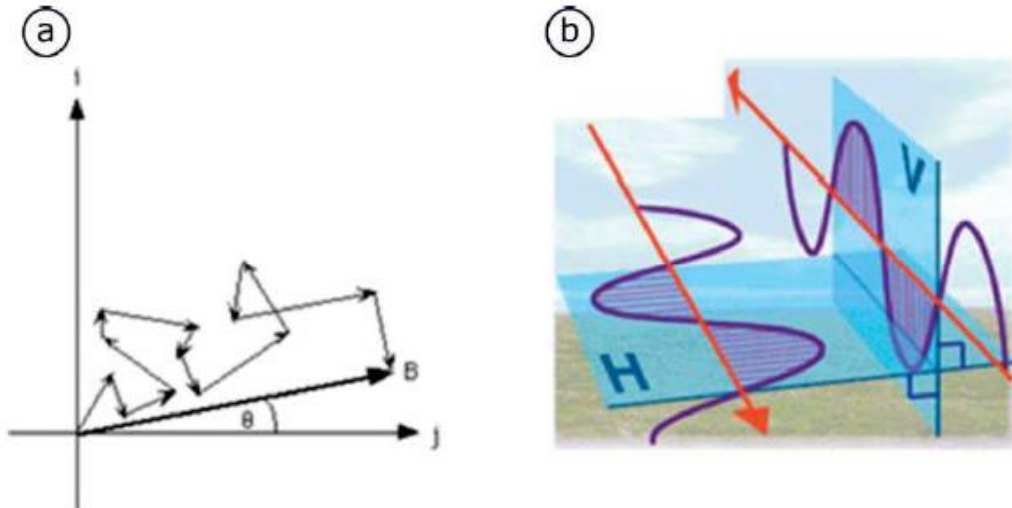


Figure I.9 : Illustration de marches aléatoires en effet tacheté(a) ; Polarisation horizontales et verticales(b) (Sarmap, 2009).

La variation de luminosité dans une image SAR n'est pas lisse. Elle présente une texture granuleuse nommée speckle (Van Zyl & Kim, 2011). Le speckle est produit par l'interférence des ondes électromagnétiques diffusées par les objets de la surface de la Terre. Chaque cible contribue à l'énergie de rétrodiffusion lorsqu'elle est illuminée par le SAR, qui est ensuite ajoutée de manière cohérente à tous les diffuseurs appelés marches aléatoires(Figure I. 9) (sarmap, 2009). La longueur d'onde des signaux SAR peut transmettre et recevoir des vecteurs de champ électrique horizontaux (H) ou verticaux (V) (figure I. 9). Ce terme est appelé polarisation et il existe normalement quatre types de polarisation (HH, HV, VV et VH).

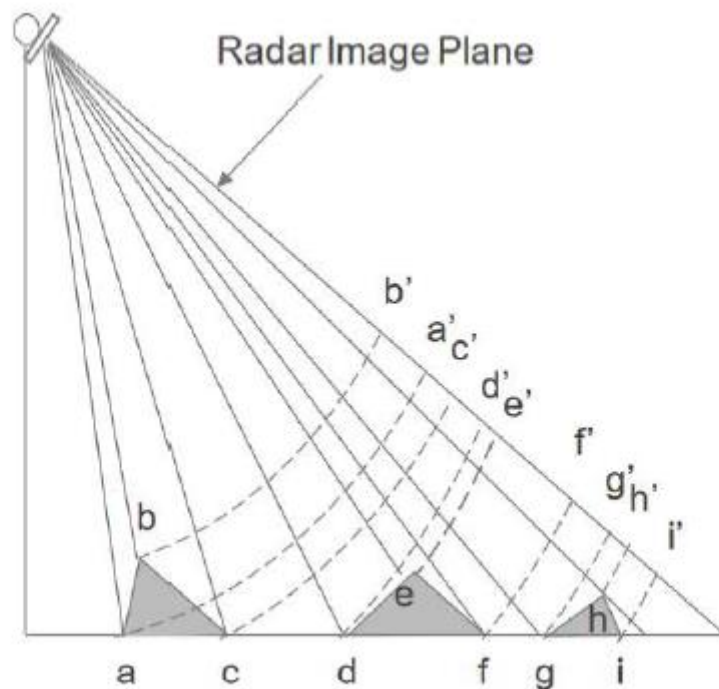


Figure I.10: Effets géométriques du SAR : Atterrissage,  $b'$  apparaît plus proche que  $a'$  dans l'image SAR ; Raccourcissement de l'image,  $d'$  et  $e'$  sont plus proches dans l'image SAR ; Ombrage,  $h'$  à  $i'$  non éclairé par le SAR (van Zyl & Kim, 2011)

En raison des propriétés géométriques des données SAR dans les directions de la distance et de l'azimut, l'image SAR présente certains effets. Le premier effet est le raccourcissement qui fait que les zones qui sont inclinées vers le capteur semblent plus courtes dans l'image et que les zones qui sont inclinées en s'éloignant du capteur semblent plus longues dans l'image que les zones horizontales. Le deuxième effet, l'atterrissage, apparaît dans le cas extrême où la pente est plus grande que l'angle d'incidence. Une zone montagneuse aura l'air d'être projetée sur la région qui la précède. Le troisième effet, l'ombrage, se produit lorsque les ondes radar ne peuvent pas illuminer une pente raide qui fait face au radar. Le troisième effet, l'ombrage, se produit lorsque les ondes radar ne peuvent pas illuminer une pente raide qui s'éloigne du radar (van Zyl & Kim, 2011).

L'interaction entre les signaux SAR et les masses d'eau dépend de l'état de la surface de l'eau. Dans le cas d'une eau libre lisse, la rétrodiffusion spéculaire se produit généralement parce que sa surface lisse agit comme un miroir pour les signaux SAR. Dans ce cas, seule une très faible quantité d'énergie sera rétrodiffusée vers le capteur SAR. Par conséquent, sur l'image, elle apparaîtra sombre. Contrairement à l'eau libre lisse, l'eau libre agitée réfléchit les impulsions SAR dans toutes les directions, ce qu'on appelle la rétrodiffusion de surface diffuse, et une partie de l'énergie est renvoyé vers le capteur radar. Ainsi, sur l'image, elle apparaîtra plus claire que l'eau libre lisse (Martinis et al., 2015).

### I.4.3 Méthodes de traitement d'images numériques pour la cartographie de l'eau :

#### I.4.3.1 Méthodes basées sur une seule bande :

Les méthodes de délimitation des eaux de surface basées sur une bande unique sont très populaires car elles sont très simples à mettre en œuvre et offrent une précision comparable à celle de la plupart des méthodes multibandes. L'étape clé des méthodes de détection de l'eau basées sur une seule bande consiste à identifier la bande la plus appropriée parmi les bandes disponibles dans l'image de télédétection. La sélection de la bande pour le découpage en tranches de densité est effectuée en fonction de la signature spectrale de l'objet cible étudié. Pour la détection des plans d'eau, la région proche infrarouge (NIR) du spectre électromagnétique s'est avérée être la région de fréquence la plus appropriée. Cela est dû au fait que le rayonnement dans la région NIR est presque entièrement absorbé par l'eau et que l'eau apparaît sombre dans une image NIR. Un simple découpage ou un seuillage sur les nombres numériques des valeurs de pixels peut détecter et délimiter les masses d'eau. La plupart des capteurs d'imagerie multispectraux et hyperspectraux sont équipés pour capturer des images dans la bande NIR, ce qui facilite le développement d'algorithmes basés sur la bande NIR pour la détection et la délimitation de l'eau. Les données les plus couramment utilisées pour les méthodes basées sur une seule bande sont celles de la série Landsat. Dans l'image Landsat TM, la bande 5 appartient à la région NIR et s'est avérée être la bande la plus appropriée pour concevoir un algorithme basé sur le découpage en tranches de densité (Bijeesh&Narasimhamurthy, 2020).

Parmi ces méthodes, on peut en citer :

- **Méthode de découpage en densité** est une méthode simple qui a été rapportée avec succès pour extraire l'eau de surface à partir d'une imagerie optique monobande ou multispectrale (Frazier & Page, 2000). Cette méthode est simple et efficace pour distinguer l'eau des autres zones. Cependant, dans cette méthode, le résultat dépend de la sélection de la valeur seuil.
- **Segmentation basée sur le regroupement itératif linéaire simple (SLIC)** c'est un algorithme de segmentation de superpixels qui a été utilisé par plusieurs chercheurs dans des applications de cartographie de l'eau. Superpixel est une collection de pixels voisins ayant des caractéristiques similaires, et SLIC fonctionne en identifiant ces superpixels.(Behnamian et al., 2017) a démontré l'utilité de la segmentation basée sur le SLIC dans les études de cartographie de l'eau. Ils ont utilisé une segmentation basée sur le SLIC sur l'image SAR de RADARSAT-2. L'image SAR brute a été traitée par diverses étapes de prétraitement pour obtenir une image d'intensité HV avant d'utiliser la méthode SLIC L'algorithme fonctionne essentiellement sur un espace 5D [labxy] où [lab] correspond aux trois couleurs et [xy] correspond aux coordonnées du pixel dans le plan xy.

#### 1.4.3.2 Méthodes basées sur l'indice spectral :

Une amélioration évidente par rapport aux méthodes à bande unique a été l'utilisation de rapports de bande au lieu de l'utilisation directe de valeurs de pixels à bande unique. L'utilisation de bandes passantes peut normaliser l'effet de certaines informations indésirables dans les pixels, telles que les nuages et les ombres. Pour améliorer encore les méthodes basées sur des rapports de bandes, des méthodes basées sur des indices spectraux ont été proposées, qui utilisent des rapports complexes de plusieurs bandes. De nombreux indices de ce type ont été conçus pour la détection des eaux de surface, et nombre de ces indices ont été développés pour des images provenant de capteurs spécifiques (Bijeesh & Narasimhamurthy, 2020).

- **L'indice d'humidité à pampilles (TCW)** développé par (Crist, 1985) pour séparer les objets aquatiques et non aquatiques. Cet indice a été obtenu à partir de six bandes de données de réflectance de surface et a fixé le seuil à 0. La comparaison de (Zhou et al., 2017) montre de nombreux pixels non aquatiques qui ont été classés à tort comme des pixels aquatiques dans les résultats à l'aide de TCW.
- **L'indice de végétation par différence normalisée (NDVI)** est connu pour montrer de petites valeurs pour les plans d'eau, de sorte que les zones d'eau de surface sont facilement observables par de faibles valeurs de NDVI (Khand et al., 2017). Il utilise les bandes NIR et rouge pour créer le rapport et est donc également utilisé dans de nombreuses applications liées à l'eau. Néanmoins, cet indice est plus approprié pour extraire la superficie de végétation car il ne fournit pas directement d'informations sur la superficie des eaux de surface.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$

- **L'indice de différence normalisé de l'eau (NDWI)** un meilleur indice développé utilisant la bande VERTE au lieu de ROUGE car la région verte distingue mieux les pixels de l'eau (Ding et al., 2016).

$$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR}$$

- **L'indice d'eau à différence normalisée modifiée (MNDWI)** est développé en remplaçant la bande NIR dans NDWI par la bande infrarouge à ondes courtes (SWIR). La bande SWIR est moins sensible à la concentration de sédiments dans l'eau que la bande NIR. On pense donc que cet indice est plus stable que le NDWI, en particulier dans la détection des caractéristiques de l'eau pour les régions aquatiques dont le fond est dominé par les zones de terres bâties (Gautam et al., 2015). Pourtant, pour certaines données optiques, la combinaison de la bande SWIR et de la bande verte dans MNDWI peut

dégrader la qualité de l'image en raison de la résolution spatiale différente des bandes. Le MNDWI a également des limites dans la discrimination de l'eau et de la neige en raison de la différence normalisée entre la bande verte et la bande SWIR pour la neige est aussi élevée que celle de l'eau (Huang et al., 2018).

- **L'indice d'extraction d'eau automatisée (AWEI)** est un nouvel indice proposé par (Feyisa et al., 2014) comme alternative et pour améliorer l'indice d'eau, en particulier en extrayant les informations sur l'eau des zones avec des résultats bruyants en raison de la présence d'ombres et de surfaces accumulées. Cette métrique a été développée pour les images Landsat et se compose de deux métriques, AWEI nsh, qui fonctionne bien en l'absence d'ombres, et AWEI sh, qui permet une discrimination supplémentaire entre les pixels d'eau et les pixels d'ombre. L'AWEI s'est avéré plus efficace pour détecter les caractéristiques de l'eau dans les zones urbaines que dans les grandes étendues d'eau de surface (Rokni et al., 2014).

#### *1.4.3.3 Méthodes basées sur l'apprentissage automatique :*

L'apprentissage automatique est une branche de la technologie informatique qui permet aux ordinateurs d'apprendre tout comme les humains. Les chercheurs utilisent de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique et peuvent être divisés principalement en régression et classification. Dans les études de cartographie des eaux de surface, nous nous intéressons aux algorithmes de classification et il existe deux types de base d'algorithmes de classification supervisée et non supervisée (Bijeesh & Narasimhamurthy, 2020).

- **Classification supervisée** le classificateur doit être formé avant de pouvoir effectuer une classification réelle. Cela signifie qu'une intervention préalable de l'homme est nécessaire pour que les méthodes de classification supervisées fonctionnent et que la précision du classificateur dépend de l'efficacité des données d'apprentissage, de plus la classification supervisée a le contrôle sur le type de classes définies dans une zone géographique. Cependant, les données de formation sélectionnées pour une classe donnée ne tiennent pas compte de la variation des conditions environnementales dans toute la zone d'étude (Frazier & Page, 2000).
- **Classification non supervisée** peut minimiser l'erreur humaine car elle n'utilise aucune classe de formation définie par l'utilisateur. Pourtant, la classification non supervisée repose uniquement sur des informations spectrales et statistiques pour regrouper les pixels d'un ensemble de données afin de déterminer des classes qui ne correspondent pas nécessairement aux catégories informationnelles d'intérêt (Frazier & Page, 2000).

#### 1.4.3.4 Méthodes basées sur l'analyse de mélanges spectraux :

La combinaison de données de télédétection avec des caractéristiques différentes est un problème de télédétection standard qui a été largement étudié dans la littérature (Chavez, 1991). L'objectif principal consiste à fusionner des informations multi-capteurs afin de combiner les avantages respectifs de chaque capteur (Goyal & Wahla, 2015). La combinaison de capteurs existants peut atténuer les limites d'un capteur particulier pour divers problèmes de couverture terrestre (Gamba, 2014). Des observations complémentaires peuvent ainsi être exploitées à des fins de cartographie de l'occupation du sol. Plus précisément, de nombreuses études de cas présentent des méthodes d'extraction des eaux de surface basée sur fusion d'images multi-sources (optique et SAR).

- **Fusion d'images au niveau des pixels (Ghassemian, 2016)** combiner deux ou plusieurs images géométriquement enregistrées de la même scène en une seule image qui est plus facilement interprétable que n'importe laquelle des images originales. L'objectif est d'obtenir des informations de plus grande qualité. À cette fin, le pansharpening est une technique bien connue qui intègre les détails géométriques d'une image panchromatique à haute résolution et les informations chromatiques d'une image multispectrale à faible résolution spatiale.
- **Fusion d'images au niveau des fonctionnalités (Dechesne et al., 2017)** traite des données à des niveaux de traitement plus élevés que les méthodes au niveau des pixels. Par exemple, l'extraction d'objets est obtenue par des procédures de segmentation.
- **Fusion d'images au niveau de la décision (Y. Wang et al., 2011)** est le processus de fusion d'informations provenant de plusieurs sources de données individuelles après que chaque source de données a subi une classification préliminaire. Ensuite, les règles de décision sont utilisées pour combiner les informations extraites pour résoudre les différences et fournir une meilleure compréhension des objets observés.

## I.5 Application de la Télédétection dans le monde

### I.5.1 Globale

- Dans le cas des données optiques, une étude de (Lunetta & Balogh, 1999) a proposé l'utilisation de la série temporelle d'images satellites (SITS) avec l'imagerie Landsat 5 TM pour l'identification des zones humides, comme une zone d'eau de surface temporaire. Ils utilisent un modèle de classification basé sur des règles SIG pour tenter d'améliorer les précisions de classification des classes de zones humides. Les limites de cette approche sont liées à l'intervention d'experts ou à la référence afin de déterminer les paramètres de classification de la couverture terrestre des terres humides.



- **(Y. Wang et al., 2011)** utilisent l'imagerie RADARSAT et Landsat pour extraire des informations sur les eaux de surface. Les images RADARSAT extraient efficacement les zones d'eau libre et un grand nombre de petits plans d'eau en utilisant la méthode de classification supervisée. Pendant ce temps, l'imagerie Landsat a séparé la végétation et les plans d'eau en utilisant l'indice d'humidité et l'indice de végétation (NDVI). Ensuite, les résultats ont été fusionnés. L'étude a démontré que les informations complémentaires des images SAR RADARSAT et des images Landsat ETM + peuvent permettre une extraction semi-automatique et rapide des informations sur l'eau. Cependant, la précision de cette méthode dépend de la précision de l'extraction de l'eau de surface de chaque image.

### I.5.2 Australie

- **(Mueller et al., 2016)** a proposé une méthode qui classe les eaux de surface permanentes et temporaires en fonction de leur présence dans les observations en utilisant la SITS optique pour les observations de l'eau en Australie. Un algorithme de détection d'eau a été utilisé basé sur un classificateur d'arbre de décision et une méthodologie de comparaison utilisant une régression logistique. La méthode montre qu'il est possible sur le plan opérationnel d'appliquer un seul algorithme à de nombreuses conditions environnementales et climatiques différentes et d'atteindre un degré élevé de précision. Cependant, certaines erreurs connues demeurent, principalement dérivées de l'ombre produite par les nuages et le terrain escarpé. Des erreurs supplémentaires importantes découlent également d'anomalies de données et de structures urbaines.

### I.5.3 Canada

- **(S. Wang et al., 2010)** a proposé le modèle EALCO (Ecological Assimilation of Land and Climate Observations), élaboré au Centre canadien de télédétection, qui sert à évaluer la dynamique des eaux souterraines dans les aquifères en utilisant la télédétection pour cartographier les paramètres de surface de la végétation et du sol reliés à l'hydrologie, ainsi que des modèles permettant de simuler les interactions entre les eaux souterraines et les eaux de surface dans des conditions environnementales en évolution.

Les changements de la capacité totale d'emmagasinement de l'eau à l'échelle nationale est analysée d'après des mesures obtenues au moyen des satellites GRACE. La figure I.11 illustre les changements de la capacité totale d'emmagasinement de l'eau en Amérique du Nord pour l'année 2007.

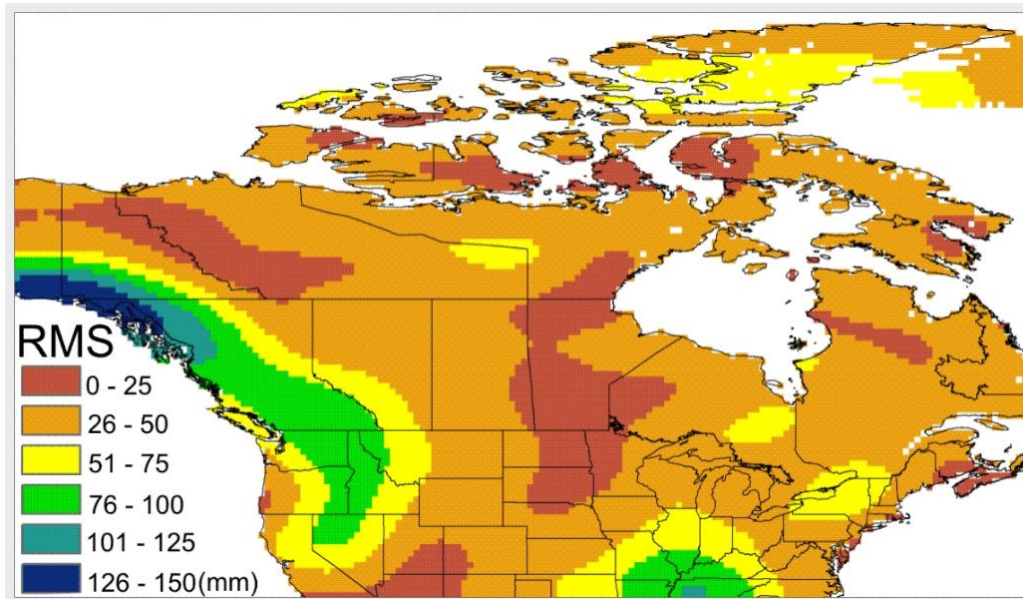


Figure I.11: Carte des valeurs efficaces des changements dans le stockage d'eau total en équivalent d'épaisseur d'eau (mm) par rapport aux valeurs moyennes annuelles sur le terrain dérivées de GRACE pour la période de 12 mois en 2007 (S. Wang et al., 2010)

#### I.5.4 Espagne

- **(Pena-Regueiro et al., 2020)** a présenté une étude sur le potentiel de l'indice NDWI calculé à partir des images Sentinel-2A/B (bandes 3 et 8) pour extraire les plans d'eau ouverts dans les zones humides délimitées. L'étude a montré que les valeurs de l'indice NDWI inférieur à un seuil de 0.3 génèrent des résultats acceptables pour classer les zones humides côtières et ce seuil reste correct tout au long de l'année sous différentes conditions d'inondation et de végétation, permettant de distinguer les polygones d'eau et de non-eau (sol, végétation).

#### I.5.5 Afrique

- **(Piaton & Puech, 1992)** ont proposé La méthode de la fenêtre polynomiale Cette méthode est simple et précise elle minimise l'incertitude de localisation d'un contour par équilibrage statistique des pixels mal classés. Elle devient économiquement intéressante lorsque plusieurs plans d'eau sont présents dans la même image. Tel que les images satellite SPOT ont été utilisées pour la Reconstitution de chroniques de données hydrologiques anciennes en zones sahéliens (Niger)

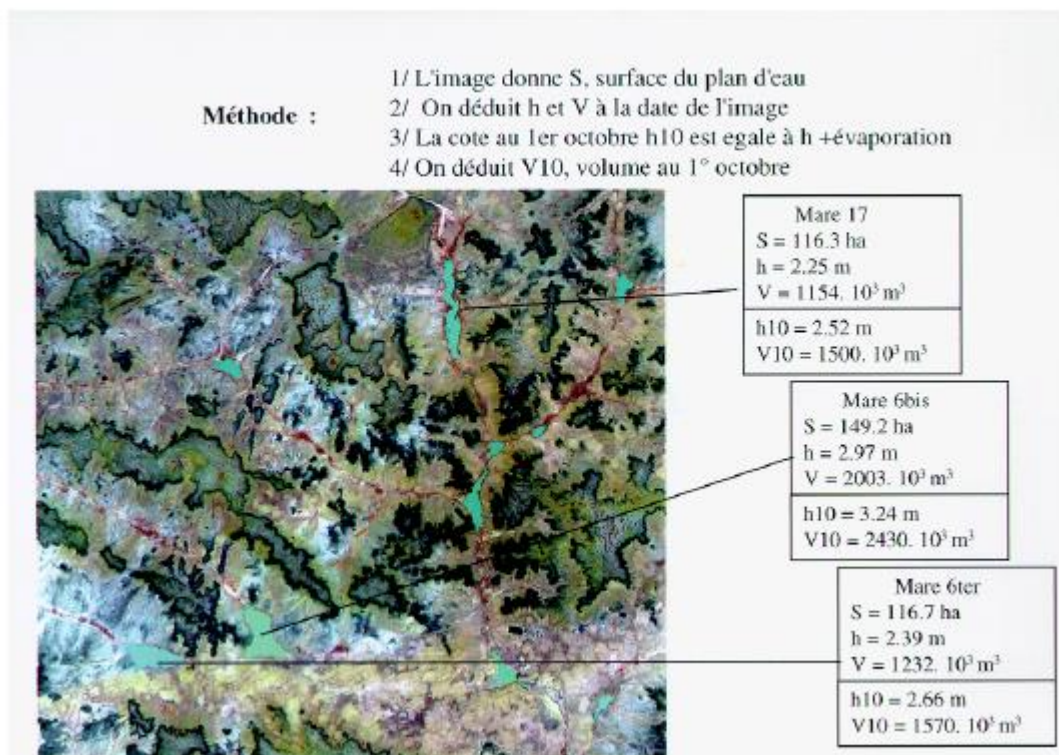


Figure I.12: Détermination du volume de plans d'eau en début de saison sèche. Image SPOT XS Région de Tillabéry, Niger. 19 novembre 1990. (FAO, 1997)

## I.6 Conclusion

La technologie de télédétection offre des moyens efficaces pour observer les eaux de surface. Son principal avantage est sa capacité à réaliser des synoptiques fréquents à grande échelle. Les données fournissent des informations de premier ordre qui sont dynamiques, en temps réel et à faible coût par rapport aux données d'observation in-situ.

