

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département Hydraulique

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Hydraulique

Gestion Des Barrages Par Remote Sensing Et Machine Learning

HASSAM Ibrahim Mehdi

Sous la direction de **Mr. BERMAD Abdelmalek ENP**

Présenté et soutenu publiquement le (25/10/2025)

Composition du jury :

Président :	Pr. LEFKIR Abdelouahab	ENSTP
Promoteur :	Pr. BERMAD Abdelmalek	ENP
Co-Promoteur	Dr. ALIANE Youcef	U. Annaba
Examineur :	Dr. OULEBSIR Rafik	USTHB

ENP 2025

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département Hydraulique

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Hydraulique

Gestion Des Barrages Par Remote Sensing Et Machine Learning

HASSAM Ibrahim Mehdi

Sous la direction de **Mr. BERMAD Abdelmalek ENP**

Présenté et soutenu publiquement le (25/10/2025)

Composition du jury :

Président :	Pr. LEFKIR Abdelouahab	ENSTP
Promoteur :	Pr. BERMAD Abdelmalek	ENP
Co-Promoteur	Dr. ALIANE Youcef	U. Annaba
Examineur :	Dr. OULEBSIR Rafik	USTHB

ENP 2025

ملخص

تخضع السدود الجزائرية لمراقبة يومية من قبل الوكالة الوطنية للسدود والتحويلات مع قياسات يومية لمناسيب المياه والمساحات والأحجام. ومع ذلك، تظل هذه الملاحظات عرضة لأخطاء إدخال البيانات والثغرات الزمنية عند غياب المشغلين وصعوبات الوصول للبحث. يجعل غياب مصدر قياس مستقل من الصعب التحقق من المقاطع من البيانات التشغيلية. تطور هذه الدراسة منهجية مراقبة مبتكرة باستخدام الاستشعار عن بعد بالرادار Sentinel-1 مقترناً بالتعلم الآلي XGBoost، بهدف توفير تقديرات دقيقة وآلية بتردد متزايد وتكاليف مخفضة، مع تقديم مصدر تحقق مقاطع لتحديث إدارة الموارد المائية.

تدمج المنهجية استغلال صور Sentinel-1 (استقطاب VV)، المعالجة المسبقة على Google Earth Engine، الاستخراج بالعتبة التكيفية، معايرة XGBoost على بيانات ANBT المرجعية، وإنشاء علاقات متعددة الحدود بين المساحة والحجم. يكشف التطبيق على سبعة سدود ذات أحجام متفاوتة عن أداء ملحوظ للمنشآت الصغيرة والمتوسطة ($> 15 \text{ كم}^2$)، بمعاملات تحديد تتجاوز 0.98 وأخطاء أقل من 3%. يحسن XGBoost بشكل كبير تقديرات العتبة الرادارية الخام (تخفيضات خطأ من 14% إلى 47%).

لكن الدراسة تكشف حدوداً للخرانات الكبيرة جداً. يُظهر سد بني هارون (39 كم^2) أداءً متدهوراً ($R^2=0.560$)، مما يوضح الحاجة لتكيفات منهجية محددة. تُظهر النتائج أنه بعد المعايرة، يمكن للنهج الفضائي أن يعمل بشكل مستقل، موفرًا مصدر تحقق مقاطع فعال من حيث التكلفة للقياسات الميدانية. يفتح هذا البحث آفاقاً للكشف التلقائي عن الشذوذات وإعادة بناء السلاسل الزمنية المستمرة، ويساهم في تحديث ممارسات إدارة الموارد المائية في الجزائر.

الكلمات المفتاحية: السدود، الاستشعار عن بعد بالرادار، Sentinel-1، التعلم الآلي، XGBoost، التحقق من المقاطع، المراقبة الهيدرولوجية، إدارة الموارد المائية، الجزائر، SAR

Abstract

Algerian dams are monitored daily by ANBT with measurements of water levels, surfaces, and volumes. However, these observations remain subject to data entry errors, temporal gaps during operator absences, and access difficulties for research. The absence of an independent measurement source makes cross-validation of operational data difficult. This study develops an innovative monitoring methodology using Sentinel-1 radar remote sensing coupled with XGBoost machine learning, aiming to provide accurate and automated estimates with increased frequency and reduced costs, while offering a cross-validation source for modernizing water resource management.

The methodology integrates Sentinel-1 image exploitation (VV polarization), preprocessing on Google Earth Engine, extraction through adaptive thresholding, XGBoost calibration on ANBT reference data, and establishment of polynomial surface-volume relationships. Application to seven dams of varying sizes reveals remarkable performance for small and medium-sized structures ($< 15 \text{ km}^2$), with determination coefficients exceeding 0.98 and errors below 3%. XGBoost significantly improves raw radar thresholding estimates (error reductions from 14% to 47%).

However, the study reveals limitations for very large reservoirs. Beni Haroun (39 km^2) shows de-

graded performance ($R^2=0.560$), illustrating the need for specific methodological adaptations. Results demonstrate that after calibration, the satellite approach can operate autonomously, offering a cost-effective cross-validation source for ground measurements. This research opens perspectives for automatic anomaly detection, continuous time series reconstruction, and contributes to modernizing water resource management practices in Algeria.

Keywords : Dams, Radar remote sensing, Sentinel-1, Machine Learning, XGBoost, Cross-validation, Hydrological monitoring, Water resource management, Algeria, SAR

Résumé

Les barrages algériens font l'objet d'un suivi quotidien par l'ANBT avec mesures journalières de cotes, surfaces et volumes. Cependant, ces observations restent sujettes à des erreurs de saisie, des lacunes temporelles lors d'absence d'opérateurs et des difficultés d'accès pour la recherche. L'absence d'une source de mesure indépendante rend difficile la validation croisée des données d'exploitation. Cette étude développe une méthodologie innovante de suivi par télédétection radar Sentinel-1 couplée à l'apprentissage automatique XGBoost, visant à fournir des estimations précises et automatisées avec une fréquence accrue et des coûts réduits, tout en offrant une source de validation croisée pour la modernisation de la gestion des ressources en eau.

La méthodologie intègre l'exploitation d'images Sentinel-1 (polarisation VV), un prétraitement sur Google Earth Engine, une extraction par seuillage adaptatif, une calibration XGBoost sur données ANBT de référence, et l'établissement de relations polynomiales surface-volume. L'application sur sept barrages de tailles variées révèle des performances remarquables pour les ouvrages de petite et moyenne taille ($< 15 \text{ km}^2$), avec des coefficients de détermination supérieurs à 0,98 et des erreurs inférieures à 3%. XGBoost améliore significativement les estimations brutes du seuillage radar (réductions d'erreur de 14% à 47%).

Cependant, l'étude révèle des limites pour les très grands réservoirs. Beni Haroun (39 km^2) présente des performances dégradées ($R^2=0,560$), illustrant la nécessité d'adaptations méthodologiques spécifiques. Les résultats démontrent qu'après calibration, l'approche satellitaire peut fonctionner de manière autonome, offrant une source de validation croisée des mesures terrain à coût réduit. Cette recherche ouvre des perspectives pour la détection automatique d'anomalies, la reconstruction de séries temporelles continues, et contribue à la modernisation des pratiques de gestion des ressources en eau en Algérie.

Mots-clés : Barrages, Télédétection radar, Sentinel-1, Machine Learning, XGBoost, Validation croisée, Suivi hydrologique, Gestion des ressources en eau, Algérie, SAR

Remerciements

Avant tout, nous remercions Dieu le tout puissant de nous avoir donné la santé, la patience et la volonté d'entamer et de terminer ce 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.

Nous tenons à remercier sincèrement Mr LEFKIR Abdelouahab, professeur à l'Ecole Nationale Supérieure des Travaux Publics pour le grand honneur qu'il nous a fait de présider le Jury de soutenance.

Nous souhaitons adresser aussi nos remerciements à M.AGUENINI Sabiha ingénieur à L'ANBT, et au corps professoral de département hydraulique pour la richesse et la qualité de leur enseignement et les connaissances qu'ils nous ont transmises tout au long de notre formation .

Nous clôturons par remercier tous ceux qui ont participé de près ou de loin pour la réalisation de ce modeste travail.

HASSAM Brahim Mehdi

Table des matières

Liste des tableaux

Table des figures

Liste des acronymes

Introduction générale	14
1 Généralités sur la Télédétection Radar	16
1.1 La Télédétection	16
1.1.1 Définition de la Télédétection	16
1.1.2 Processus de la Télédétection Radar	16
1.1.3 Télédétection passive et active	17
1.2 Notions physiques de base	18
1.2.1 Définition d'une onde (longueur d'onde, fréquence, amplitude)	18
1.2.2 Rayonnement électromagnétique	19
1.2.3 Spectre électromagnétique	19
1.2.4 Bande d'onde	20
1.2.5 Interaction onde-matière	21
1.2.6 Spécificités de l'interaction avec l'eau et le sol	21
1.3 Systèmes satellitaires	22
1.3.1 Définition	22
1.3.2 Orbite et types d'orbites	22
1.3.3 Largeur de fauchée	22
1.3.4 Résolution spatiale	22
1.3.5 Résolution temporelle	23
1.3.6 Résolution spectrale	23
1.3.7 Capteurs	23