Notre travail sera consacré à la création d'un modèle de prédiction des eaux de surface en utilisant les outils de télédétection pour gérer au mieux nos barrage, faire face à la sécheresse et la mauvaise répartition de la pluviométrie qui crée un déséquilibre dans la préservation de l'intégrité environnementale de notre pays. On a choisi d'utiliser la méthode d'extraction basée sur l'indice de l'eau à partir d'imagerie optique qui a fait l'objet de nombreuses applications de cartographie des eaux de surface en raison de leur facilité d'interprétation.

**CHAPITRE II**  
**ZONES**  
**d'ETUDES ET**  
**DONNEES**

## II.1 Zone d'études

Nous avons choisi les barrages de Koudiat Acerdoune et d'Ain Zada comme deux zones d'études car nous avons préalablement acquis les données de l'ANBT de ces deux barrages qui se résument en un relevé journalier, de la cote (m), du volume ( $\text{Hm}^3/\text{j}$ ), de l'évaporation ( $\text{Hm}^3/\text{j}$ ), des fuites ( $\text{Hm}^3/\text{j}$ ) et de la pluie ( $\text{mm}/\text{j}$ ).

### II.1.1 Barrage de Ain Zada



Figure II.1: Etendu de la retenue du Barrage d'Ain Zada(Google Earth, s. d.)

#### II.1.1.1 Situation géographique

Le site du barrage d'Ain Zada est situé à cheval sur les Wilaya de Sétif et Bordj BouArreridj, à 40 km au Nord du chef-lieu de la wilaya de Bordj Bou Arreridj et à 25 km à l'Ouest du chef-lieu de la wilaya de Sétif. Il se situe à 11 km au Nord Est du village Ain-Taghrouit sur l'Oued Boussellam. Il est Situé entre le Mont de Hodna au Sud et les montagnes de Kabylie au Nord.



*Figure II.2: Barrage d'Ain Zada*

Ces coordonnées géographiques sont (36°08' 54''N, 05°09'27''E).

#### *II.1.1.2 Caractéristique*

La superficie initiale au niveau maximal normale de stockage était de 1300 hectares correspondant à une capacité de 125 Hm<sup>3</sup>. Elle a subi une diminution au cours des dernières années d'exploitation, due essentiellement au phénomène d'envasement sachant que le levé bathymétrique effectué en septembre 2004, avait engendré une diminution de la capacité de stockage, soit 121.4 Hm<sup>3</sup> correspondant à une superficie de 1100 ha et un niveau normale de stockage 855m (ANBT, s. d.).

Les caractéristiques techniques du barrage Ain-Zada sont décrites dans le tableau II-1 :

*Tableau II-1: Caractéristiques techniques du barrage Ain-Zada(ANBT, s. d.).*

Wilaya	BBA
Commune	Ain Taghrouit
Les oueds	Oued Boussellam, Kharwaa, Taghrouit
Déversoir	Saut de ski
Type de barrage	En terre
Surface de bassin versant	2080 km <sup>2</sup> (boisé et agricole)
Capacité initiale	125.000 Hm <sup>3</sup>
Envasement annuel	0,240 Hm <sup>3</sup>
Cote retenue normale	855 m
Bathymétrie septembre 2004	121,400 Hm
Capacité utile	106,400 Hm
Altitude de plus hauteur (PHE)	864,20 m
Précipitation moyenne annuelle	400 m
Destination AEP Ville	Sétif, el Eulma, BBA
Surface PHE	1920 ha
Volume PHE	261,200 Hm <sup>3</sup>

Cote minimale	828,12 m
Volume (cote minimale)	0,001 Hm <sup>3</sup>
Surface (cote minimale)	0,1 Ha
Apport moyenne annuelle	79 Hm
Evaporation moyenne annuelle	10 Hm <sup>3</sup>
Percolation moyenne annuelle	6 Hm <sup>3</sup>
Déversement moyenne annuelle	27 Hm <sup>3</sup>
Volume régularisé	50 Hm
Année de mise en eau	Novembre 1985
Début de travaux	1981, 1986

### II.1.1.3 Climat

Le climat de la zone d'étude de bassin versant du barrage de Ain Zada est de type méditerranéen semi-aride, caractérisé par un hiver relativement tempéré et un été chaud et sec, cette zone est également caractérisée par une saison pluvieuse qui s'étale du mois de Septembre jusqu'au mois d'Avril ou parfois Mai qui annonce la fin de la saison humide.

### II.1.2 Barrage de Koudiat Acerdoune



Figure II.3: Etendu de la retenue du Barrage de Koudiate Acerdoune(Google Earth, s. d.)

#### II.1.2.1 Situation géographique

Le site du barrage du barrage de Koudiat Acerdoune est situé dans la région de Lakhdaria, Wilaya de Bouira à environ 53 Km de la capitale. Le barrage est implanté sur l'oued Isser, au cœur de la montagne d'Ezzbarbar, dans la commune de Maàla, (ANBT, s. d.).

Ce barrage est un barrage poids, construit entre 2002 et 2008, avec une hauteur de 121 m, il est le deuxième plus grand barrage en Algérie, après celui de Béni Haroun, avec une capacité de 640 millions m<sup>3</sup>(ANBT, s. d.).



Figure II.4: Barrage de Koudiat Acerdoune (Google Earth, s. d.)

#### II.1.2.2 Topographie

La largeur de la vallée se réduit au site à moins de deux cent mètres avec des versants assez raides et des affleurements rocheux qui prédisposent à l'implantation d'un ouvrage de hauteur importante, de plus de cent mètres. Le bassin versant amont s'étendant sur 2 790 km<sup>2</sup> est suffisant pour alimenter un réservoir de large capacité, de plus de 400 millions de mètres cubes. Ce volume peut être transféré gravitairement vers Lakhdaria et la retenue de Keddara pour l'irrigation de la plaine de la Mitidja et des périmètres agricoles du bas Isser, mais aussi pour approvisionner en eau potable les populations de l'Algérois (ANBT, s. d.).

#### II.1.2.3 Caractéristique

La surface actuelle du lac du barrage à la côte de la retenue normale est de 1754 ha. Le volume du barrage est de 640 millions de m<sup>3</sup>. Pour le niveau des plus hautes eaux, la surface du plan d'eau est de 2074 hectares et un volume d'eau égal à 780 millions de m<sup>3</sup>(ANBT, s. d.).

#### II.1.2.4 Hydrologie

Les principales caractéristiques hydrologiques sont résumées dans le tableau suivant :

Tableau II-2 Caractéristiques techniques du barrage de Koudiat Acerdoune(ANBT, s. d.)

Surface du bassin versant	2790 km <sup>2</sup>
Longueur de l'oued amont	122 km
Pente moyenne amont	1,13%
Précipitations moyennes annuelles	565 mm/an
Module annuel	6,5 m <sup>3</sup> /s
Distribution apports	2,5 mois > module - 9,5 mois < module



Température moyenne annuelle	16°C
Evaporation annuelle	1 260 mm/an
Apport moyen interannuel	220 hm <sup>3</sup> /an
Apport solide annuel	4,2 hm <sup>3</sup> /an (1 500 t/Km <sup>2</sup> /an)
Surface de la retenue	18 km <sup>2</sup>
Capacité totale de la retenue (RN)	640 hm <sup>3</sup>
Capacité utile	520 hm <sup>3</sup>
Volume régularisé garanti	178 hm <sup>3</sup> /an
Volume d'écrêtement	280 hm <sup>3</sup>
Crue du projet (non laminée)	8 600 m <sup>3</sup> /s
Crue du projet (laminée)	7 000 m <sup>3</sup> /s
Volume de crue du projet	640 hm
Crue de chantier	1 940 m <sup>3</sup> /s
Volume de la tranche morte	120 hm <sup>3</sup> (après 30 ans)

Le bassin versant amont s'étend sur 2790 km<sup>2</sup> où l'oued se développe sur 122 km avec une pente de -1,13 % jusqu'aux pentes du djebel Dirah à une altitude de plus de 1000m (dans la Wilaya de Médéa).

Les précipitations moyennes varient de 1 000 mm/an sur les hauts versants à 450mm/an dans la partie des hauts plateaux : la moyenne pondérée sur l'ensemble du bassin se situe à 565 mm/an.

L'évaporation moyenne annuelle a été estimée à 1260 mm/an et la température moyenne annuelle au site de Koudiat Acerdoune est de 16°C.

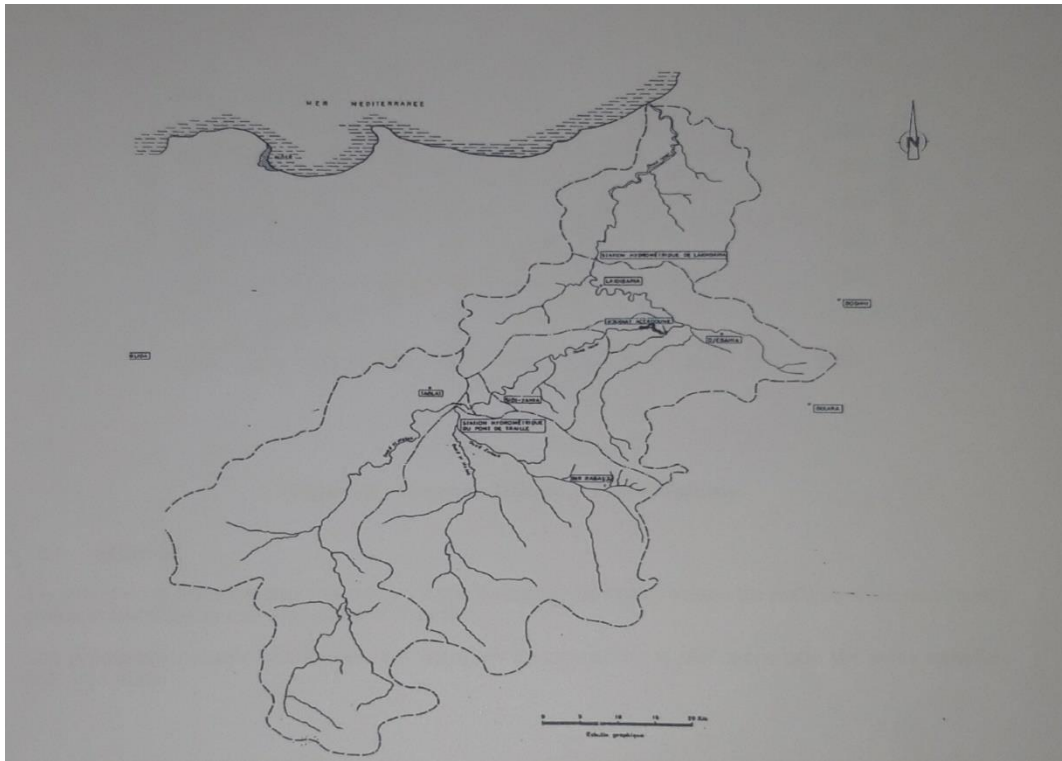


Figure II.5: Bassin versant de l'oued de Isser (ANBT, s. d.)

#### II.1.2.5 Climat

Le climat de la zone est méditerranéen, caractéristique de l'Atlas tellien de Kabylie avec des hivers froids et humides et des étés secs et chauds.

Les précipitations sont distribuées sur les mois de Novembre à Mai alors que les mois estivaux sont très secs.

## II.2 Présentation des données

### II.2.1 Données des barrages fournies par l'ANBT

L'Agence nationale des barrages et transferts (ANBT) est responsable de la mobilisation des ressources en eau afin d'assurer l'alimentation en eau potable et l'irrigation. À cette fin, elle contrôle et surveille les ouvrages de retenues d'eau et les systèmes de transfert visant à maintenir l'approvisionnement continu.

Donc de manière journalière les techniciens de l'ANBT mesurent, le volume et la surface d'un barrage, en relevant sa cote afin de les injecter dans les formules des courbes Volume-Hauteur et Surface-Hauteur, ainsi que les apports et les sorties (AEP, Irrigation, Fuites...) du barrage, et enfin la pluie journalière.

Notre travail consiste à élaborer un modèle de prédiction des surfaces futures au vu de son importance dans la gestion des ressources.

L'ANBT nous a gracieusement fournie les relevés de données des deux barrages

### II.2.1.1 Barrage de Koudiat Acerdoune

La série de données du barrage de Koudiat Acerdoune, s'étale de 2011 à 2020.

Les variations de ces données sont représentées dans la figure II.6 :

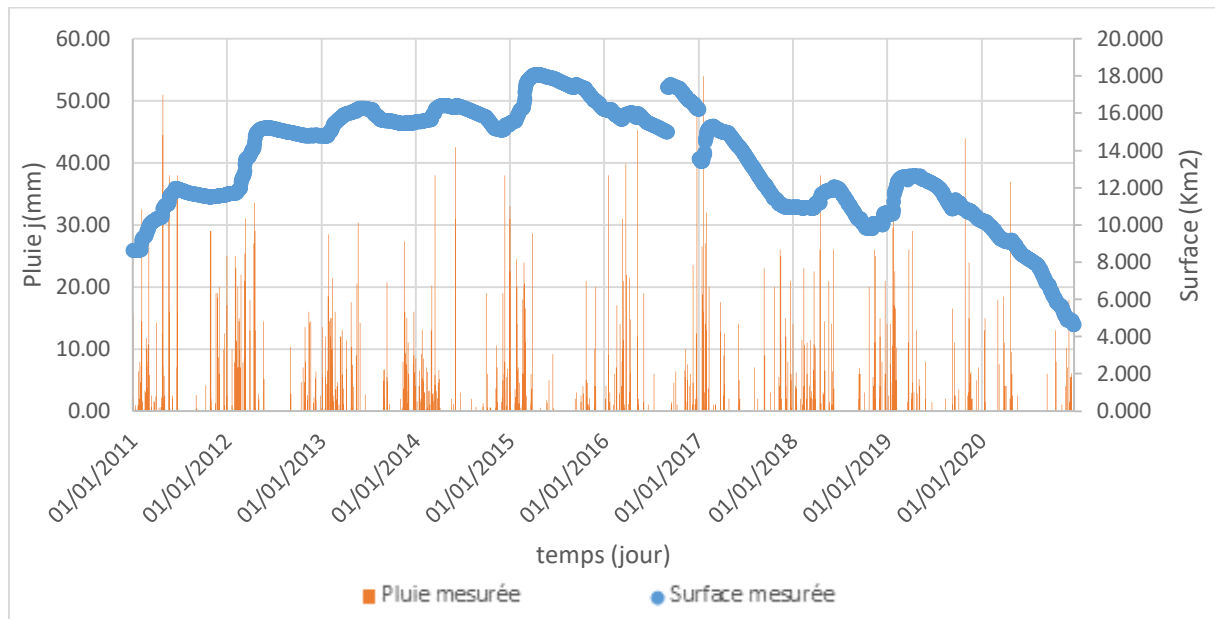


Figure II.6: Evolution des Surfaces et des pluies cumulées journalières observées au barrage de Koudiat Acerdoune (ANBT, s. d.)

### II.2.1.2 Barrage d'Ain Zada

La série de données du barrage d'Ain Zada s'étale de 1986 à 2020.

Les variations de ces données sont représentées dans la figure II.7 :

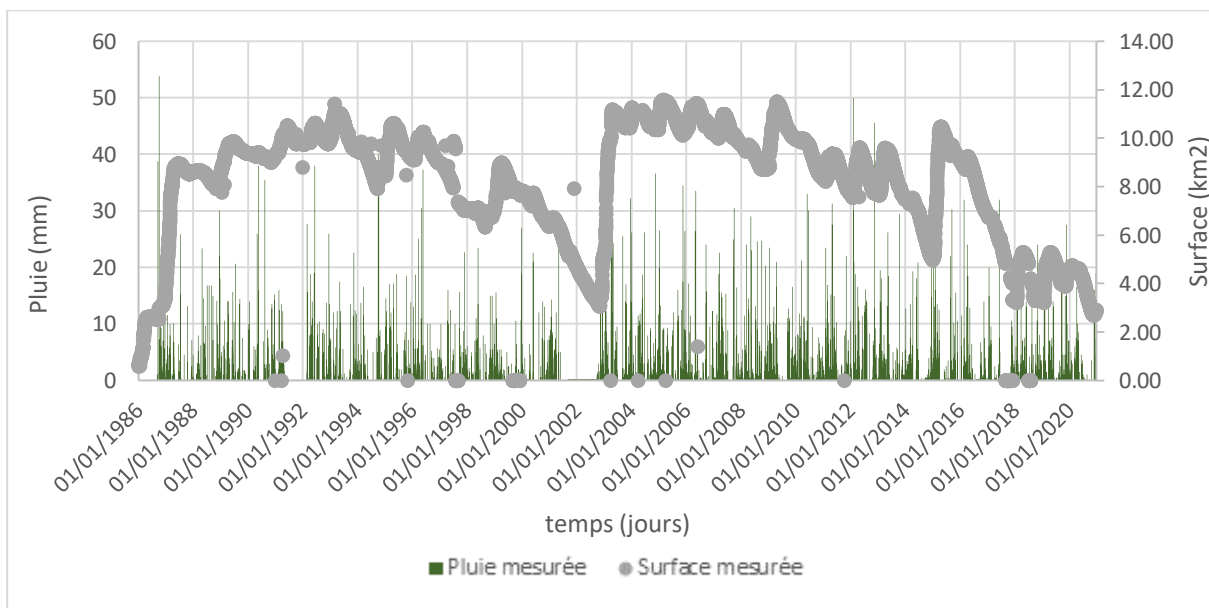


Figure II.7: Evolution des Surfaces et des pluies cumulées journalières observées au barrage d'Ain Zada (ANBT, s. d.)

### II.2.1.3 Données utilisées

Nous avons travaillé avec les valeurs moyennes mensuelles des surfaces et les valeurs des pluies mensuelles cumulées.

## II.2.2 Données Satellites

### II.2.2.1 Constellation Sentinel-2

La mission **Sentinel-2** comprend une constellation de deux satellites en orbite polaire (Sentinel-2A et Sentinel-2B) placés sur la même orbite, phases à 180° l'un par rapport à l'autre. Les limites de couverture se situent entre la latitude 56° sud et 84° Nord qui font le tour du globe avec une fréquence de 12 jours pour chaque satellite ce qui nous donne une image chaque 6 jours. Il s'agit d'une mission d'imagerie à large fauchée (290 km), à haute résolution et multispectrale. Son instrument optique échantillonne 13 bandes spectrales :

Tableau II-3 : Bandes spectrales du sentinel-2

Nom	Longueur d'onde (nm)	Résolution (m)	Spectre
Bande 1	443,9 nm (S2A) / 442,3 nm (S2B)	60	Aérosols
Bande 2	496,6 nm (S2A) / 492,1 nm (S2B)	10	Bleu
Bande 3	560 nm (S2A) / 559 nm (S2B)	10	Vert
Bande 4	664,5 nm (S2A) / 665 nm (S2B)	10	Rouge
Bande 5	703,9 nm (S2A) / 703,8 nm (S2B)	20	Bord rouge 1
Bande 6	740,2 nm (S2A) / 739,1 nm (S2B)	20	Bord rouge 2
Bande 7	782,5 nm (S2A) / 779,7 nm (S2B)	20	Bord rouge 3
Bande 8	835,1 nm (S2A) / 833 nm (S2B)	10	NIR
Bande 8A	864,8 nm (S2A) / 864 nm (S2B)	20	Bord rouge 4
Bande 9	945 nm (S2A) / 943,2 nm (S2B)	60	Vapeur d'eau
Bande 10	1373,5 nm (S2A) / 1376,9 nm (S2B)	60	Cirrus
Bande 11	1613,7 nm (S2A) / 1610,4 nm (S2B)	20	SWIR 1
Bande 12	2202,4nm (S2A) / 2185,7nm (S2B)	20	SWIR 2

Les produits sont disponibles au niveau 1C (réflectances au sommet de l'atmosphère (TOA)). Les produits au niveau-2A (images de réflectance au bas de l'atmosphère (BOA)) peuvent être obtenus en utilisant le segment terrestre ou par la boîte à outils Sentinel-2. Dans certaines régions, les produits Sentinel-2 de niveau 2A sont directement disponibles et peuvent être téléchargés depuis le site de L'Institut d'études géologiques des États-Unis (United States Geological Survey, USGS).

Dans cette recherche, les données Sentinel-2 sont utilisées pour évaluer la contribution des données optiques à haute résolution spatiale dans la cartographie des eaux de surface. Afin d'utiliser la résolution spatiale la plus fine, seules les quatre bandes spectrales avec une résolution spatiale de 10 m sont utilisées (B2, B3, B4 et B8).

### II.2.2.2 Landsat 8

Landsat 8 tourne autour de la Terre sur une orbite héliosynchrone quasi polaire, à une altitude de 705 km, inclinée à 98,2 degrés, et effectue une orbite terrestre toutes les 99 minutes. Le satellite a un cycle de répétition de 16 jours avec une heure de passage équatorial : 10h00 +/- 15 minutes (USGS, s. d.).

Landsat 8 acquiert environ 740 scènes par jour sur le système de trajectoire/rangée du Worldwide Reference System-2 (WRS-2), avec un recouvrement de la fauchée (ou sidelap) variant de 7% à l'équateur à un maximum d'environ 85% aux latitudes extrêmes. La taille d'une scène Landsat 8 est de 185 km x 180 km. Son instrument optique échantillonne 11 bandes spectrales (USGS, s. d.)

Tableau II-4 : Bandes spectrales du Landsat 8

Nom	Longueur d'onde (nm)	Résolution (m)	Spectre
Bande 1	0,43 - 0,45	30	Aérosols côtier
Bande 2	0,45 - 0,51	30	Bleu
Bande 3	0,53 - 0,59	30	Vert
Bande 4	0,64 - 0,67	30	Rouge
Bande 5	0,85 - 0,88	30	Proche infrarouge
Bande 6	1,57 - 1,65	30	Infrarouge à ondes courtes 1
Bande 7	2,11 - 2,29	30	Infrarouge à ondes courtes 2
Bande 8	0,52 - 0,90	15	Bande 8 Panchromatique
Bande 9	1,36 - 1,38	15	Cirrus
Bande 10	10,60 - 11,19	30	Infrarouge thermique 1
Bande 11	11,50 - 12,51	30	Infrarouge thermique 2

Dans certaines régions, les produits Landsat 8 Collection 1 sont directement disponibles et peuvent être téléchargés depuis le site de l'Institut d'études géologiques des États-Unis (United States Geological Survey, USGS).

Dans cette recherche, les données Landsat 8 sont utilisées pour évaluer la contribution des données optiques à haute résolution spatiale dans la cartographie des eaux de surface. Afin d'utiliser la résolution spatiale la plus fine, seules les trois bandes spectrales B3, B4 et B5 avec une résolution spatiale de 30 m sont utilisées.

### II.2.2.3 Era5

ERA5 est la cinquième génération de données de réanalyse atmosphérique du climat mondial de l'ECMWF. Les données de réanalyse combinent les données du modèle avec les observations du monde entier en un ensemble de données complet et cohérent au niveau mondial. ERA5 remplace son prédécesseur, la réanalyse ERA-Interim (Hersbach et al., 2020).

ERA5 DAILY est une partie d'ERA5 qui fournit des valeurs agrégées pour chaque jour pour sept paramètres de réanalyse climatique ERA5 (Hersbach et al., 2020) :

Tableau II-5: Valeurs enregistrés par ERA5 DAILY (Hersbach et al., 2020).

Nom	Unités	Description
Mean 2m air temperature	k	Température moyenne de l'air à 2 m de hauteur (moyenne quotidienne)
Minimum 2m air temperature	k	Température minimale de l'air à 2 m de hauteur (minimum quotidien)
Maximum 2m air temperature	k	Température maximale de l'air à 2 m de hauteur (maximum quotidien)
Dew point 2m temperature	k	Température du point de rosée à 2 m de hauteur (moyenne quotidienne)
Total precipitation	m	Précipitations totales (sommées quotidiennes)
Surface pressure	Pa	Pression de surface (moyenne journalière)
Mean sea level pressure	Pa	Pression moyenne au niveau de la mer (moyenne quotidienne)
U component of wind 10m	m/s	Composante u du vent a 10m (moyenne quotidienne)
V component of wind 10m	m/s	Composante v du vent a 10 m (moyenne quotidienne)

Pour notre modèle de prédiction des surfaces à partir des outils de télédétection nous avons utilisé les pluies enregistrés par ERA5 DAILY, tel que a l'aide de Google Earth Engine nous avons extrait les pluies cumulées journalière pour les deux zones.

Les variations de ces données sont représentées dans les figures II.8 et II.9 :

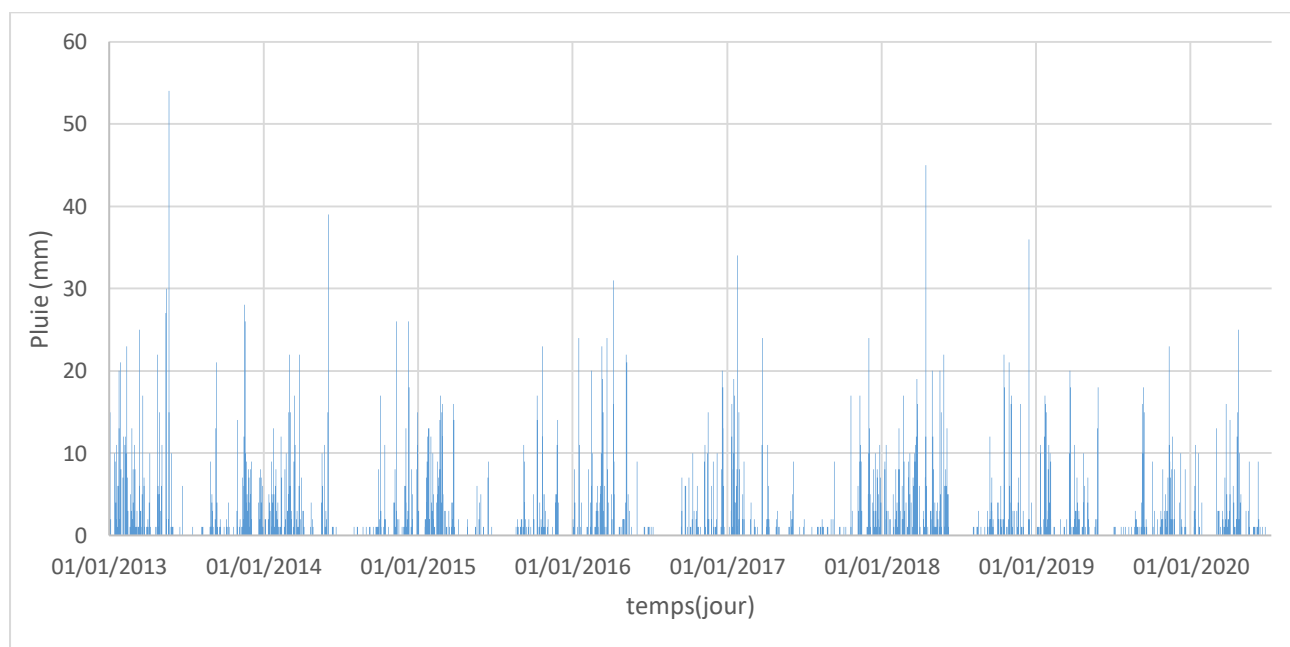
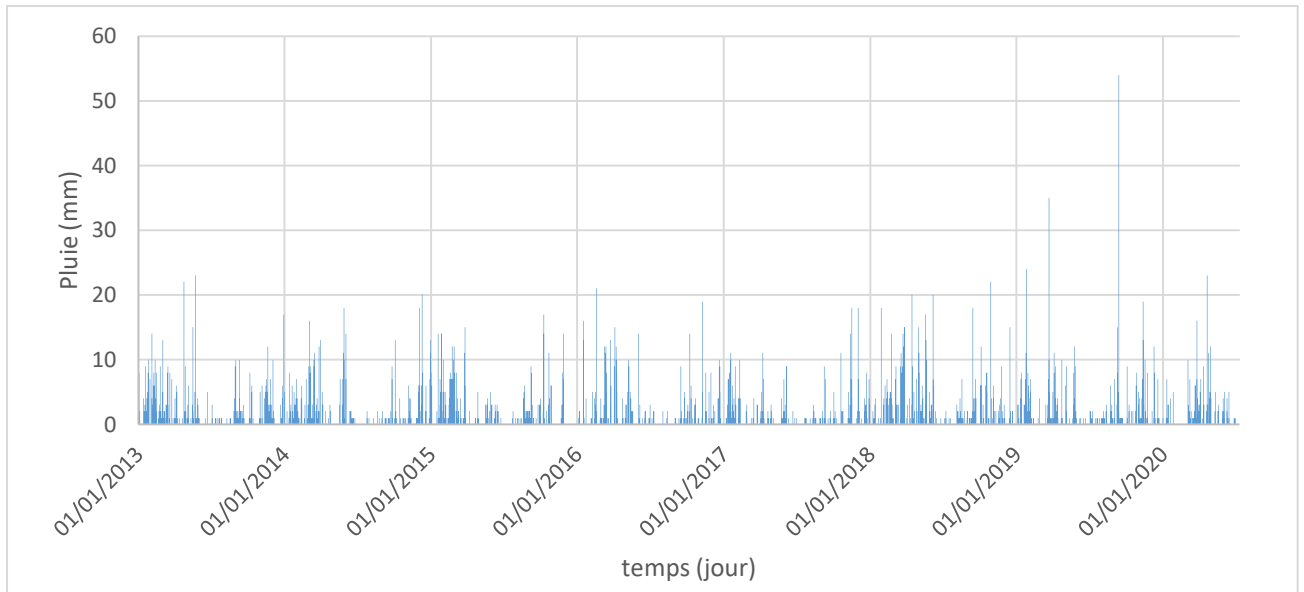


Figure II.8: Evolution des pluies sat ERA5 du barrage de Koudiat Acerdoune



*Figure II.9: Evolution des pluies sat ERA5 du barrage d'Ain Zada*

### II.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales caractéristiques des barrages de Koudiat Acerdoune et d'Ain Zada.

Ensuite, on a présenté les données recueillies auprès de l'ANBT et nous avons détaillé les principales composantes des données teldéctées qui seront utilisées dans la modélisation à partir des techniques de Machine Learning.

# **CHAPITRE III**

## **Méthodes d'extraction des eaux de surface**



### III.1 Introduction

Les techniques de traitement de l'information se sont largement développées ces dernières décennies avec le développement de l'informatique, tant sur le plan matériel que logiciel. La construction de logiciels s'appuie sur plusieurs approches. On citera deux des plus utilisées : l'approche algorithmique et l'approche par Machine Learning.

Pour aboutir à notre but qui est de prédire les surfaces d'eau d'un barrage à partir des outils de Télédétection dans notre travail, on va utiliser les deux approches. Premièrement l'Approche Algorithmique là où on va écrire le processus à suivre pour extraire les surfaces d'eau car dans cette approche les machines suivent à la lettre les instructions du programme pour résoudre le problème. Deuxièmement vu la complexité des problèmes de correction et de prédiction des surfaces nous avons choisi l'intelligence artificielle (plus précisément Machine Learning), qui est présentée comme la vague du futur en informatique. C'est en effet des mécanismes d'auto-apprentissage qui ne nécessitent pas les compétences traditionnelles d'un programmeur (Lefkir, 2007).

Dans ce chapitre, on va présenter l'algorithme d'extraction des eaux de surface élaboré en utilisant l'indice de l'eau NDWI et le modèle de correction élaboré en utilisant la méthode régression au Lasso et enfin le modèle de prédiction qui a été développé avec la méthode du Gradient Boosting.

### III.2 Extraction des eaux de surface en utilisant le NDWI

Préalablement défini **l'indice de différence normalisé de l'eau (NDWI)** utilise les bandes proche infrarouge NIR et les bandes VERTE pour créer le rapport :

$$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR}$$

Qui est connu pour montrer de petites valeurs pour les plans d'eau, de sorte que les zones d'eau de surface sont facilement observables par de faibles valeurs de NDWI.

Pour ce qui suit nous avons pris le barrage de Koudiat Acerdoune comme exemple pour expliquer la méthodologie du modèle d'extraction.

#### III.2.1 Acquisition et traitement des images

Les données ont été acquises de L'Institut d'études géologiques des États-Unis (United States Geological Survey, USGS) et sont disponibles gratuitement sur le site <https://www.usgs.gov/>.

Nous avons considéré les séries d'images prises par les satellites entre la date du lancement de la mission des deux satellites utilisées jusqu'au jour j d'aujourd'hui.

Les séries d'images sont traitées comme suit, avec Google Earth Engine pour obtenir les meilleures images possibles.

#### III.2.1.1 Date :

Généralement prises depuis la date du lancement de la mission du satellite c'est-à-dire 2013-04-11 pour le landsat 8 et 2015-06-23 pour le sentinel-2

#### III.2.1.2 Zone :

Les images sont filtrées sur notre zone d'étude préalablement défini sur le barrage de Koudiat Acerdoune tel que nous l'avons cadré dans un rectangle de coordonnées (3.5973, 36.5016), (3.4243, 36.3966).

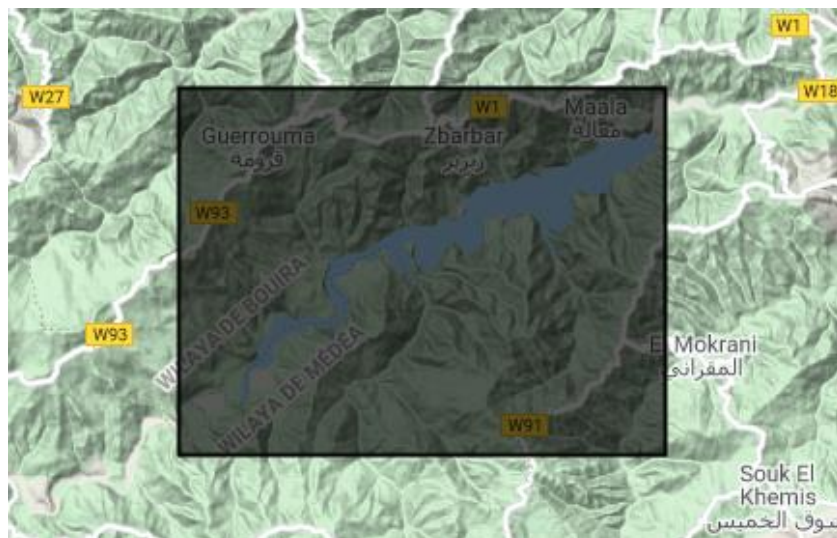


Figure III.1 : Le rectangle choisi pour la zone d'étude visualisé par Google EarthEngine (Google Earth Engine, s. d.)

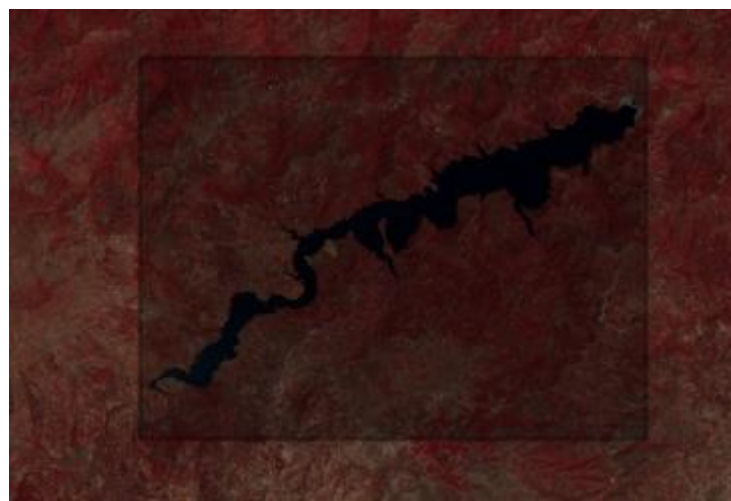


Figure III.2: Image landsat 8 représentative de notre zone d'étude visualisée avec les bandes (B3, B4, B5) du 27/06/2015(Google Earth Engine, s. d.).

### III.2.1.3 Couverture nuageuse :

Comme indiqué précédemment, les données optiques sont sensibles à la couverture nuageuse qui peut également produire des zones d'ombre dans l'image. Pour notre étude nous allons prendre seulement les images avec un pourcentage inférieure ou égale 30% afin d'obtenir un résultat précis.

Les problèmes causés par la couverture nuageuse sur une image satellitaire optique :

- **Couverture nuageuse dense (80% à 100%)**

Les nuages couvrent pratiquement toute notre zone d'études ce qui ne vas pas nous laisser la vue sur notre plan d'eau ce qui implique l'incapacité de délimiter sa surface.

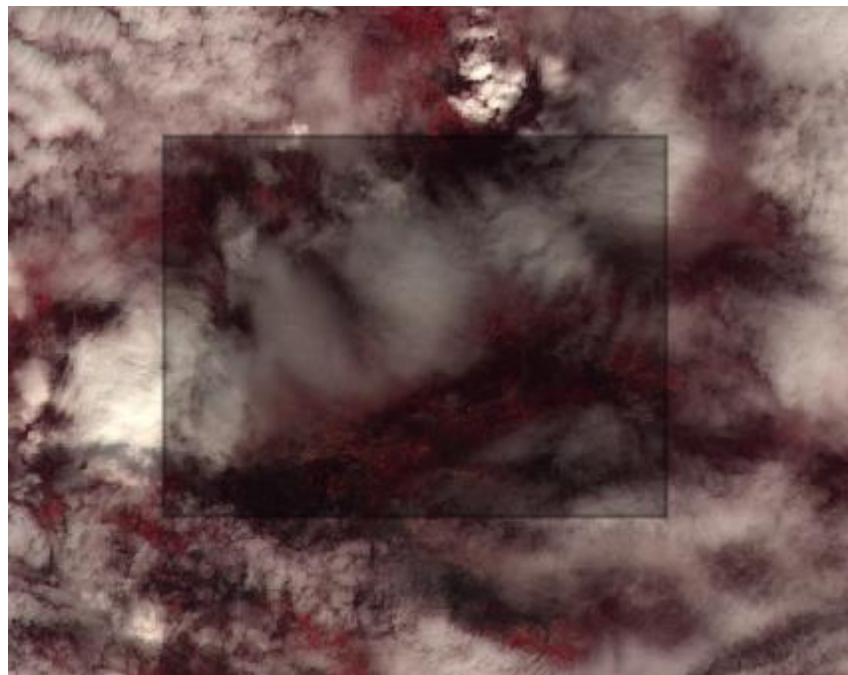
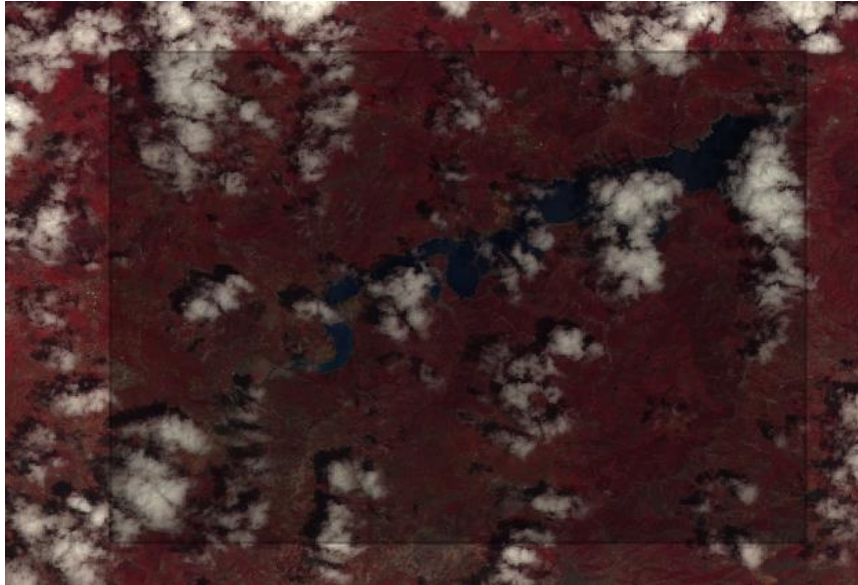


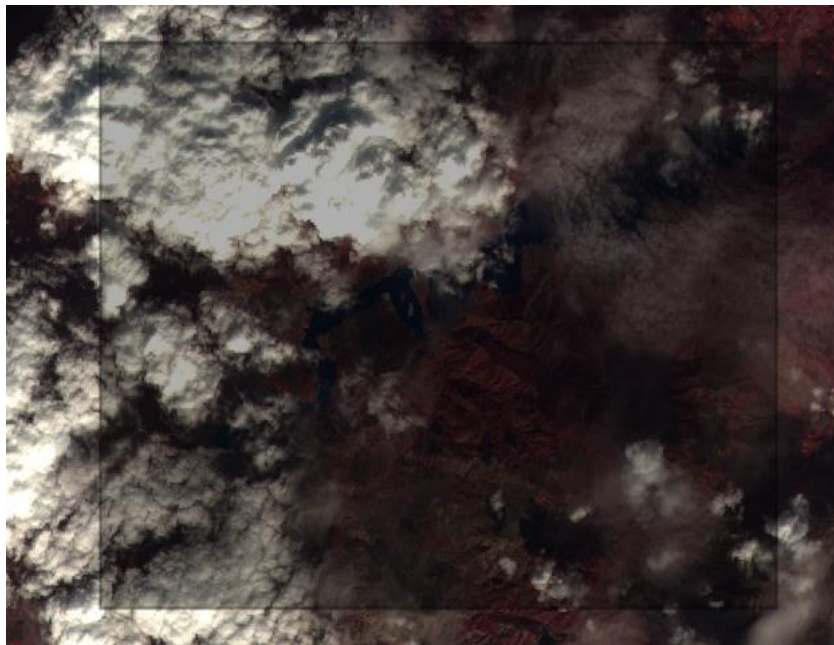
Figure III.3: Image sentinel-2 de notre zone d'étude couverte à 91 % de nuages

- **Couverture nuageuse modérée (40% à 80%)**

Les nuages couvrent une partie de notre zone d'étude, ce qui nous donne une visibilité sur notre plan d'eau mais la délimitation de la surface sera sous-estimée donc faussée par la présence des nuages.



*Figure III.4: Image sentinel-2 de notre zone d'étude couverte à 40 % de nuages (Google Earth Engine, s. d.)*



*Figure III.5: Image sentinel-2 de notre zone d'étude couverte à 70 % de nuages (Google Earth Engine, s. d.)*

- **Ombre des nuages**

La couverture nuageuse peut également produire des zones d'ombre dans l'image, les pixels de ces derniers vont se confondre avec les pixels de l'eau donc la délimitation de la surface de notre plan d'eau sera surestimée donc faussée par la présence d'ombre.

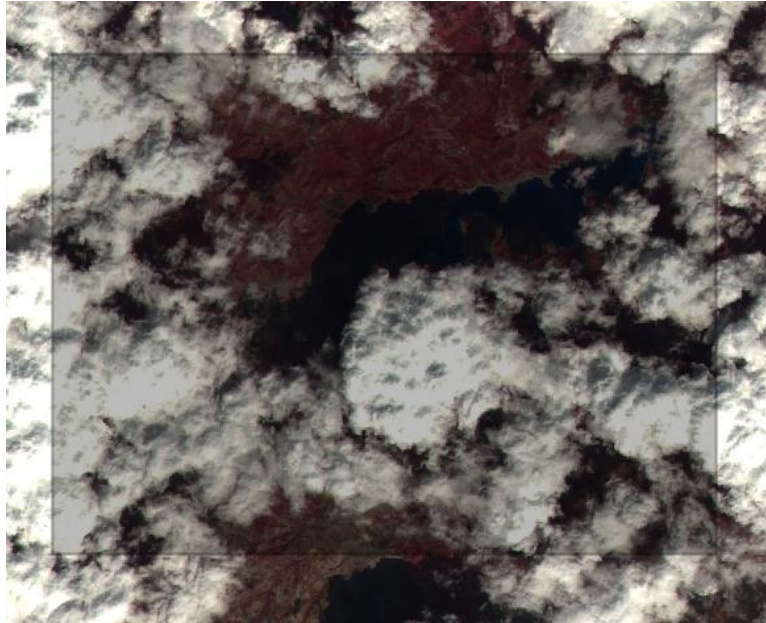


Figure III.6: Image sentinel-2 de notre zone d'étude montrant l'impact des ombres sur la délimitation de la surface (Google Earth Engine, s. d.).

### III.2.2 Création de l'image NDWI

Sur la plateforme Google Earth Engine nous allons traiter les images préalablement sélectionnées pour créer à chacune d'elles une image NDWI, pour ce faire, nous allons calculer le rapport des bandes Verte avec les bandes NIR.

#### III.2.2.1 Landsat 8

Les images Landsat 8 comme préalablement définies dans les caractéristiques de chaque bande :

- La bande VERTE est représentée par la bande3 (B3)
- La bande proche infrarouge NIR est représentée par la bande 5 (B5)

Ce qui va nous donner le rapport suivant :

$$NDWI = \frac{B3 - B5}{B3 + B5}$$

Après application nous obtenons une image comme suit :



Figure III.7: Image sentinel-2 visualisée avec les bandes B3, B4, B5(Google Earth Engine, s. d.)



Figure III.8: Image NDWI de landsat 8 (Google Earth Engine, s. d.)

#### III.2.2.2 Sentinel-2

Les images Sentinel-2 comme préalablement définies dans les caractéristiques de chaque bande :

- La bande VERTE est représentée par la bande 3 (B3)
- La bande proche infrarouge NIR est représentée par la bande 8 (B8)

Ce qui va nous donner le rapport suivant :

$$NDWI = \frac{B3 - B8}{B3 + B8}$$

Après application nous obtenons une image comme suit :



*Figure III.9 : Image sentinel-2 visualisée avec les bandes B3, B4, B8 (Google Earth Engine, s. d.)*



*Figure III.10: Image NDWI de Sentinel-2 (Google Earth Engine, s. d.)*

### III.2.3 Création de l'image de l'eau

Comme nous savons que l'eau dans l'image NDWI est représentée par de faibles valeurs de l'indice de l'eau NDWI, nous n'allons garder que ces dernières, ce qui va permettre de créer une image de l'eau

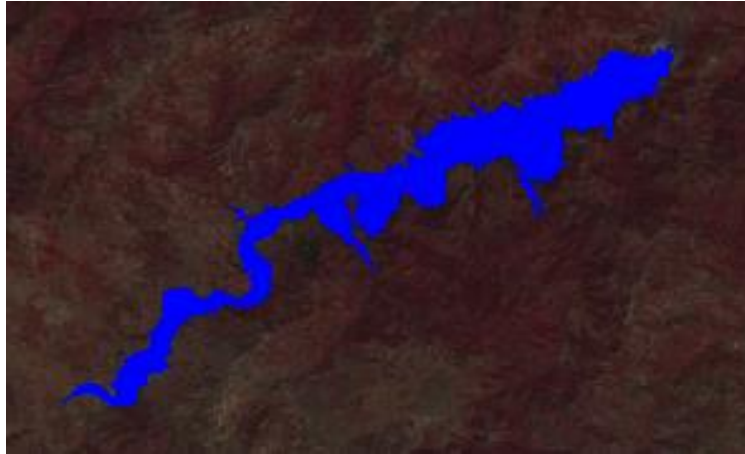


Figure III.11: Image de l'eau de sentinel-2 (Google Earth Engine, s. d.)