1.3.8	Différence entre capteur optique et capteur radar	23
1.4	Mission Copernicus Sentinel-1	25
1.4.1	Présentation de la mission Copernicus	25
1.4.2	Chronologie des Lancements	26
1.4.3	Modes d'acquisition de Sentinel-1	26
1.4.4	Rétrodiffusion radar (Backscatter)	28
1.5	Critères d'évaluation	28
1.5.1	Paramètres Numeriques	28
1.6	Extreme Gradient Boosting (XGBoost)	29
1.7	Optimisation par Recherche Bayésienne (Optuna)	30
1.8	Conclusion	31
2	ZONES d'ETUDES ET DONNEES	33
2.1	Introduction	33
2.2	Zone d'étude	33
2.2.1	Barrage Keddara	34
2.2.2	Les données fournies par l'ANBT du barrage de Keddara	35
2.2.3	Barrage Ghrib	36
2.2.4	Les données fournies par l'ANBT du barrage de Ghrib	39
2.2.5	Barrage Meffrouch	40
2.2.6	Les données fournies par l'ANBT du barrage de Meffrouch	43
2.2.7	Barrage Ouizert	44
2.2.8	Les données fournies par l'ANBT du barrage de Ouizert	47
2.2.9	Barrage Sidi Abdelli	48
2.2.10	Les données fournies par l'ANBT du barrage de Sidi Abdelli	50
2.2.11	Barrage Taksebt	51
2.2.12	Les données fournies par l'ANBT du barrage de Taksebt	54
2.2.13	Barrage Beni Haroun	55
2.2.14	Les données fournies par l'ANBT du barrage de Beni Haroun	57
2.2.15	Traitement et correction des données d'exploitation	58
2.2.16	Observation générale	59

2.3	Conclusion	59
3	Méthodes d'extraction des surfaces des eaux	61
3.1	Introduction	61
3.2	Méthodologie d'extraction des surfaces en eau à partir des images Sentinel-1 . .	61
3.3	Implémentation de la méthode sur Google Earth Engine	63
3.4	Post-traitement et validation des données extraites	64
3.5	Calibration des surfaces extraites par apprentissage automatique (XGBoost) . .	65
3.6	Reconstruction séquentielle et mise à jour des surfaces d'eau	66
3.7	Conversion des surfaces en volumes d'eau	67
3.8	Synthèse de la méthodologie	68
3.9	Conclusion	70
4	Résultats et Discussions	71
4.1	Introduction	71
4.2	Résultats de l'extraction des surfaces d'eau	71
4.3	Analyse et interprétation des résultats	71
4.3.1	Observation	71
4.3.2	Discussion des résultats	72
4.4	Calibration des surfaces extraites (modèle XGBoost)	74
4.4.1	Barrage de Keddara	74
4.4.2	Barrage de Beni Haroun	78
4.4.3	Performances des autres barrages	82
4.4.4	Analyse comparative et interprétation	82
4.4.5	Excellence généralisée pour les barrages de petite et moyenne taille . . .	82
4.4.6	Relation inverse entre taille du barrage et performance	83
4.4.7	Performances exceptionnelles du barrage de Meffrouch	83
4.4.8	Robustesse face aux conditions hydrologiques extrêmes	83
4.4.9	Efficacité variable de l'amélioration XGBoost	83
4.4.10	Quasi-élimination des biais systématiques	83
4.4.11	Contraste marqué avec Beni Haroun	84
4.4.12	Validation de la généralisation	84

4.4.13	Implications opérationnelles	84
4.5	Établissement de la relation polynomiale surface-volume : Cas du barrage de Keddara	84
4.5.1	Relation polynomiale volume-surface	85
4.6	Reconstruction séquentielle et continuité temporelle	86
4.7	Conversion des surfaces en volumes d'eau	87
4.8	Conclusion	88
Conclusion générale		89
Annexe		91