### III.2.4 Calcul de la surface

A partir de l'image de l'eau on va extraire le nombre de pixels qui définissent l'eau puis le multiplier par l'échelle du satellite pour obtenir la surface du plan d'eau.

## III.3 Arbres de Décision

L'arbre de décision est l'une des techniques les plus simples et intuitives dans l'apprentissage automatique, basée sur le paradigme diviser pour régner. L'idée de base derrière les arbres de décision est de diviser l'espace en parcelles, et d'adapter un modèle à une parcelle. Les arbres de décision ont un nombre de propriétés qui font d'eux un outil précieux, surtout quand il s'agit de faire l'analyse rapide d'un jeu de données ou d'élaborer un prototype de classifieur (Bennaceur, 2019) :

- Modèle white box : le résultat est facile à conceptualiser, à visualiser et à interpréter.
- Ils nécessitent peu de préparation de données
- Le coût d'utilisation des arbres est logarithmique.
- Ils sont capables d'utiliser des données catégorielles et continues.
- Ils sont capables de gérer des problèmes multi-classes.
- Ils ont un bon comportement par rapport aux valeurs extrêmes.
- Ils gèrent bien les données manquantes.

### III.3.1.1 Fonctionnement des Arbres de Décision

On considère d'abord le problème de classement. Chaque élément  $x$  de la base de données est représenté par un vecteur multidimensionnel  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  correspondant à l'ensemble de variables descriptives du point. Chaque nœud interne de l'arbre correspond à un test fait sur une des variables  $x_i$  :

- Variable catégorielle : génère une branche (un descendant) par valeur de l'attribut.
- Variable numérique : test par intervalles (tranches) de valeurs.



Les feuilles de l'arbre spécifient les classes. Une fois l'arbre construit, classer un nouveau candidat se fait par une descente dans l'arbre, de la racine vers une des feuilles (qui encode la décision ou la classe). A chaque niveau de la descente on passe un nœud intermédiaire où une variable  $x_i$  est testée pour décider du chemin (ou sous-arbre) à choisir pour continuer la descente.

Au départ, les points de base de l'apprentissage sont tous placés dans le nœud racine. Cette variable est dite « variable cible ». La variable cible peut être catégorielle (problème de classement) ou valeur réelle (problème de régression). Chaque nœud est coupé (opération split) donnant naissance à plusieurs nœuds descendants. Un élément de la base d'apprentissage situé dans un nœud se retrouvera dans un seul de ses descendants.

L'arbre est construit par partition récursive de chaque nœud en fonction de la valeur de l'attribut testé à chaque itération (top-down induction). Le critère optimisé est l'homogénéité des descendants par rapport à la variable cible. La variable qui est testée dans un nœud sera celle qui maximise cette homogénéité.

Le processus s'arrête quand les éléments d'un nœud ont la même valeur pour la variable cible (Homogénéité).

### III.3.1.2 Régression au Lasso : Modèle de correction de la surface

La régression est une technique statistique utilisée pour déterminer la relation entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes. En termes simples, une analyse de régression indiquera comment le résultat varie pour différents facteurs.

La régression au lasso s'apparente à la régression linéaire, mais elle utilise une technique de « retrait » où elle **pénalise** les caractéristiques les moins importantes de l'ensemble de données et rend leurs coefficients respectifs nuls, les éliminant ainsi. Elle permet donc de réduire ou de régulariser ces coefficients pour éviter le surajustement et les faire mieux fonctionner sur différents jeux de données (Moorthi, 2020).

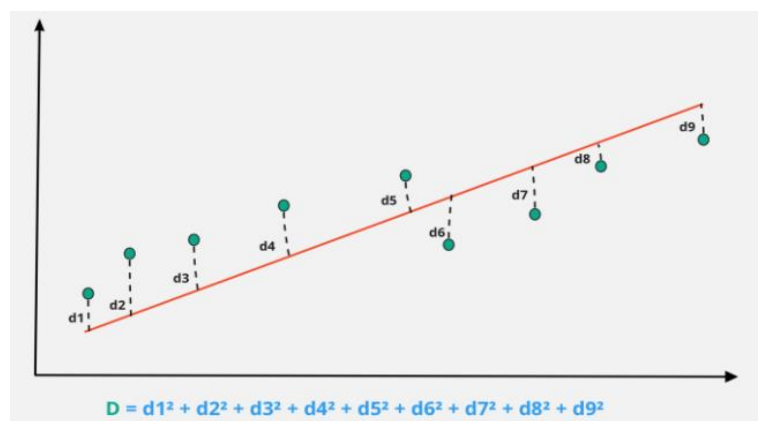


Figure III.12: Statistiques de régression au lasso (Moorthi, 2020)

Dans ce qui suit on va présenter la statistique de régression au Lasso :

$d_1, d_2, d_3$ , etc., représentent la distance entre les points de données réelles et la ligne du modèle dans la figure III.12.

Les moindres carrés sont la somme des carrés de la distance entre les points de la courbe tracée.

En régression linéaire, le meilleur modèle est choisi de manière à minimiser les moindres carrés.

Lors de la régression au lasso, nous ajoutons un facteur pénalisant aux moindres carrés. C'est-à-dire que le modèle est choisi de manière à réduire la fonction de perte inférieure à une valeur minimale.

$D = \text{moindres carrés} + \lambda * \text{sommation (valeurs absolues de la grandeur des coefficients)}$

La pénalité de régression au lasso se compose de tous les paramètres estimés.  $\lambda$  peut être n'importe quelle valeur comprise entre zéro et l'infini. Cette valeur décide de la manière dont la régularisation agressive est effectuée.

Le lasso pénalise la somme des valeurs absolues des coefficients. À mesure que la valeur  $\lambda$  augmente, les coefficients diminuent et finissent par devenir nuls. De cette façon, la régression lasso élimine les variables non significatives de notre modèle.

### III.3.1.3 Gradient Boosting : Modèle de prédiction des surfaces

Un algorithme d'apprentissage efficace est le "Gradient Boosting" (Bennaceur, 2019). Pour construire un modèle fort, nous commençons avec un modèle dit "constant"  $f = f_0$  générée en utilisant l'algorithme des forêts aléatoires :

$$f = f_0(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$$

Puis on calcule la différence entre la valeur réelle et estimée, et on affecte le résultat à une autre variable appelée résidu :

$$\hat{y}_i \leftarrow y_i - f(x_i)$$

Puis on recalcule les résidus du modèle  $f_1$ , et on les réutilise pour construire un autre modèle  $f_2$ . Et on réitère le processus jusqu'à ce que les arbres de chaque modèle se combinent.

En calculant les résidus, nous estimons dans quelle mesure la sortie ou la variable à modéliser de chaque exemple d'entraînement est prédite par le modèle  $f$ . Nous formons ensuite un autre arbre pour corriger les erreurs du modèle actuel et ajoutons ce nouvel arbre au modèle existant avec un certain poids.

Par conséquent, chaque arbre supplémentaire ajouté au modèle corrige partiellement les erreurs commises par les arbres précédents jusqu'à ce que le nombre maximum d'arbres soit combinés.

Les trois principaux hyperparamètres sont le nombre d'arbres, le taux d'apprentissage et la profondeur des arbres. La profondeur des arbres influe également sur la vitesse d'entraînement et de prédiction.

# **CHAPITRE IV**

## **Résultats et Discussions**

## IV.5 Introduction

Dans ce chapitre, d'abord, on a procédé à l'extraction des eaux de surface par le modèle basé sur l'indice de l'eau pour les deux zones et les deux satellites, on a comparé les résultats obtenus par les deux satellites avec les observations de l'Agence nationale des barrages et transferts, puis on a choisi le meilleurs résultats pour chaque zone.

Ensuite, on a conçu un modèle de correction basé sur la régression au lasso pour chaque zone, ce modèle corrige les surfaces extraites des imageries satellitaires avec les données observées, puis on a comparé et choisi le modèle qui a présenté le meilleur résultat c'est-à-dire celui possédant le pouvoir prédictif le plus élevé.

Enfin, on a élaboré un modèle de prédiction par le Gradient Boosting avec les données observé de l'ANBT, et on a laissé une période de 8 ans pour valider les résultats obtenus après prédiction avec les données télédéteectées.

## IV.6 Critères d'évaluation d'un modèle

Pour évaluer et discuter de la fiabilité et de la performance d'un modèle, plusieurs critères d'évaluation ont été développés, Ils peuvent être utilisés aussi bien en calibration qu'en validation.

### IV.6.1 Critères graphiques

Pour notre cas, nous allons juger la performance du modèle par deux critères graphiques :

- **Courbe d'évolution des variables étudiées :** On compare, l'allure de la courbe Surface observée, avec l'allure de la courbe surface extraite des images satellitaires pour les mêmes jours, pour apprécier la différence entre les valeurs simulées et observées.
- **Courbe de corrélation :** On trace la Surface observée en fonction de la surface extraite des images satellitaires, si le nuage de point est bien réparti par rapport à la première bissectrice on peut conclure que notre modèle donne de bons résultats.

### IV.6.2 Critères numériques

Une simple visualisation des résultats d'une simulation ne représente en aucun cas une évaluation complète d'un modèle. En effet, l'œil humain est incapable de voir toutes les différences qui peuvent exister entre deux courbes d'allure similaire. Ainsi, nous avons besoin en plus de l'analyse graphique de nous outiller de critères objectifs (dénommés aussi fonctions « objectif ») pour établir une comparaison entre les simulations et les observations, aussi pour hiérarchiser des simulations qui ont l'air équivalentes. Beaucoup de critères objectifs mathématiques existent pour évaluer la distance entre les observations et la simulation.

La performance de notre modèle est évaluée par le biais de quatre critères :

#### IV.6.2.1 Coefficient de détermination ( $R^2$ )

Défini comme étant la valeur élevée au carré du coefficient de corrélation de Pearson. Donc il estime la dispersion entre les séries observée et simulée, plus il sera important plus l'accord entre les deux séries de valeurs le sera aussi.

Il nous informe également sur le degré de corrélation entre deux variables à étudier, si sa valeur est égale à « 0 » cela signifie qu'il n'y a aucune corrélation entre les deux variables.

La valeur maximale est de « 1 » et elle représente la valeur optimale. Le  $R^2$  est donné par la relation :

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (S_0^t - S_m^t) (S_m^t - \bar{S}_m)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (S_0^t - \bar{S}_0)^2} * \sqrt{\sum_{t=1}^T (S_m^t - \bar{S}_m)^2}}$$

L'inconvénient du  $R^2$  est qu'il quantifie la dispersion des points "observés-simulés" et ne donne aucune information sur la qualité du modèle, donc même si les valeurs simulées sont sous-estimées ou surestimées mais que leur dispersion est identique à celle des observées, on aura un  $R^2$  proche de « 1 ».

- $S_0$ : représente les valeurs observées.
- $S_m$ : représente les valeurs simulées.
- $S_0^t$ : représente les valeurs observées à l'instant t.
- $S_m^t$ : représente les valeurs simulées à l'instant t.
- $\bar{S}_{m0}$ : La moyenne des valeurs observées.
- $\bar{S}_m$ : La moyenne des valeurs simulées.

#### IV.6.2.2 Rapport entre l'erreur quadratique moyenne et l'écart-type des valeurs mesurées RSR :

Etablis par (Singh et al., 2004) il est calculé par le rapport entre l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'écart type des données mesurées. Le RSR varie entre la valeur optimale qui est égale à zéro et un nombre très grand ce qui fait que plus le RSR sera faible et plus notre modèle sera bon.

Le critère est le suivant :

$$RSR = \frac{RMSE}{STD_{obs}} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n_0} \sum_{t=1}^T (S_m^t - S_0^t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n_0} \sum_{t=1}^T (S_0^t - \bar{S}_0)^2}}$$

#### IV.6.2.3 Critère de Nash Sutcliffe (NSE)

Il est utilisé en hydrologie et renseigne sur la robustesse des modèles utilisés. Cela nous permet de l'utiliser comme un outil d'aide à la décision tel que si le NSE est égale à « 1 » cela correspond à une modélisation parfaite, si NSE est égale à « 0 » cela indique que les prédictions du modèle sont aussi précises que la moyenne des données observées et si NSE est inférieur à zéro cela indique que les valeurs simulées conduisent à de moins bons résultats et que la moyenne observée est meilleur prédicateur que le modèle.

Le critère est le suivant :

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (S_0^t - S_m^t)^2}{\sum_{t=1}^T (S_0^t - \bar{S}_0)^2}$$

#### IV.6.2.4 Le pourcentage de biais (PBIAS)

Le pourcentage du biais (PBIAS) mesure la tendance moyenne des données simulées à être plus grandes ou plus petites que leurs homologues observées. Le PBIAS prend sa valeur optimale quand il est égal à zéro.

- Si le PBIAS <0 il indique que les valeurs simulées sont plus élevées que celle observés, ainsi on peut dire qu'il y'a une surestimation des valeurs.
- Si le PBIAS >0 il indique que les valeurs simulées sont inférieures à celle observées, ainsi on peut dire qu'il y'a une sous-estimation des valeurs par le modèle.

$$PBIAS = \frac{\sum_{t=1}^T (S_0^t - S_m^t) * 100}{\sum_{t=1}^T S_0^t}$$

#### Le taux de performance des critères

Un modèle est jugé satisfaisant si

$$\left\{ \begin{array}{l} R^2 \geq 50\% \\ RSR \leq 70\% \\ NSE \geq 50\% \\ PBIAS < \pm 55\% \end{array} \right.$$

## IV.7 Modèle d'extraction des surfaces

Après avoir expliqué le fonctionnement du modèle d'extraction des eaux de surface utilisé, nous allons exposer les résultats obtenus avec ce dernier pour nos zones d'étude, puis l'évaluer avec les critères de décision pour les deux satellites.

## IV.7.1 Landsat 8

### IV.7.1.1 Koudiat Acerdoune

#### IV.7.1.1.1 Résultats de l'extraction des surfaces d'eau

Pour une série de 136 images sélectionnées après traitement sur le satellite Landsat 8 les surfaces extraites sont présentées dans la figure IV.1 :

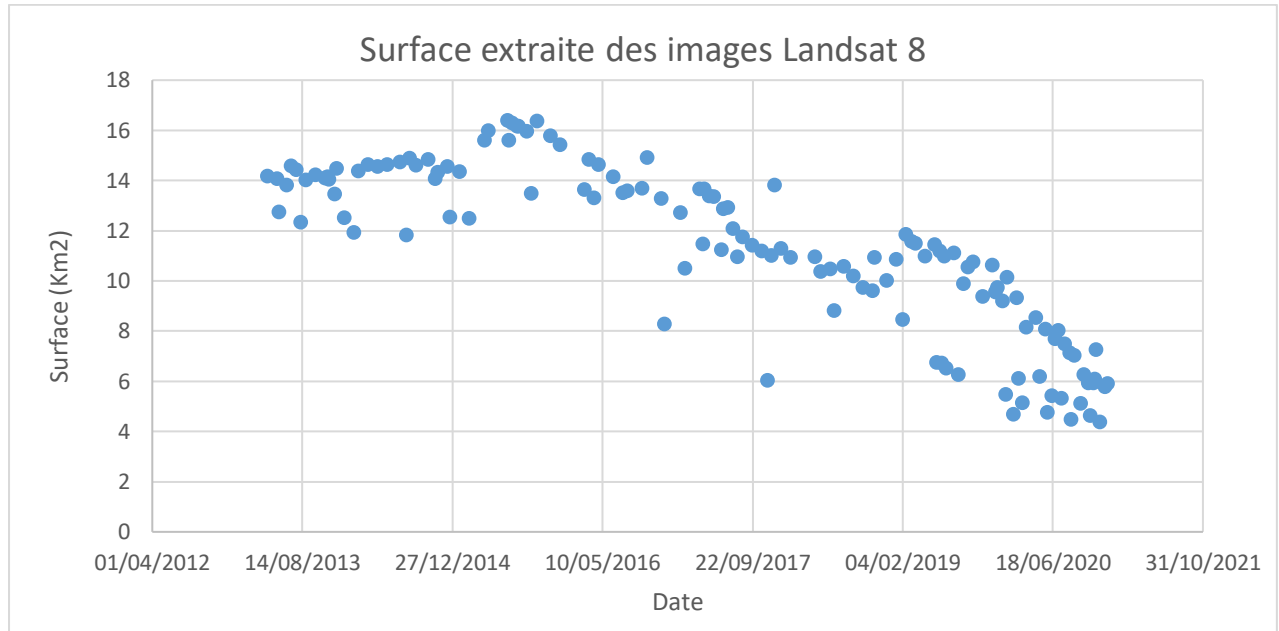


Figure IV.1: Surface extraite des images Landsat8 de Koudiat Acerdoune

#### IV.7.1.1.2 Critère graphique

- D'après la courbe d'évolution des variables (Figure IV.2), on remarque que le modèle élaboré pour extraire les surfaces d'eaux en utilisant les images Landsat 8 arrive plus ou moins à reproduire l'allure des surfaces observées.



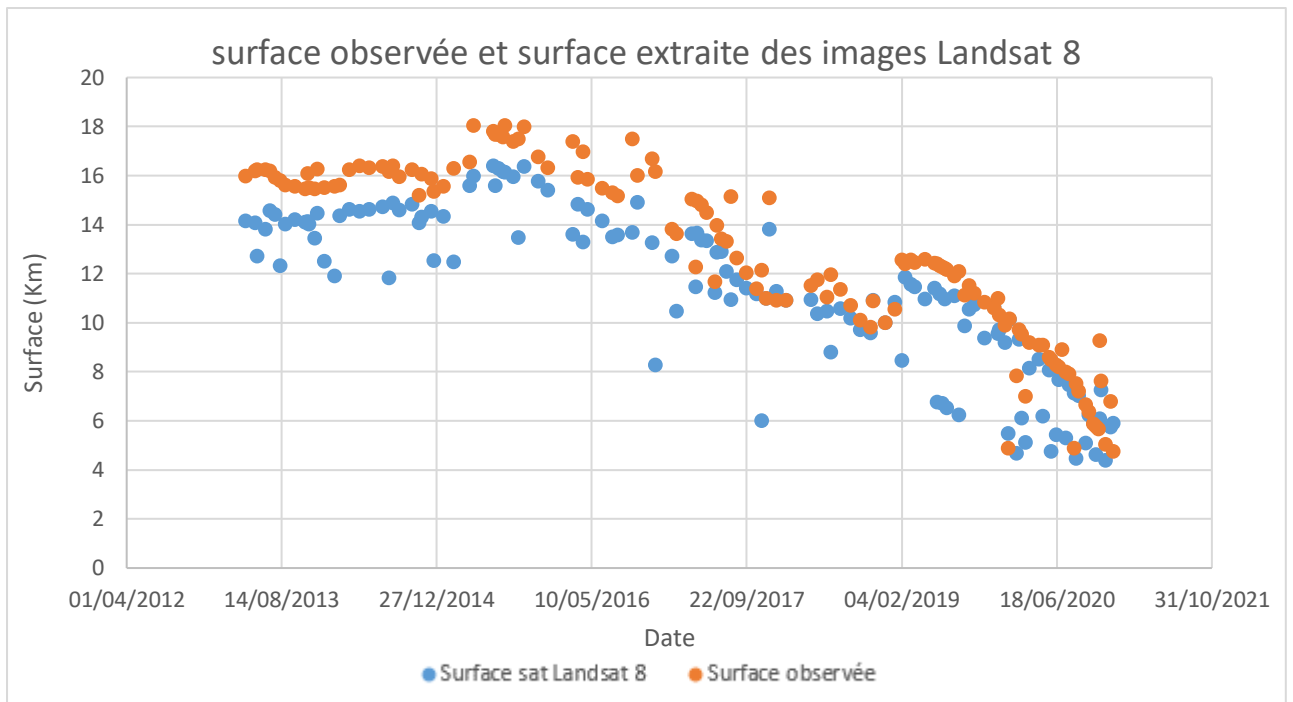


Figure IV.2: Comparaison de l'allure des courbes Surface observée et surface sat Landsat 8 de Koudiat Acerdoune

- D'après la courbe de corrélation (Figure IV.3), on remarque que le nuage de point est plutôt bien réparti par rapport à la première bissectrice.

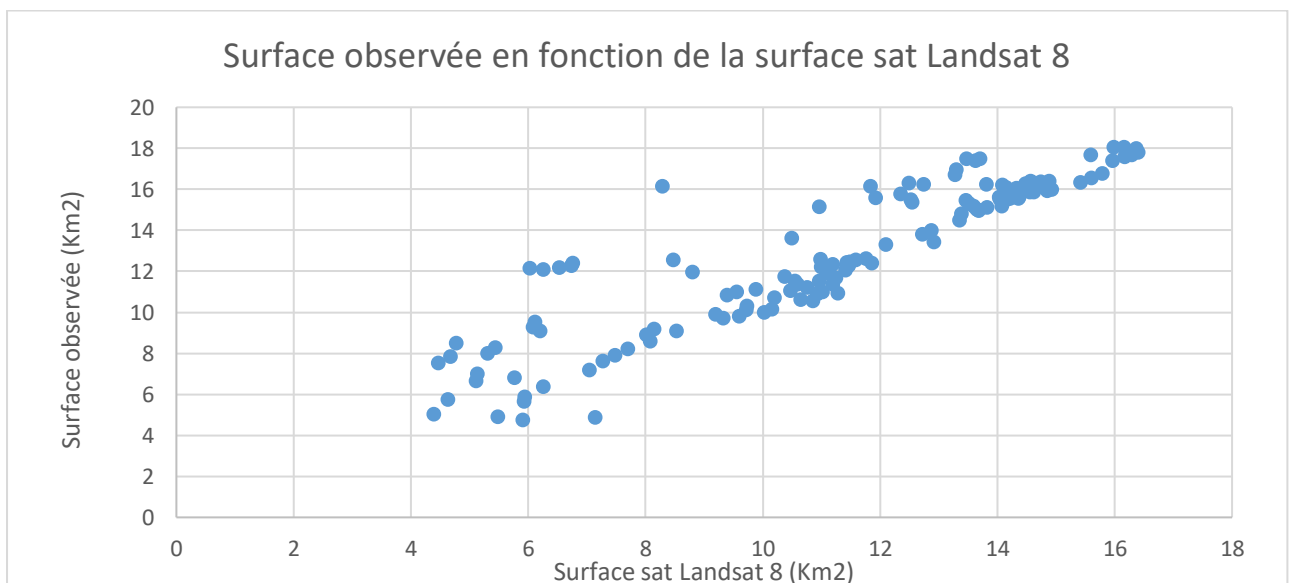


Figure IV.3: Surface observée en fonction de la surface sat Landsat 8 de Koudiat Acerdoune

### IV.7.1.1.3 Critère numérique

Tableau IV-1: Les critères d'évaluation numériques du modèle pour les images landsat 8 de Koudiat Acerdoune

$R^2$	0.6
$RSR$	1.40
$PBIAS$	12.86
$NSE$	0.6

D'après le tableau ci-dessus, on remarque que les critères d'évaluations ne sont pas assez bons avec un coefficient de détermination ( $R^2 = 0.6$ ) et le Nash ( $NSE = 0.6$ ) qui sont bons mais le  $RSR$  qui dépasse largement la valeur satisfaisante qui est 0.7 et un  $PBIAS$  qui montre qu'il y'a sous-estimation de la surface réelle.

### IV.7.1.2 Ain Zada

#### IV.7.1.2.1 Résultats de l'extraction des surfaces d'eau

Pour une série de 155 images sélectionnées après traitement sur le satellite Landsat 8 les surfaces extraites sont présentées dans la figure IV.4 :

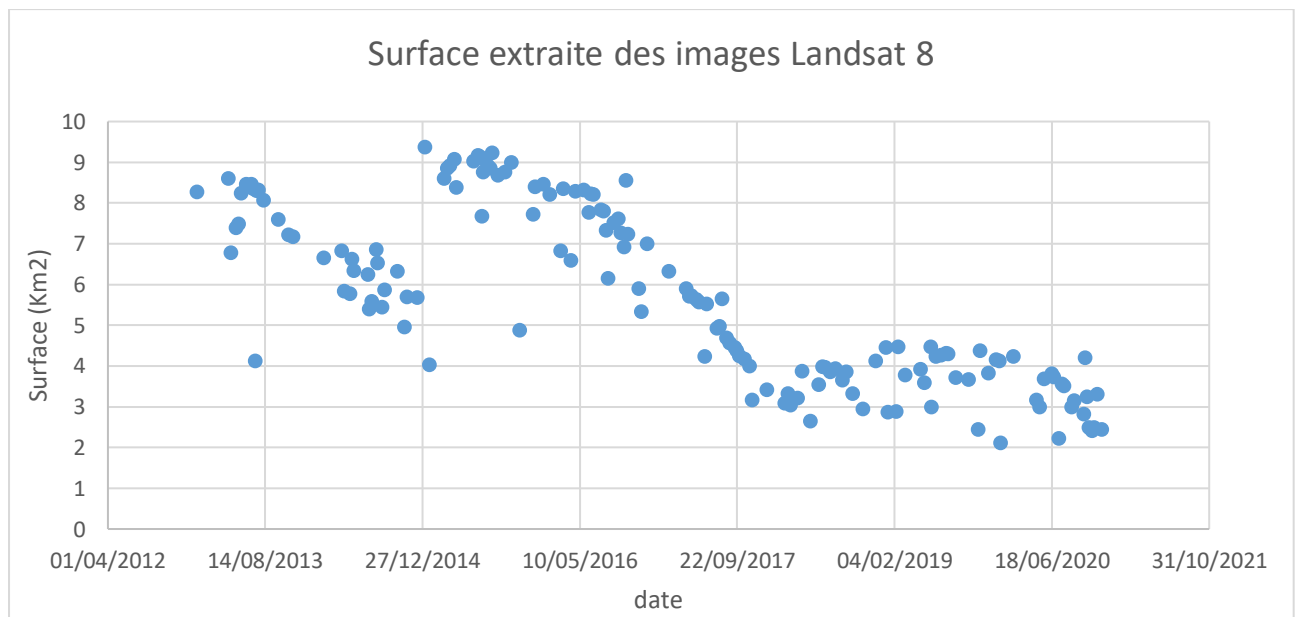


Figure IV.4: Surface extraite des images Landsat8 d'Ain Zada

#### IV.7.1.2.2 Critère graphique

- D'après la figure IV.5, on remarque que les valeurs des surfaces extraites épousent très bien celles observées ce qui fait que les deux courbes ont la même allure.

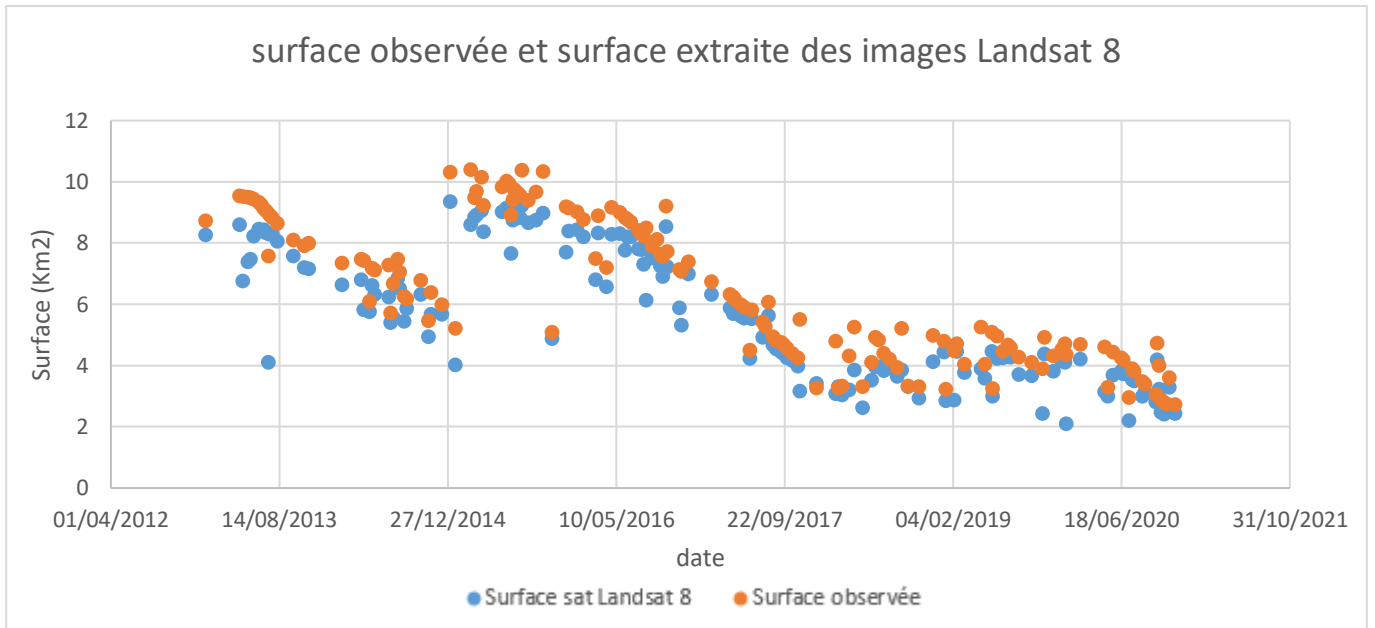


Figure IV.5: Comparaison de l'allure des courbes Surface observée et surface sat Landsat8 d'Ain Zada

- D'après la figure IV.6, on remarque que le nuage de points est presque parfaitement étalé sur la première bissectrice.

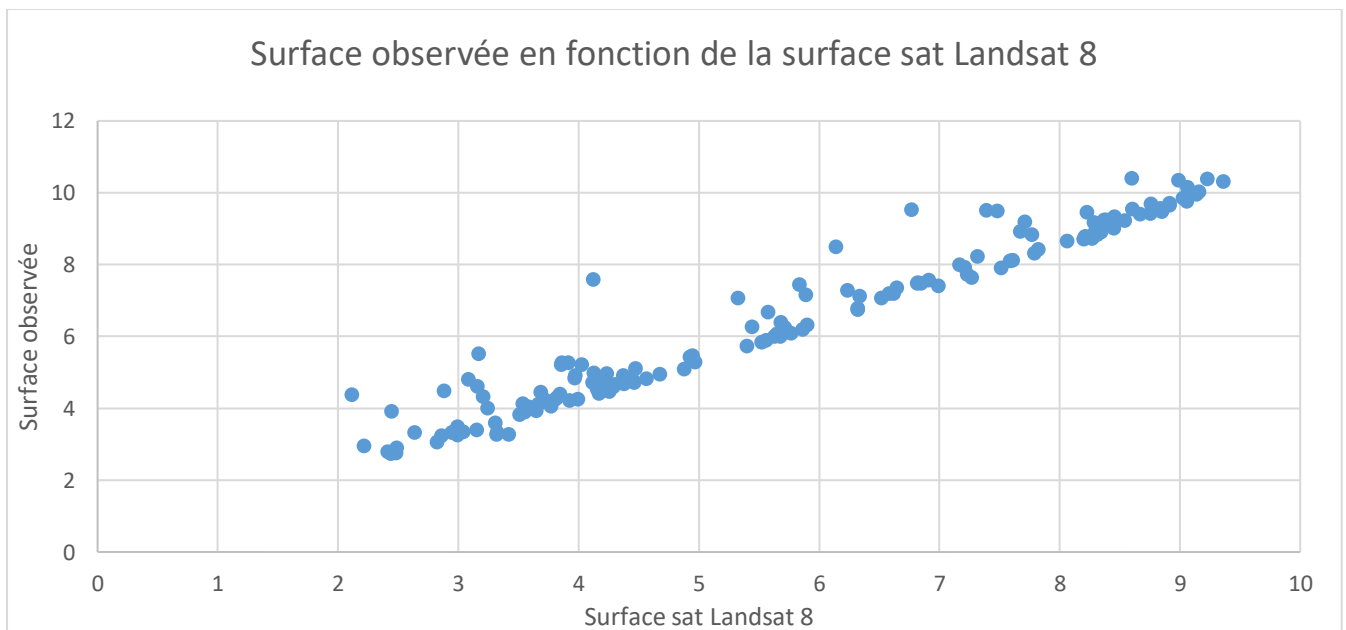


Figure IV.6: Surface observée en fonction de la surface sat Landsat 8 d'Ain Zada

### IV.7.1.2.3 Critère numérique

Tableau IV-2: Les critères d'évaluation numériques du modèle pour les images landsat 8 d'Ain Zada

$R^2$	0.84
$RSR$	0.35
$PBIAS$	11.32
$NSE$	0.84

D'après le tableau IV-2, effectivement les résultats obtenus pour le barrage d'Ain Zada avec les images landsat 8 sont très bons avec un  $R^2$  et un Nash qui avoisine les 84%, de plus un  $RSR$  satisfaisant et un  $PBIAS$  qui montre qu'il y a une sous-estimation de la surface.

## IV.7.2 Sentinel-2

### IV.7.2.1 Koudiat Acerdoune

#### IV.7.2.1.1 Résultats de l'extraction des surfaces d'eau

Pour une série de 182 images sélectionnées après traitement sur le satellite Sentinel-2 les surfaces extraites sont présentées dans la figure IV.7 :

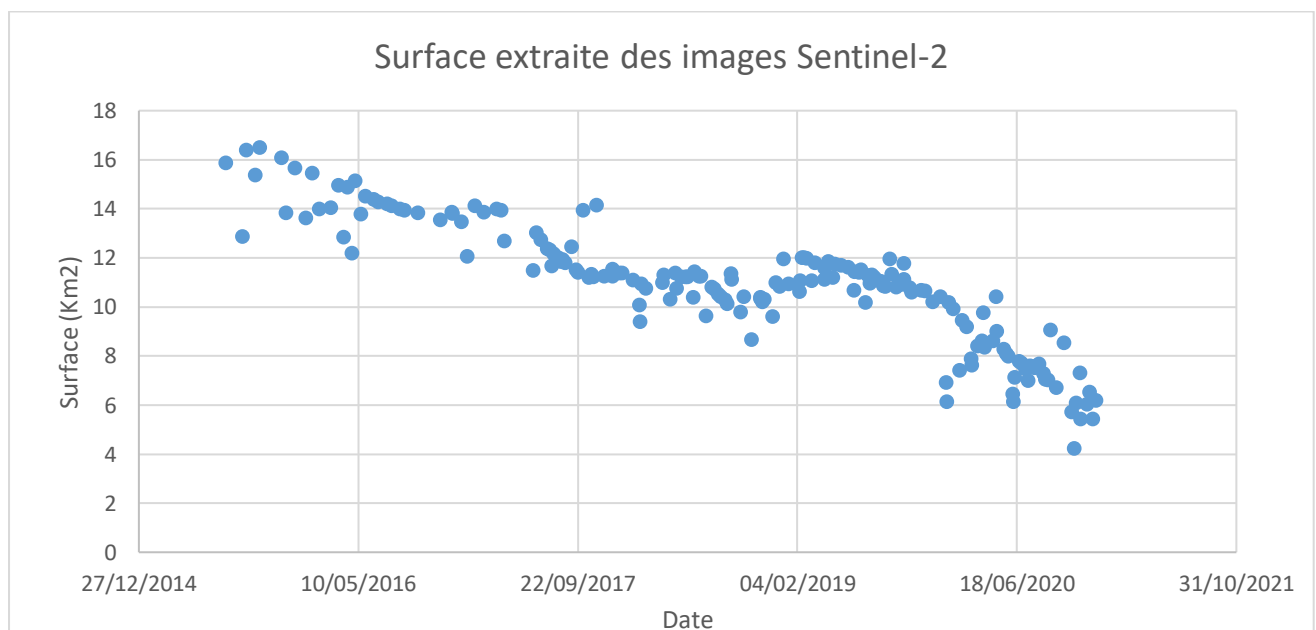


Figure IV.7: Surface extraite des images Sentinel-2 de Koudiat Acerdoune

#### IV.7.2.1.2 Critère graphique

- D'après la figure IV.8, la courbe d'évolution des variables, on remarque que le modèle élaboré pour extraire les surfaces d'eaux en utilisant les images

Sentinel2 arrive très bien à reproduire l'allure de la courbe des surfaces observées.

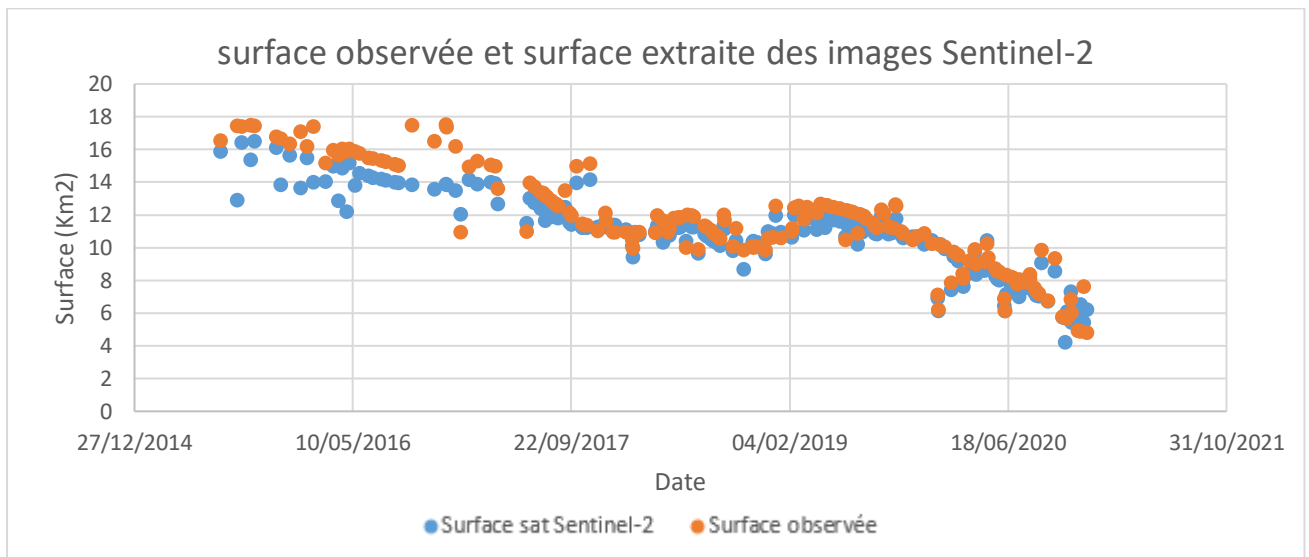


Figure IV.8: Comparaison de l'allure des courbes Surface observée et surface sat Sentinel-2 de Koudiat Acerdoune

- D'après la courbe de corrélation (Figure IV.9), on remarque que le nuage de point est très bien réparti par rapport à la première bissectrice.

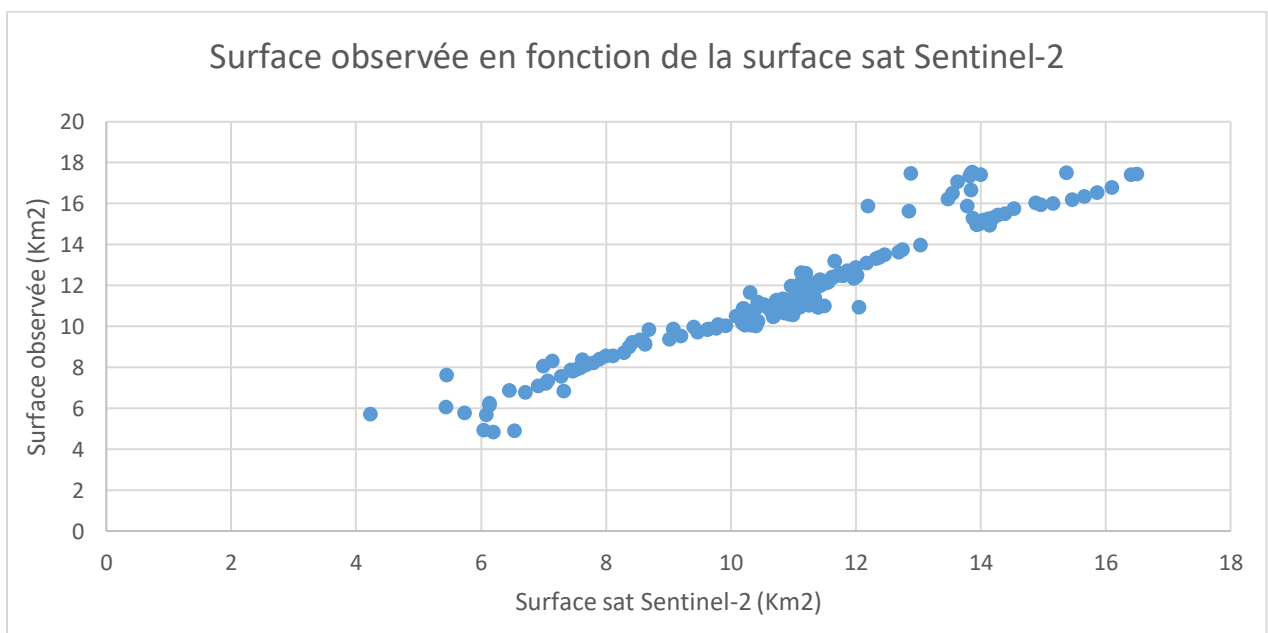


Figure IV.9: Surface observée en fonction de la surface sat Sentinel-2 de Koudiat Acerdoune

#### IV.7.2.1.3 Critère numérique

Tableau IV-3: Les critères d'évaluation numériques du modèle pour les images Sentinel-2 de Koudiate Acerdoune

$R^2$	0.85
RSR	0.42

<i>PBIAS</i>	5.84
<i>NSE</i>	0.85

D'après le tableau IV-3, on remarque que les critères d'évaluations sont très satisfaisants avec un coefficient de détermination ( $R^2 = 0.85$ ) et le Nash ( $NSE = 0.85$ ) ce qui veut dire que l'extraction donne des résultats presque parfaits, avec des valeurs extraites très proches de celles observées, une valeur du RSR assez satisfaisante qui est égale à 0.42 et le PBIAS de 5.84 qui indique qu'il y'a une légère sous-estimation.

#### IV.7.2.2 Ain Zada

##### IV.7.2.2.1 Résultats de l'extraction des eaux de surface

Pour une série de 159 images sélectionnées après traitement sur le satellite Sentinel-2 les surfaces extraites sont présentées dans la figure IV.10 :

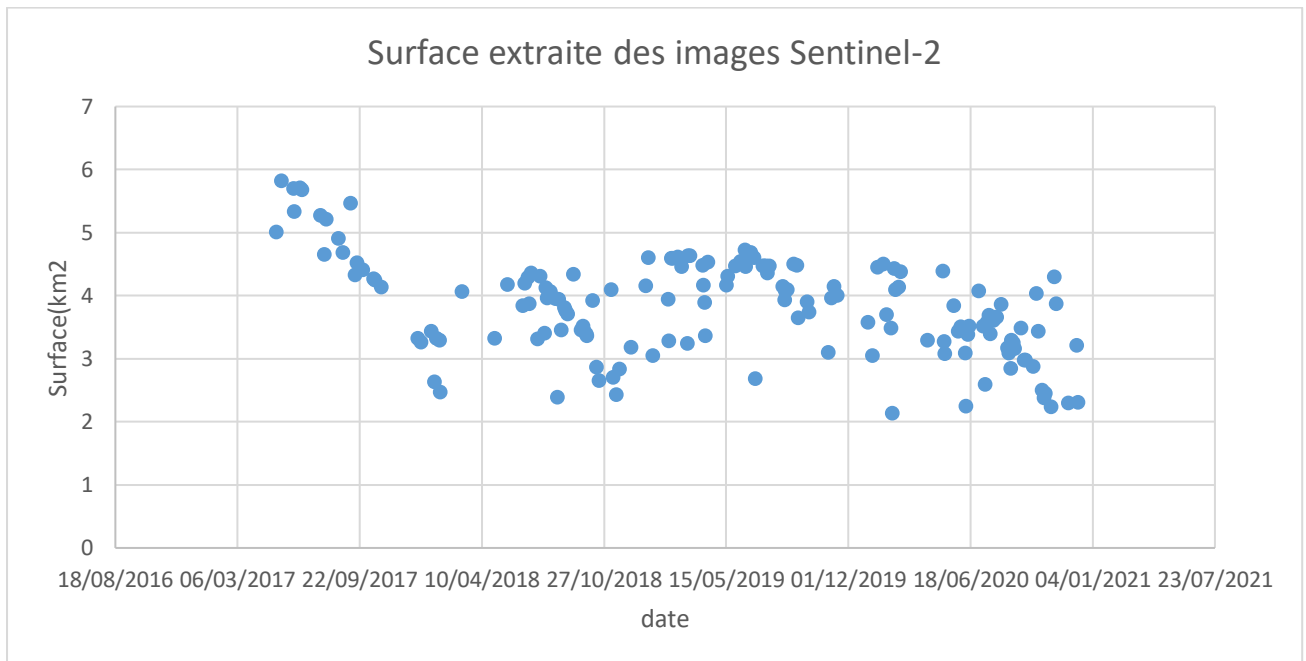


Figure IV.10: Surface extraite des images Sentinel-2 d'Ain Zada

##### IV.7.2.2.2 Critère graphique

- D'après la courbe d'évolution des variables (Figure IV.11), on remarque que le modèle élaboré pour extraire les surfaces d'eaux en utilisant les images Sentinel-2 arrive moyennement à reproduire l'allure de surfaces observées.

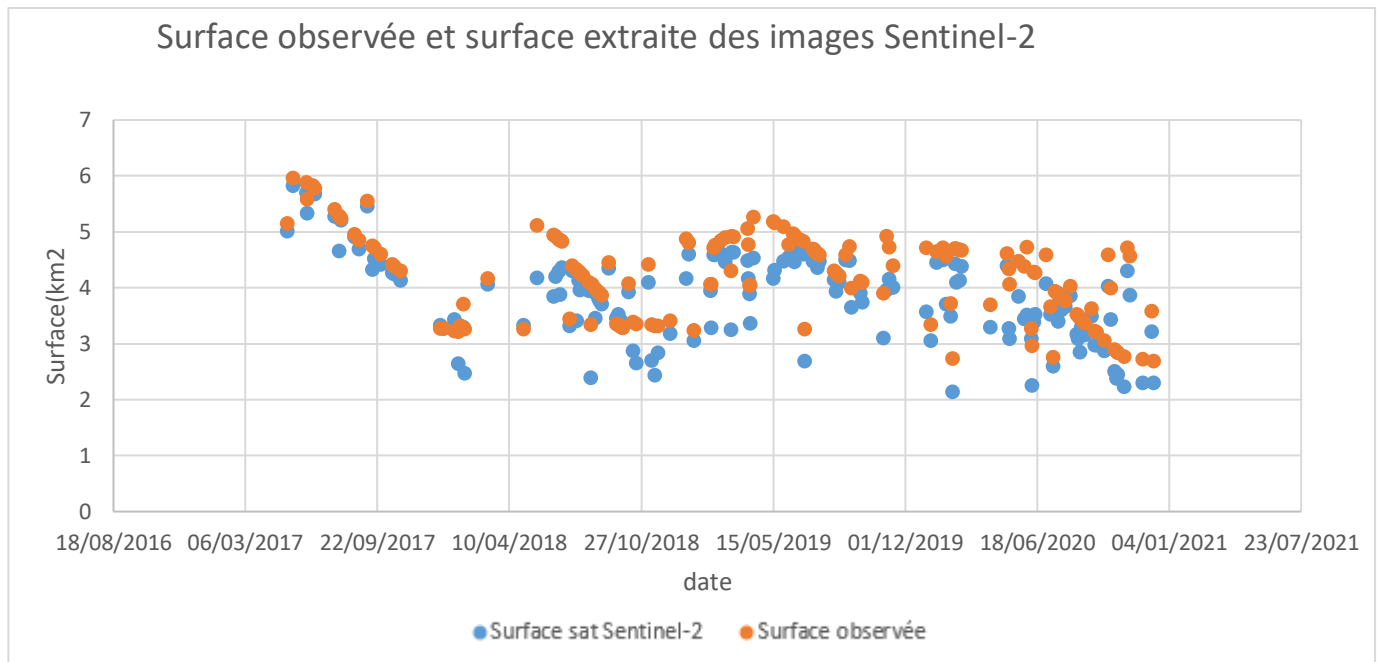


Figure IV.11: Comparaison de l'allure des courbes Surface observée et surface sat Sentinel-2 de Ain Zada

- D'après la courbe de corrélation (Figure IV.12), on remarque que le nuage de point est bien réparti par rapport à la première bissectrice.

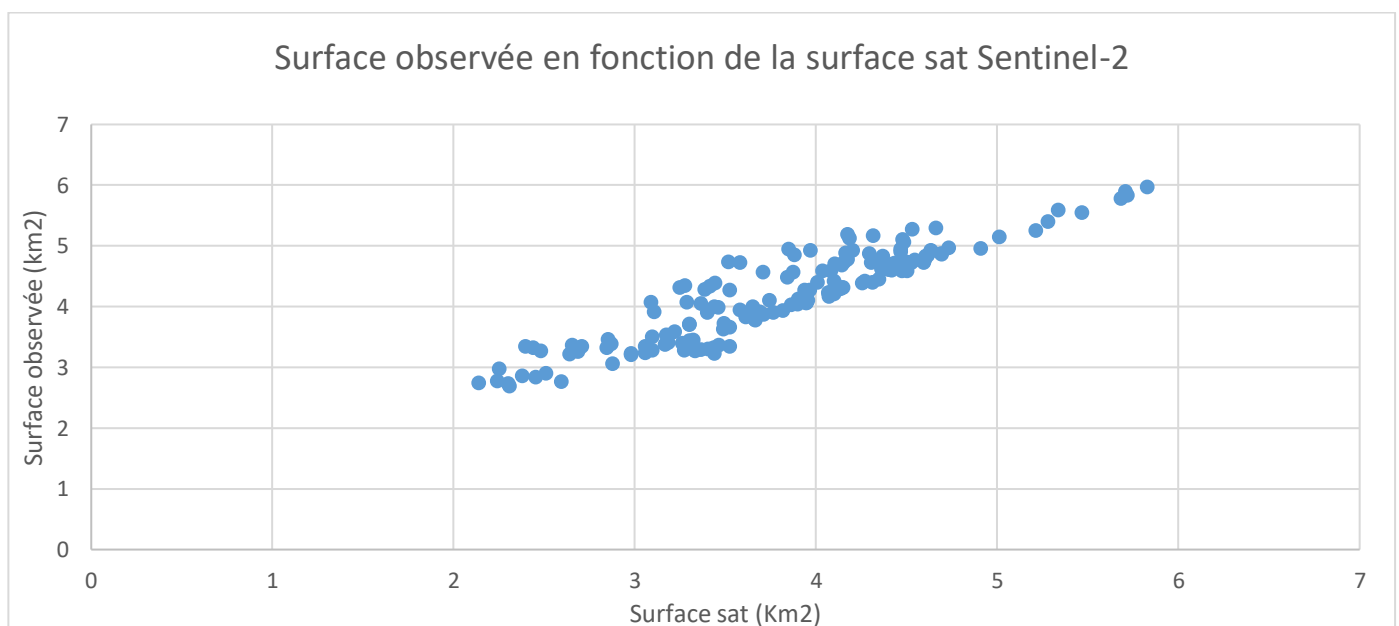


Figure IV.12 Surface observée en fonction de la surface sat Sentinel-2 d'Ain Zada

#### IV.7.2.2.3 Critère numérique

Tableau IV-4: Les critères d'évaluation numériques du modèle pour les images sentinel-2 de Ain Zada

$R^2$	0.58
$RSR$	0.3
$PBIAS$	8.77
$NSE$	0.58

D'après le tableau ci-dessus, on remarque que les critères d'évaluations ne sont pas assez bons avec un coefficient de détermination ( $R^2 = 0.58$ ) et le Nash ( $NSE = 0.58$ ) qui sont un peu faible et une sous-estimation de la surface montrée par le PBIAS avec une valeur de 8.77.

#### IV.7.3 Interprétation des résultats

Les résultats obtenus par notre modèle d'extraction des surfaces d'eau à partir des imageries satellites sont bons, cela nous amène à dire que le modèle élaboré sur la base de l'indice de l'eau peut donner des estimations approximatives des surfaces réelles.

Pour la suite de notre travail on remarque que :

- Pour le barrage Koudiat Acerdoune le modèle d'extraction donne des meilleurs résultats avec les images Sentinel-2
- Pour le barrage Ain Zada le modèle d'extraction donne de parfaits résultats avec les images Landsat 8, tel que ces résultats s'approchent le plus des valeurs réelles.

Donc pour conclure on va prendre ces surfaces pour avoir un modèle de correction performant.

#### IV.8 Modèle de correction

D'après les résultats obtenus précédemment il y a sous-estimation de la surface des barrages et pour remédier à ce problème on a élaboré un modèle de correction pour s'approcher le mieux de la Surface observée.

D'après les résultats obtenus précédemment on sait qu'il y a une bonne corrélation linéaire entre les deux surfaces, cela nous a conduit à opter pour un modèle de régression au Lasso, ce modèle consiste à corriger la surface extraite des images avec la Surface observée du même jour.

On a conçu le modèle au Lasso et fait plusieurs essais pour optimiser son hyper paramètre majeur qui est la pénalité lambda  $\lambda$  et cette dernière est représentée par  $\alpha$ .

Dans tout ce qui suit

- L'hyper paramètre  $\alpha$  optimisé est égale à 0.8



Le choix des données pour les deux parties entraînement et validation s'est fait de la manière suivante :

- 60% de la série des observées pour l'entraînement.
- 40% de la série des observées pour la validation.

#### IV.8.1.1 Critique du modèle de régression de Lasso

##### IV.8.1.1.1 Koudiat Acerdoune

##### IV.8.1.1.1.1 Critère numérique

Tableau IV-5: Les critères d'évaluation numériques du modèle de régression au Lasso pour Koudiat acerdoune

	Entraînement	Validation
$R^2$	0.92	0.88
$RSR$	0.21	0.36
$PBIAS$	$3.6 * 10^{-14}$	0.88
$NSE$	0.92	0.88

D'après le tableau IV-5,

- En ce qui concerne l'entraînement du modèle de régression au Lasso, on remarque que les critères d'évaluations sont très satisfaisants avec un coefficient de détermination  $R^2$  et le Nash (NSE) qui avoisine les 92%, ce qui veut dire que la simulation donne des résultats presque parfaits, avec des valeurs simulées très proches de celles observées, une valeur de RSR assez satisfaisante qui est égale à 0.21 le tout confirmé par un PBIAS parfait qui tend vers 0.
- Pour la partie validation, on remarque que les critères numériques sont aussi très bons, avec un  $R^2$  et un Nash dépassant les 85%, le RSR de 0,36 et un PBIAS de 0.88.

##### IV.8.1.1.1.2 Critère graphique

- Comme on peut le voir sur les figures IV.13 et IV.14, le modèle élaboré reproduit bien l'allure de la courbe des surfaces observées, que ce soit en calage ou en validation.

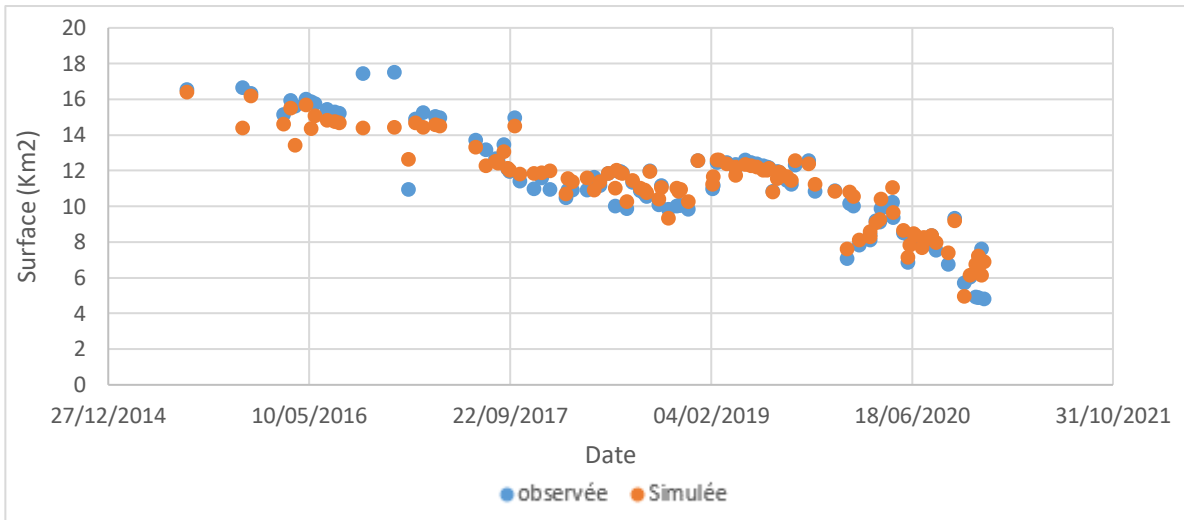


Figure IV.13: Evolution des Surface (observée et simulée) en période d'entraînement du modèle ay Lasso de Koudiat Acerdoune

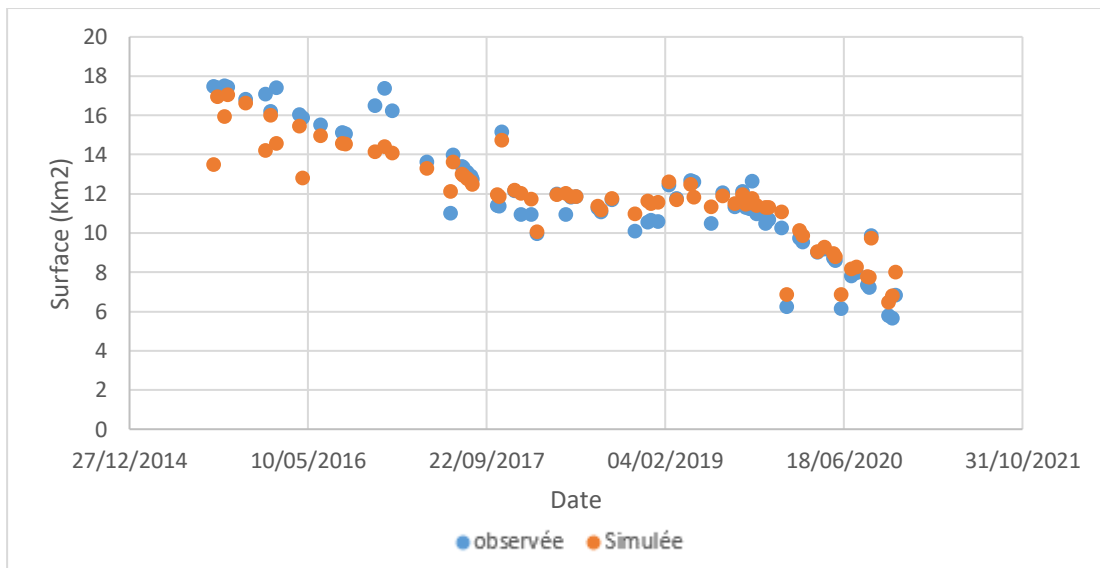


Figure IV.14: Evolution des Surfaces observée et simulée en période de validation du modèle au Lasso de Koudiat Acerdoune

- les graphes  $S_{obs} - S_{sim}$  des figures IV.15 et IV.16, montrent une parfaite adéquation entre les valeurs simulées et observées que ce soit en entraînement ou en validation.

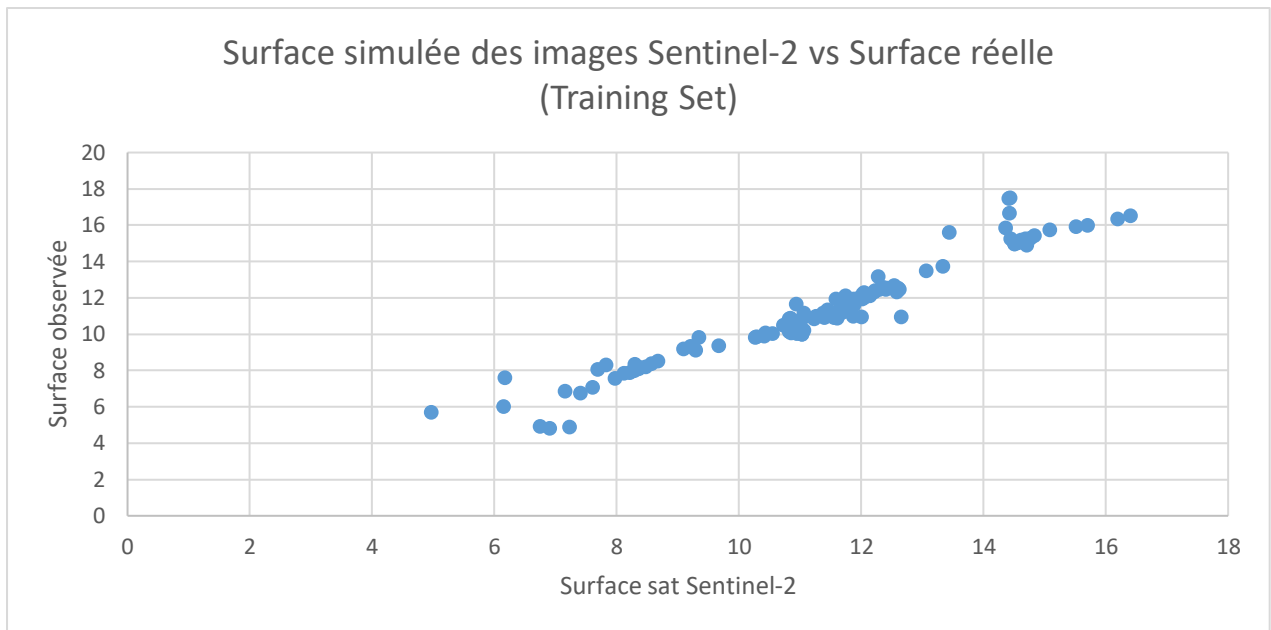


Figure IV.15: Entraînement du modèle Régression au Lasso Surface des images Sentinel-2 vs Surface réelle de Koudiat Acerdoune

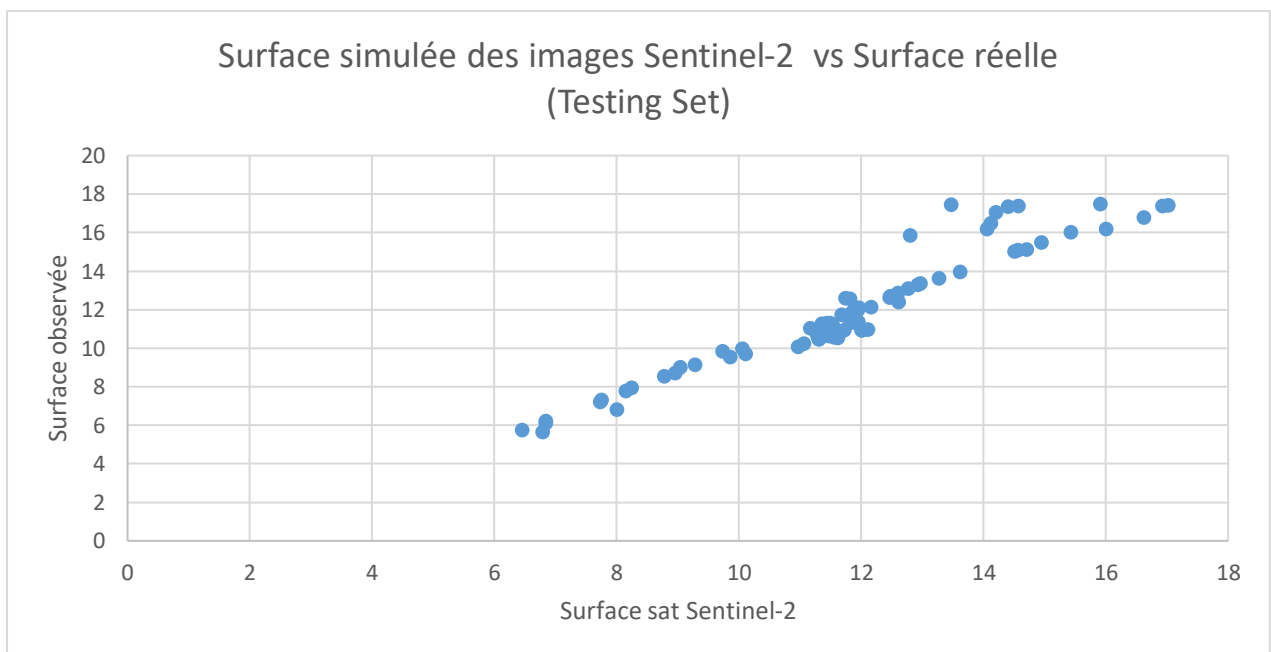


Figure IV.16: Validation du modèle Régression au Lasso Surface des images Sentinel-2 vs Surface réelle de Koudiat Acerdoune

#### IV.8.1.1.2 Ain Zada

##### IV.8.1.1.2.1 Critère numérique

Tableau IV-6: Les critères d'évaluation numériques du modèle de regression de Lasso pour Ain Zada

	Entrainement	Validation
$R^2$	0.94	0.94
$RSR$	0.12	0.12
$PBIAS$	$1.76 * 10^{-14}$	0.94
$NSE$	0.94	0.94

D'après le tableau IV.6,

- Pour la partie entrainement du modèle de régression au Lasso, on remarque que les critères d'évaluations sont presque parfaits avec un coefficient de détermination  $R^2$  et le Nash (NSE) qui avoisine les 94%, ce qui implique que la simulation donne des résultats presque réels, une valeur de RSR assez satisfaisante qui est égale à 0.12 de plus un PBIAS qui avoisine le 0.
- En ce qui concerne la validation, on remarque que les critères numériques sont aussi très bons, avec un  $R^2$  et un Nash dépassant les 94%, le RSR de 0,11 et un PBIAS de 0.94.

##### IV.8.1.1.2.2 Critère graphique

- Comme on peut le voir sur les figures IV.17 et IV.18, le modèle élaboré reproduit bien l'allure de la courbe des surfaces observées, que ce soit en calage ou en validation.

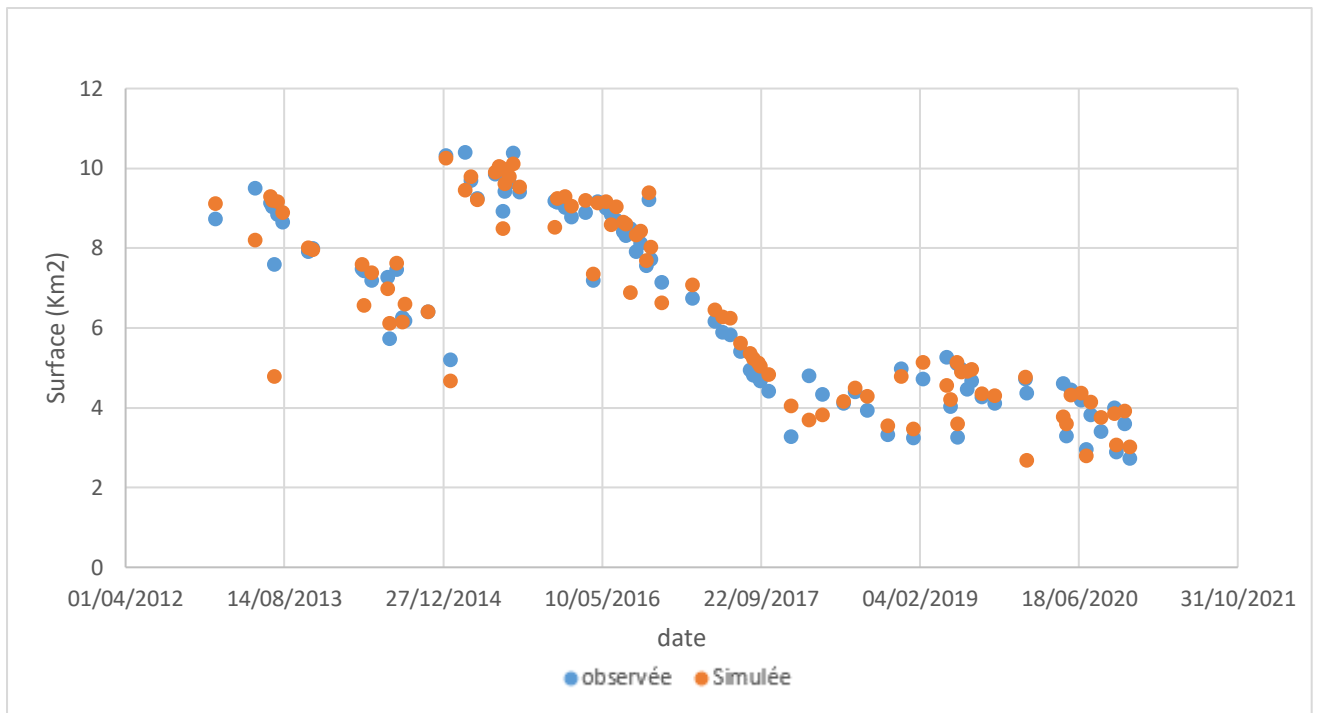


Figure IV.17: Evolution des Surfaces (observée et simulée) en période d'entraînement du modèle au Lasso d'Ain Zada

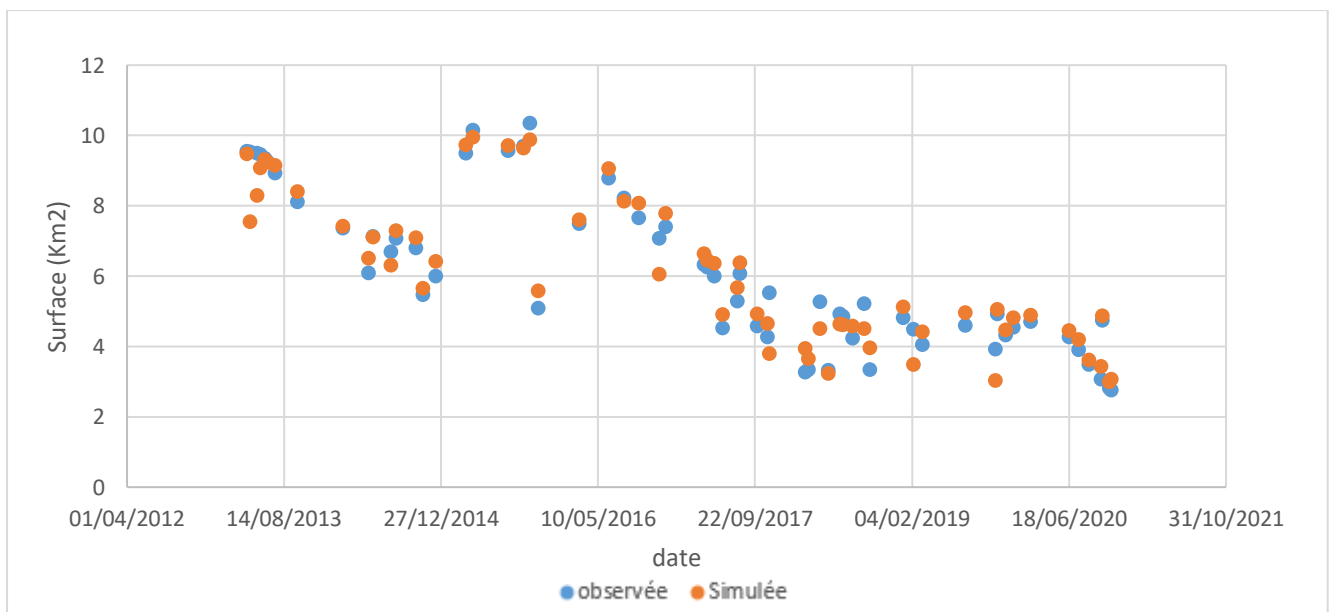


Figure IV.18: Evolution des Surfaces (observée et simulée) en période de validation du modèle au Lasso d'Ain Zada

- les graphes  $S_{obs} - S_{sim}$  des figures IV.19 et IV.20, montrent une bonne adéquation entre les valeurs simulées et observées que ce soit en entraînement ou en validation.

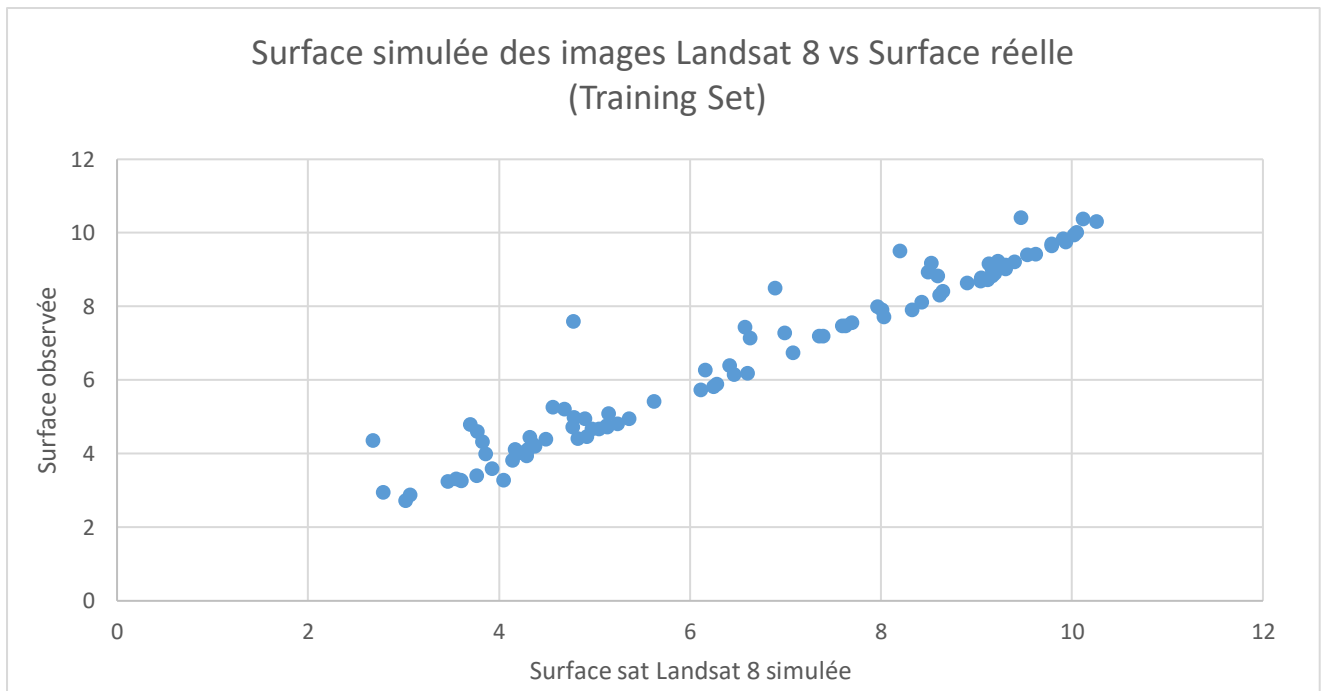


Figure IV.19: Entraînement du modèle Régression au Lasso Surface des images Landsat 8 vs Surface réelle d'Ain Zada

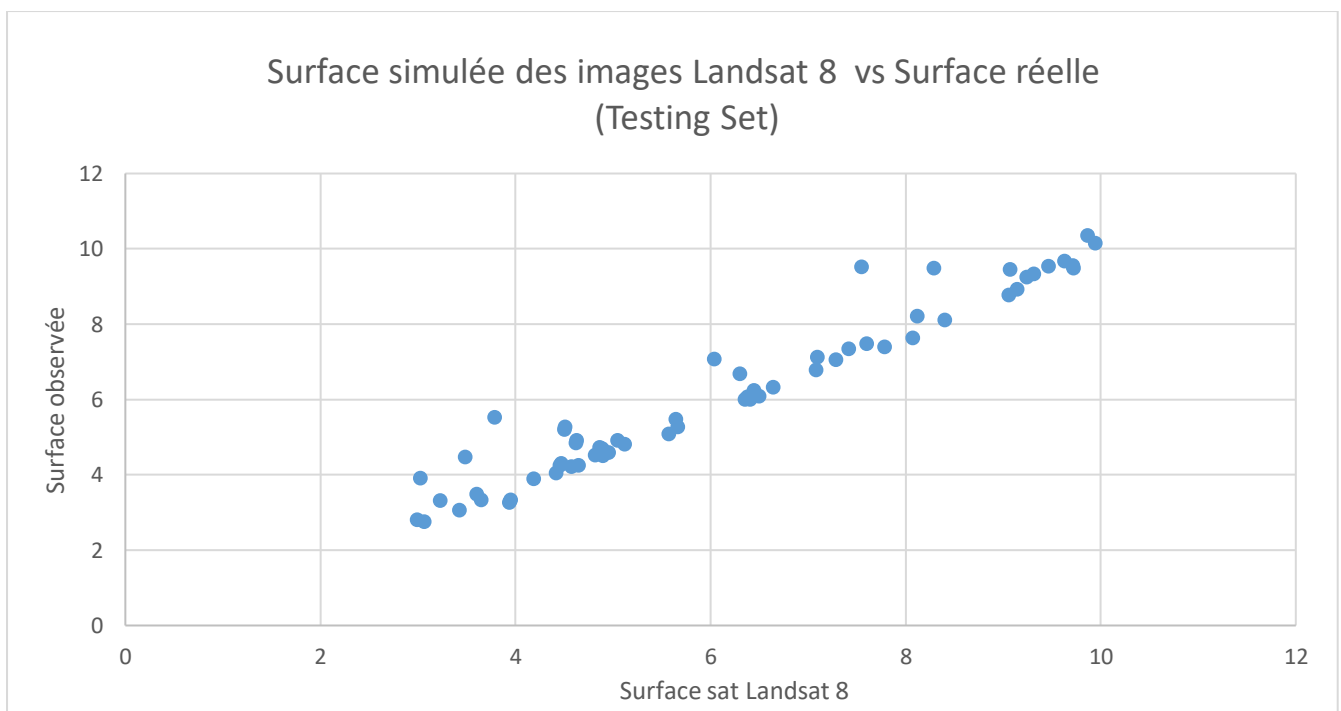


Figure IV.20: Validation du modèle Régression au Lasso Surface des images Landsat 8 vs Surface réelle d'Ain Zada

## IV.8.2 Interprétation des résultats

Les résultats obtenus par notre modèle de correction des surfaces extraites des images satellitaires sont très satisfaisants, cela nous amène à dire qu'on peut à partir des images satellitaires avoir la surface réelle des plans d'eau.

Pour la suite de notre travail nous avons remarqué que le modèle de correction avec les images landsat 8 du barrage d'Ain Zada donne un pouvoir de prédiction plus élevé qu'avec les images sentinel-2 du barrage de Koudiat Acerdoune, de plus la série de données de l'ANBT du barrage d'Ain Zada est beaucoup plus longue.

Donc pour conclure nous allons prendre la série de surfaces corrigées des images landsat 8 du barrage d'Ain Zada

## IV.9 Prédiction des surface

### IV.9.1 Critique de données

Pour une période de mesure de 34 ans de l'ANBT dans le barrage d'Ain Zada, on a récupéré une série de données de 12706 valeurs journalières de Surfaces (S observée en Km<sup>2</sup>) et de Pluie cumulée (P observée en mm), qu'on a transformé en 420 valeurs mensuelles en moyennant les surfaces et cumulées les Pluies qui sont présentées dans la figure IV.21 :

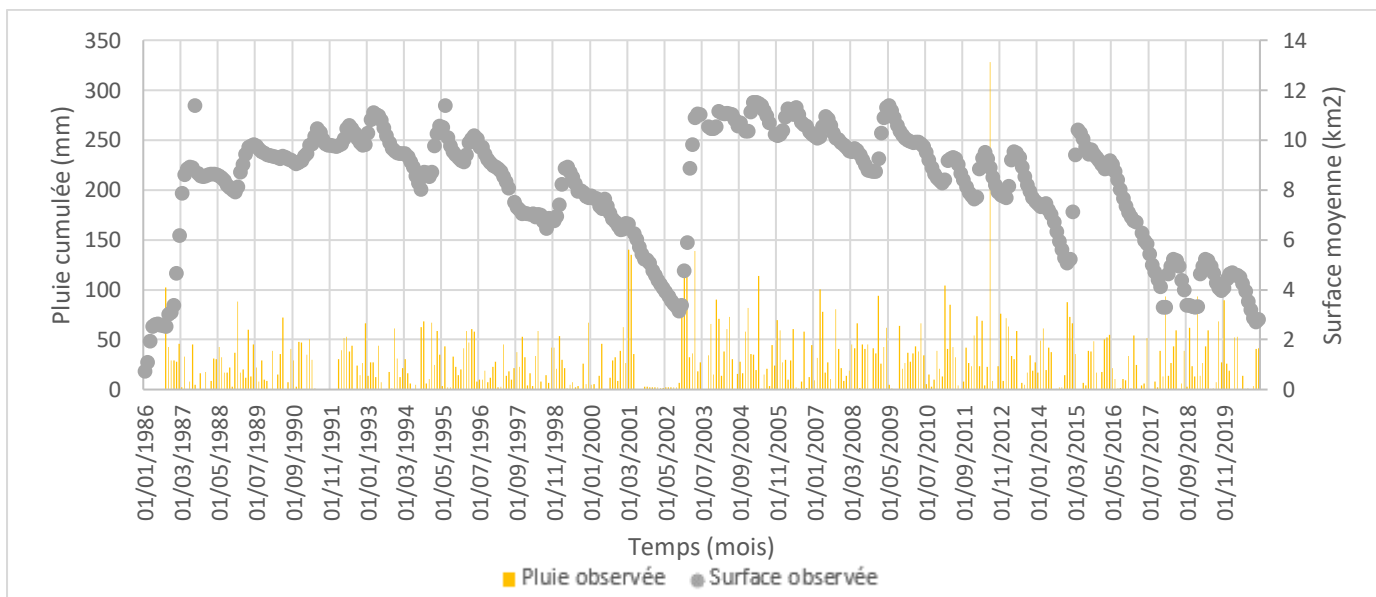


Figure IV.21: Evolution des Surfaces moyennes et des pluies cumulées observées au barrage d'Ain Zada.

Pour une période de télédétection de 7 ans on a acquis une série de données de 95 valeurs mensuelles de Surfaces (S sat en Km<sup>2</sup>) et de Pluie cumulée (P sat en mm) qui sont présentées dans la figure IV.22 :

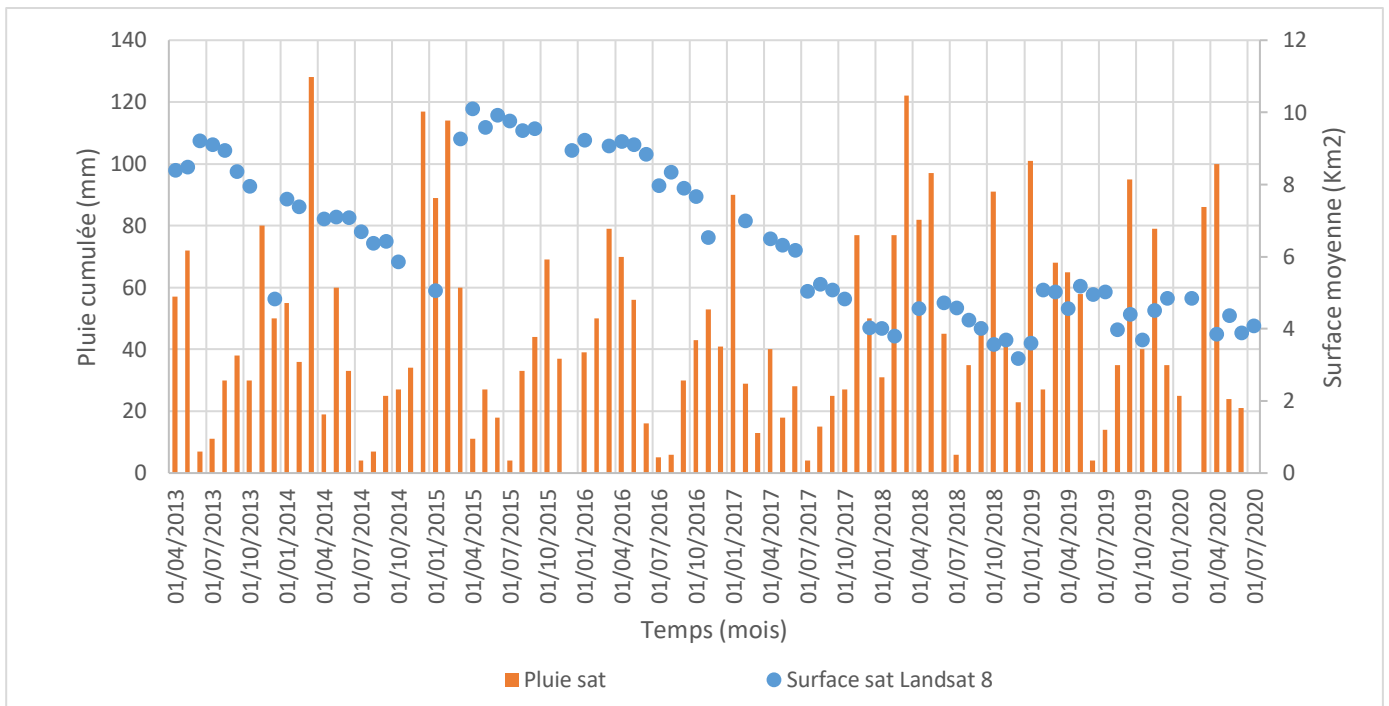


Figure IV.22: Evolution des Surfaces sat (Landsat 8 corrigées) moyennes et des pluies mensuelles cumulées sat (Era5) au barrage d'Ain Zada.

Pour la construction du modèle (calage/validation) on a travaillé avec les données de l'ANBT présentées précédemment, on a pris une période de 1986 à 2013.

Pour la partie de prédiction on a injecté ou modèle les données teldéctées de 2013 à 2020, pour qu'à la fin on compare avec les résultats des prédictions et les valeurs observées restantes.

#### IV.9.2 Application du modèle Machine Learning Gradient Boosting au barrage de Ain Zada

On a élaboré un modèle de Gradient Boosting avec les hyper paramètres optimisés suivants :

- le nombre d'arbres souhaitez, 100.
- Le rétrécissement de la taille du pas utilisé pour éviter le surapprentissage, 0.1.
- La profondeur maximale d'un arbre de décision, 3.
- Alpha, paramètre de la technique de régularisation L1, qui permet au modèle de ne pas diverger, ou d'être sujet à un sur-apprentissage, 1.

Un choix des données pour les deux parties calage et validation qui s'est fait de la manière suivante :

- 80% de la série des observées pour le calage.
- 20% de la série des observées pour la validation.



Vu le nombre réduit de données on s'est proposé de tester deux cas de figures afin de trouver le meilleur modèle. La différence entre eux c'est le nombre des entrées :

1er cas : on suppose que la surface moyenne est en relation directe avec la pluie cumulée, sans prendre en considération l'influence des surfaces des mois précédents, c'est-à-dire que la surface moyenne mesurée au mois « m » n'est fonction que de la pluie cumulée du même mois.

2ème cas : la surface moyenne mesurée au mois « m » est fonction de la pluie cumulée du même mois et de la surface moyenne du mois précédent (mois« m-1 »).

Le meilleur modèle obtenu correspond au modèle du 2ème cas.

#### IV.9.2.1 Critère numérique

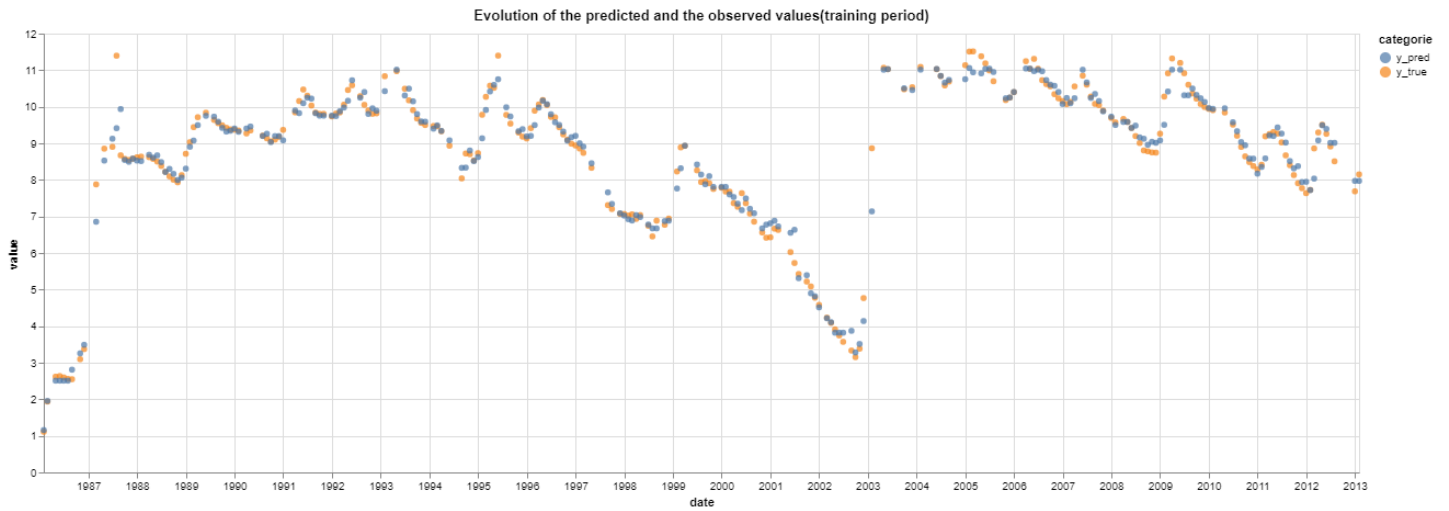
Tableau IV-7: Les critères d'évaluation numériques du GB pour le barrage de Ain Zada

	Entraînement	Validation
$R^2$	0.97	0.95
$RSR$	0.04	0.08
$PBIAS$	0.097	0.95
$NSE$	0.97	0.95

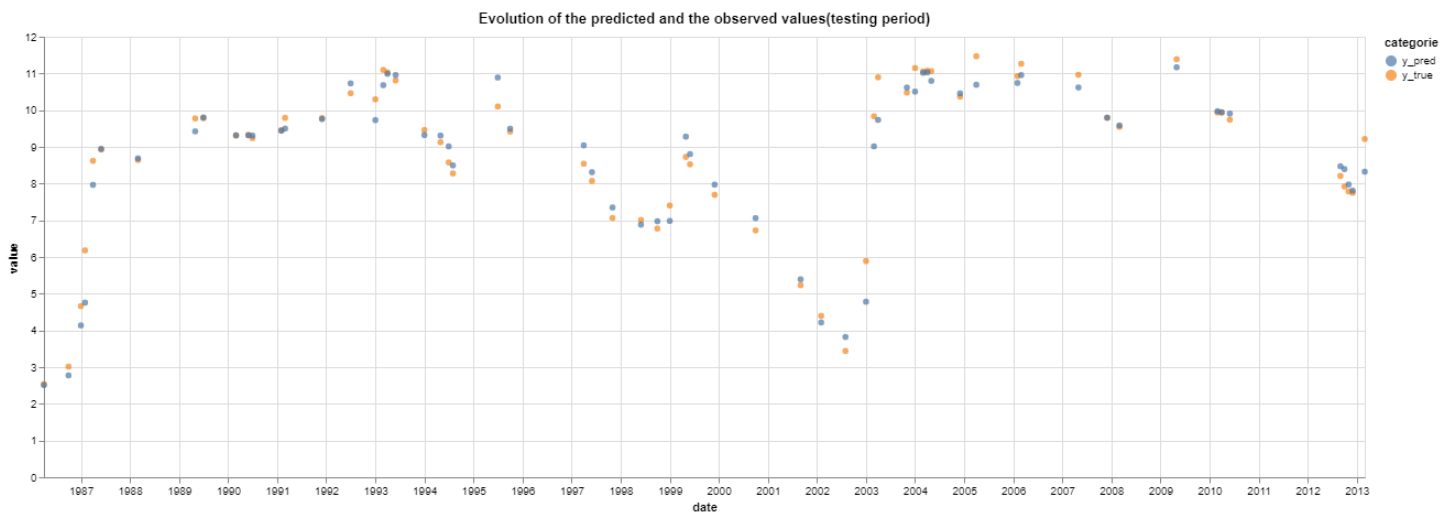
Les résultats obtenus pour le barrage d'Ain Zada sont très bons que ce soit en entraînement ou en validation. En effet, d'après le tableau IV-7, pour la partie entraînement le  $R^2$  avoisine les 97% et 95% pour la validation, ce qui veut dire que la simulation donne des résultats presque parfaits, avec des valeurs simulées très proches de celles observées, une valeur de  $RSR$  parfaite qui est inférieure à 0.08 (proche de 0 qui est la valeur optimale) et une valeur du  $PBIAS$  qui confirme les critères précédents tel que elle avoisine la valeur parfaite qui est le 0 .

#### IV.9.2.2 Critère graphique

- Comme on peut le voir sur les figures IV.23 et IV.24, le modèle élaboré reproduit bien l'allure de la courbe des surfaces mesurées, que ce soit en entraînement ou en validation.



*Figure IV.23: Evolution des Surfaces observée et simulée en période de l'entrainement du GB pour le barrage d'Ain Zada*



*Figure IV.24: Evolution des Surfaces observée et simulée en période de validation du GB pour le barrage d'Ain Zada*

- Les graphes Q-Qplot des figures IV.25 et IV.26, montrent une parfaite adéquation entre les valeurs simulées et observées que ce soit en calage ou en validation.

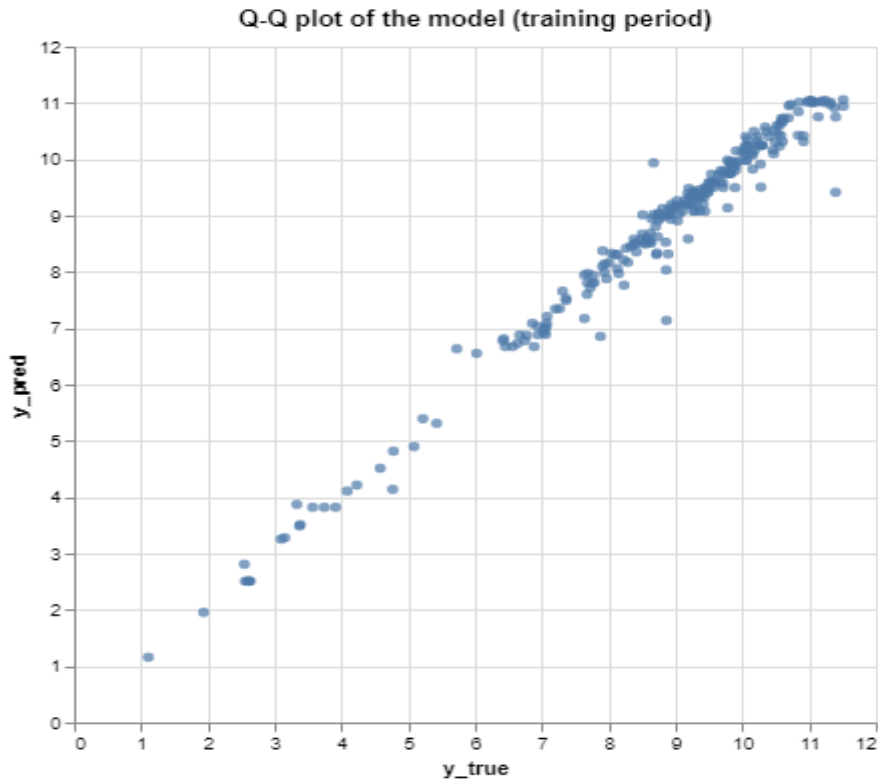


Figure IV.25: Représentation des surfaces simulées et mesurées en période d'entraînement du GB pour le barrage d'Ain Zada

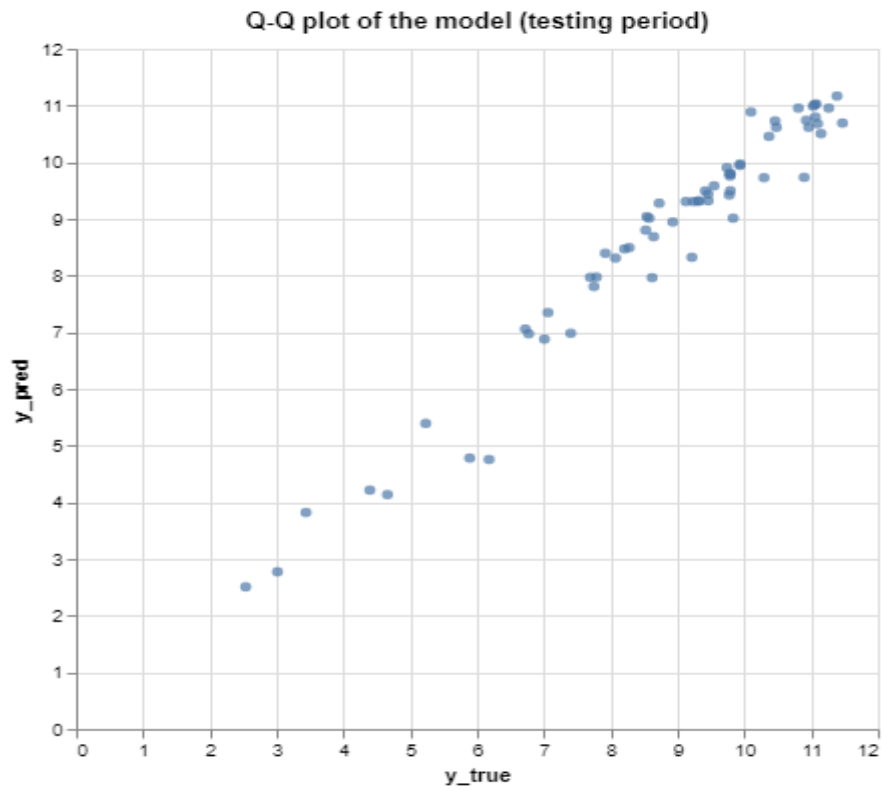


Figure IV.26: Représentation des surfaces simulées et mesurées en période de validation du GB pour le barrage d'Ain Zada

### IV.9.3 Prédiction

Après avoir construit le modèle sur les données observées on injecte les données télédéteectées pour la période de confirmation.

#### IV.9.3.1 Critère numérique

Tableau IV-8: Les critères d'évaluation numériques du modèle de prediction (Ain Zada, GB)

$R^2$	0.9
$RSR$	0.21
$PBIAS$	-2.98
$NSE$	0.9

D'après le tableau IV-8, les résultats du modèle de prédiction des surfaces avec les données télédéteectées pour le barrage d'Ain Zada sont très satisfaisants. En effet, avec un coefficient de détermination  $R^2$  qui est égale à 90%, ce qui veut dire que la simulation donne des résultats presque parfaits, avec des valeurs simulées très proches de celles observées, une valeur de  $RSR$  parfaite et une valeur du  $PBIAS$  de -2.98 qui montre que les valeurs simulées sont légèrement surestimées.

#### IV.9.3.2 Critère graphique

- D'après la figure IV.27, le modèle reproduit bien l'allure de la courbe de la surface réelle mais les valeurs prédites sont généralement surestimées

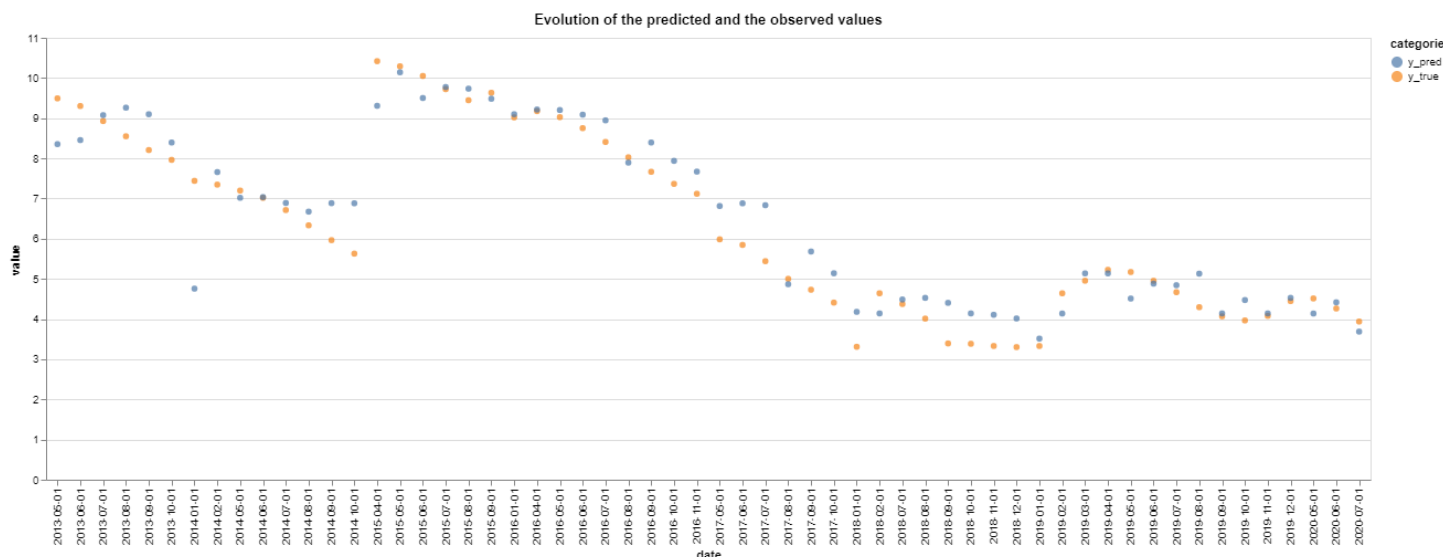


Figure IV.27: Evolution des Surfaces observée et prédite en période de validation du GB pour le barrage d'Ain Zada

- D'après la figure IV.28, le nuage de points est bien réparti par rapport à la première bissectrice, ce qu'il a induit que y'a une bonne corrélation entre les valeurs prédites et les valeurs observées

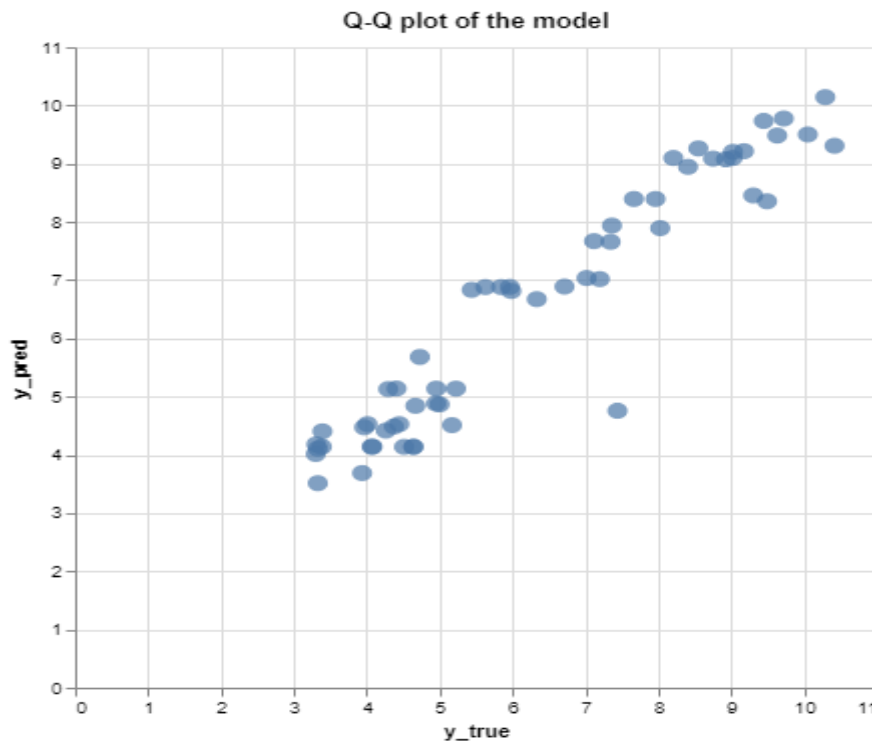


Figure IV.28: Représentation des surfaces prédites et mesurées en période de validation du GB pour le barrage d'Ain Zada

#### IV.10 Conclusion

D'après les résultats obtenus précédemment par toutes les méthodes avec les deux satellites et pour les deux séries de données de l'ANBT on peut déduire qu'avec les outils de télédétection on peut :

- Faire une estimation approximative des surfaces d'eau réelles des barrages en élaborant un modèle d'extraction
- Avoir les surfaces réelles du barrage en élaborant un modèle de correction avec les données historiques observées cela permettra de détecter les anomalies qui ce trouvent dans les séries observée et corrigée, ces aberrations peuvent avoir deux observations dans le futur telle que la valeur observé sur terrain et la valeur télédéctée qui la confirme.
- Prédire les surfaces futures pour la gestion des ressources en eau.

# **Conclusion Générale**

L'Algérie est classée parmi les pays les plus déficitaires en eau vu son appartenance à une zone au climat semi-aride, d'où la nécessité absolue de gérer les ressources en eau, notamment en surface, pour assurer la sécurité hydrique de la région. A cet effet, il est impératif d'identifier et d'évaluer les paramètres les plus représentatifs des changements subis par la ressource, et de déterminer leurs évolutions spatio-temporelles afin de mieux comprendre leur comportement et de permettre la possibilité de les prévoir et d'améliorer leur gestion.

Ce travail a pour but de proposer une approche qui fait appel aux données de télédétection afin de réaliser un suivi et une prédiction des surfaces d'eau des barrages.

Pour ce faire, les produits de télédétection utilisés dans notre projet sont : les imageries optiques prises par les deux satellites Landsat 8 et Sentinel-2 et des données météorologiques captées par le satellite ERA5. Cette étude a été appliquée sur deux barrages, celui de Koudiat Acerdoune et d'Ain Zada. Ce choix a été dicté par la disponibilité des données fournis par l'ANBT.

L'approche suivie dans cette étude, est basée sur le développement de différents modèles. D'abord, de faire l'extraction des surfaces à partir des imageries Landsat 8 et Sentinel-2 des deux surfaces de barrages à l'aide d'un modèle basé sur l'indice de l'eau NDWI. Ensuite, nous avons conçu un modèle de régression au lasso, pour corriger les surfaces obtenues précédemment, en utilisant les données observées de l'ANBT des deux barrages. Enfin, on a élaboré un modèle de prédiction avec les données de l'ANBT sur une période qui s'étale de 1986 à 2013, pour tester la fiabilité du modèle élaboré précédemment dans la gestion des barrages avec les produits de télédétections, on a injecté les surfaces corrigées et les pluies télédétections dans le modèle développé, et comparé ces prédictions avec la série de données de l'ANBT sur la période 2013 jusqu'à 2020.

Les résultats obtenus lors de cette étude ont permis d'avoir un historique et un futur sur l'évolution des surfaces d'eau des barrages étudiés, ce qui permet de détecter les anomalies qui se trouvent dans la série observée, mais surtout anticiper les scénarios futurs et faire des hypothèses sur le mode de gestion des barrages.

Cette étude a montré la fiabilité et l'utilité de la télédétection et l'intelligence artificielle dans la gestion intégrée des ressources en eau de surface. Cette technique a permis de réaliser un suivi et une prédiction pour les deux barrages, tout en étant peu coûteuse.

Ce travail permet d'entrevoir plusieurs perspectives futures, qui se résume à :

- Agrandir l'échelle de prédiction (6 mois, 1 an ...) des surfaces d'eau des barrages afin d'anticiper au mieux les scénarios catastrophiques et gérer les réserves d'eau de la manière la plus judicieuse.

- Introduire la télédétection dans les études de phénomènes extrêmes, telle que la propagation des crues, en effectuant une cartographie des zones inondées, et s'en servir comme outil de prévention.
- En vue des applications très nombreuses et variées des produits de la télédétection dans le domaine d'hydraulique, il est recommandé de se pencher vers un apprentissage précoce de ces nouvelles technologies.



# Bibliographie

ANBT. (s. d.). *Agence nationale des barrages et transferts*.

Behnamian, A., Banks, S., White, L., Brisco, B., Millard, K., Pasher, J., Chen, Z., Duffe, J., Bourgeau-Chavez, L., & Battaglia, M. (2017). Semi-Automated Surface Water Detection with Synthetic Aperture Radar Data : A Wetland Case Study. *Remote Sensing*, 9(12), 1209. <https://doi.org/10.3390/rs9121209>

Bennaceur, S. (2019). *Optimisation de la consommation énergétique du processus d'épuration par boues activées par le Gradient Boosting cas de la STEP Béni Messous. Projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat : Hydraulique*.

Bijeesh, T. V., & Narasimhamurthy, K. N. (2020). Surface water detection and delineation using remote sensing images : A review of methods and algorithms. *Sustainable Water Resources Management*, 6(4), 68. <https://doi.org/10.1007/s40899-020-00425-4>

Calmant, S., Seyler, F., & Cretaux, J. F. (2008). Monitoring Continental Surface Waters by Satellite Altimetry. *Surveys in Geophysics*, 29(4-5), 247-269. <https://doi.org/10.1007/s10712-008-9051-1>

Chan, Y. K., & Koo, V. C. (2008). AN INTRODUCTION TO SYNTHETIC APERTURE RADAR (SAR). *Progress In Electromagnetics Research B*, 2, 27-60. <https://doi.org/10.2528/PIERB07110101>

Chavez, P. S. (1991). Comparison of Three Different Methods to Merge Multiresolution and Multispectral Data:Landsat TM and SPOT Panchromatic. *PHOTOGRAMMETRIC ENGINEERING*, 9.

Crist, E. P. (1985). A TM Tasseled Cap equivalent transformation for reflectance factor data. *Remote Sensing of Environment*, 17(3), 301-306. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(85\)90102-6](https://doi.org/10.1016/0034-4257(85)90102-6)

Dechesne, C., Mallet, C., Le Bris, A., & Gouet-Brunet, V. (2017). Semantic segmentation of forest stands of pure species combining airborne lidar data and very high resolution multispectral imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126, 129-145. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.02.011>

Ding, Z., Qi, N., Dong, F., Jinhui, L., Wei, Y., & Shenggui, Y. (2016). Application of multispectral remote sensing technology in surface water body extraction. *2016 International Conference on Audio, Language and Image Processing (ICALIP)*. <https://doi.org/10.1109/ICALIP.2016.7846565>

Du, Y., Zhang, Y., Ling, F., Wang, Q., Li, W., & Li, X. (2016). Water Bodies' Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index at 10-m Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote Sensing*, 8(4), 354. <https://doi.org/10.3390/rs8040354>

- FAO. (1997). *Télédétection et ressources en eau/ Remote sensing and water resources : Actes de l'atelier international/ Proceedings of the international workshop*. FAO.  
<http://www.fao.org/publications/card/en/c/04a62028-02e7-5ee5-bcc1-5c60084d7d68/>
- Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R., & Proud, S. R. (2014). Automated Water Extraction Index : A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140, 23-35. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.029>
- Frazier, P. S., & Page, K. J. (2000). Water Body Detection and Delineation with Landsat TM Data. *PHOTOGRAMMETRIC ENGINEERING*, 7.
- Gamba, P. (2014). Image and data fusion in remote sensing of urban areas : Status issues and research trends. *International Journal of Image and Data Fusion*, 5(1), 2-12.  
<https://doi.org/10.1080/19479832.2013.848477>
- Gautam, V. K., Gaurav, P. K., Murugan, P., & Annadurai, M. (2015). Assessment of Surface Water Dynamics in Bangalore Using WRI, NDWI, MNDWI, Supervised Classification and K-T Transformation. *Aquatic Procedia*, 4, 739-746. <https://doi.org/10.1016/j.aqpro.2015.02.095>
- Ghassemian, H. (2016). A review of remote sensing image fusion methods. *Information Fusion*, 32, 75-89. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2016.03.003>
- González, F. E., Ruiz, J. M., & Acosta, F. M. (2014). *MANUEL de TÉLÉDÉTECTION SPATIALE*. 337.
- Google Earth. (s. d.). Consulté 26 juin 2021, à l'adresse <https://earth.google.com/web/@0,-35.459535,0a,22251752.77375655d,35y,0h,0t,0r>
- Google Earth Engine. (s. d.). Consulté 29 juin 2021, à l'adresse <https://earthengine.google.com>
- Goyal, S., & Wahla, R. (2015). A Review on Image Fusion. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., ... Thépaut, J. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
- Huang, C., Chen, Y., Zhang, S., & Wu, J. (2018). Detecting, Extracting, and Monitoring Surface Water From Space Using Optical Sensors : A Review. *Reviews of Geophysics*, 56(2), 333-360. <https://doi.org/10.1029/2018RG000598>
- Jacquemoud, S. (2008). *Télédétection et géophysique spatiale*. 36.
- Jong, S. M. de, & Meer, F. D. van der (Éds.). (2004). *Analyse d'image par télédétection : Y compris le domaine spatial, Texte d'origine*. Springer Netherlands.  
<https://doi.org/10.1007/978-1-4020-2560-0>

- Khand, K., Taghvaeian, S., & Hassan-Esfahani, L. (2017). Mapping Annual Riparian Water Use Based on the Single-Satellite-Scene Approach. *Remote Sensing*, 9(8), 832. <https://doi.org/10.3390/rs9080832>
- Klemas, V. (2015). Remote Sensing of Floods and Flood-Prone Areas : An Overview. *Journal of Coastal Research*, 314, 1005-1013. <https://doi.org/10.2112/JCOASTRES-D-14-00160.1>
- Lefkir, A. (2007). *MODÈLEISATION DU TRANSPORT SOLIDE PAR LES MODÈLES NEUROFLOUS*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3028.9366>
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., & Chipman, J. W. (2015). *Concepts and Foundations of Remote Sensing*, in : *Remote Sensing and Image Interpretation*.
- Lunetta, R. S., & Balogh, M. E. (1999). Application of Multi-Temporal Landsat 5 TM Imagery for Wetland Identification. *PHOTOGRAMMETRIC ENGINEERING*, 8.
- Martinis, S. (2010). *Automatic near real-time flood detection in high resolution X-band synthetic aperture radar satellite data using context-based classification on irregular graphs* [Text.PhDThesis, Ludwig-Maximilians-Universität München]. <https://edoc.ub.uni-muenchen.de/12373/>
- Martinis, S., Kersten, J., & Twele, A. (2015). A fully automated TerraSAR-X based flood service. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 104, 203-212. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.07.014>
- Moorthi, A. (2020, novembre 26). How Lasso Regression Works in Machine Learning. *Dataaspirant*. <https://dataaspirant.com/lasso-regression/>
- Mueller, N., Lewis, A., Roberts, D., Ring, S., Melrose, R., Sixsmith, J., Lymburner, L., McIntyre, A., Tan, P., Curnow, S., & Ip, A. (2016). Water observations from space : Mapping surface water from 25 years of Landsat imagery across Australia. *Remote Sensing of Environment*, 174, 341-352. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.003>
- Pena-Regueiro, J., Sebastiá-Frasquet, M.-T., Estornell, J., & Aguilar-Maldonado, J. A. (2020). Sentinel-2 Application to the Surface Characterization of Small Water Bodies in Wetlands. *Water*, 12(5), 1487. <https://doi.org/10.3390/w12051487>
- Piaton, J., & Puech, C. (1992). *Water Report 16*. <http://www.fao.org/3/W7320B/w7320b28.htm>
- Rokni, K., Ahmad, A., Selamat, A., & Hazini, S. (2014). Water Feature Extraction and Change Detection Using Multitemporal Landsat Imagery. *Remote Sensing*, 6(5), 4173-4189. <https://doi.org/10.3390/rs6054173>
- sarmap. (2009). *SAR-Guidebook.pdf*. Synthetic Aperture Radar and SARscape. <https://www.sarmap.ch/pdf/SAR-Guidebook.pdf>
- Schowengerdt, R. A. (2006). *Télé-détection, troisième édition : Modèles et méthodes de traitement d'image* (3rd edition). Academic Press.

- Schumann, G. J.-P. (2017). Remote Sensing of Floods. In G. J.-P. Schumann, *Oxford Research Encyclopedia of Natural Hazard Science*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780199389407.013.265>
- Singh, K., Mohan, D., Sinha, S., & Dalwani, R. D. (2004). Impact assessment of treated/untreated wastewater toxicants discharged by sewage treatment plants on health, agricultural, and environmental quality in the wastewater disposal area. *Chemosphere*, *55*, 227-255. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2003.10.050>
- Tempfli, K., Huurneman, G. C., Bakker, W. H., Janssen, L. L. F., Feringa, W. F., Gieske, A. S. M., Grabmaier, K. A., Hecker, C. A., & Horn, J. A. van der. (2009). *Principles of remote sensing : An introductory textbook*. ITC.
- USGS. (s. d.). *USGS.gov | Science for a changing world*. Consulté 26 juin 2021, à l'adresse <https://www.usgs.gov/>
- van Zyl, J., & Kim, Y. (2011). *Synthetic Aperture Radar Polarimetry : Van Zyl/Synthetic Aperture*. John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9781118116104>
- Wang, S., Fernandes, R., & Latifovic, R. (2010, novembre 24). *La télédétection au service des études sur les eaux souterraines*. Ressources naturelles Canada. <https://www.rncan.gc.ca/sciences-terre/geomatique/imagerie-satellitaire-photos-aeriennes/capteurs-methodes/visible-infrarouge/outil-developpement-technique/9720>
- Wang, Y., Ruan, R., She, Y., & Yan, M. (2011). Extraction of Water Information based on RADARSAT SAR and Landsat ETM+. *Procedia Environmental Sciences*, *10*, 2301-2306. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2011.09.359>
- Zhou, Y., Dong, J., Xiao, X., Xiao, T., Yang, Z., Zhao, G., Zou, Z., & Qin, Y. (2017). Open Surface Water Mapping Algorithms : A Comparison of Water-Related Spectral Indices and Sensors. *Water*, *9*(4), 256. <https://doi.org/10.3390/w9040256>