Liste des tableaux

1.1	Comparaison entre la télédétection passive et active.	18
1.2	Bandes de fréquences.	20
1.3	Comparaison des principales missions satellitaires optiques et radar utilisées pour l'observation de la Terre.	24
2.1	Caractéristiques techniques du barrage de Keddara (ANBT, s. d.).	35
2.2	Caractéristiques techniques du barrage de Ghrib (ANBT, s. d.).	39
2.3	Caractéristiques techniques du barrage de Meffrouch (ANBT, s. d.).	43
2.4	Caractéristiques techniques du barrage de Ouizert (ANBT, s. d.).	47
2.5	Caractéristiques techniques du barrage de Sidi Abdelli (ANBT, s. d.).	50
2.6	Caractéristiques techniques du barrage de Taksebt (ANBT, s. d.).	54
2.7	Caractéristiques techniques du barrage de Beni Haroun (ANBT, s. d.).	57
3.1	Variation maximale observée des surfaces d'eau en fonction de l'intervalle temporel entre deux acquisitions Sentinel-1.	67
4.1	Résultats obtenus pour les sept barrages étudiés à partir des images Sentinel-1 sur la période 2014–2025.	72
4.2	Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Keddara	77
4.3	Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Beni Haroun	80
4.4	Résultats de performance des modèles pour les différents barrages	82

Table des figures

1.1	Représentation schématique du processus général de la télédétection.	17
1.2	Schéma comparatif entre télédétection passive et active	18
1.3	Représentation schématique d'une onde	19
1.4	Les classes du spectre électromagnétique	20
1.5	Réflexion d'une onde à la surface de l'eau	21
1.6	Vaisseau spatial Sentinel-1A déployé. [Crédits : TAS-I]	25
1.7	Constellation Sentinel-1 [Crédits : ESA/ATG medialab]	26
1.8	Couverture de la bande d'acquisition Sentinel-1. [Crédits : ESA]	27
1.9	Schéma des arbres XGBoost	29
2.1	Etendu de la retenue du Barrage de Keddara(Google Earth)	34
2.2	Image SAR Sentinel-1 du barrage de Keddara – polarisation (VV), mode IW . .	35
2.3	Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Keddara (2014-2025)	36
2.4	Etendu de la retenue du Barrage de Ghrib (Google Earth)	37
2.5	Image SAR Sentinel-1 du barrage de Ghrib – polarisation (VV), mode IW. . . .	38
2.6	Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Ghrib (2014-2025)	40
2.7	Etendu de la retenue du Barrage de Meffrouche (Google Earth)	41
2.8	Image SAR Sentinel-1 du barrage de Meffrouch – polarisation (VV), mode IW. .	42
2.9	Etendu de la retenue du Barrage de Ouizert (Google Earth)	45
2.10	Image SAR Sentinel-1 du barrage de Ouizert – polarisation (VV), mode IW. . .	46
2.11	Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage d'Ouizert (2014-2025)	48
2.12	Etendu de la retenue du Barrage de Sidi Abdelli (Google Earth)	49
2.13	Image SAR Sentinel-1 du barrage de Sidi Abdelli – polarisation (VV), mode IW.	49

2.14	Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Sidi Abdelli (2014-2025)	51
2.15	Etendu de la retenue du Barrage de Taksebt (Google Earth)	52
2.16	Image SAR Sentinel-1 du barrage de Taksebt – polarisation (VV), mode IW. . .	53
2.17	Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Taksebt (2014-2025)	55
2.18	Etendu de la retenue du Barrage de Beni Haroun (Google Earth)	56
2.19	Image SAR Sentinel-1 du barrage de Beni Haroun – polarisation (VV), mode IW. .	56
2.20	Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Beni Haroun (2014-2025)	58
3.1	Rétrodiffusion du signal radar d'un pixel à l'extérieur du plan d'eau du barrage de Keddara	62
3.2	Rétrodiffusion du signal radar d'un pixel à l'intérieur du plan d'eau du barrage de Keddara	62
3.3	Visualisation du barrage de Keddara : bandes radar et masques de détection d'eau (bleu) et zone d'intérêt (ROI) (rouge)"	64
3.4	Schéma global du processus d'estimation et de suivi des surfaces en eau des barrages à partir des images Sentinel-1	69
4.1	Variabilité de la signature radar du barrage d'Aïn Zada - Images SAR Sentinel-1 (polarisation VV, mode IW) acquises à quelques jours d'intervalle	73
4.2	Évolution temporelle de la surface du barrage de Keddara — comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2015–2025).	74
4.3	Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement — barrage de Keddara ($R^2 = 0,992$)	75
4.4	Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble de test — barrage de Keddara ($R^2 = 0,983$)	76
4.5	Évolution temporelle de la surface du barrage de Beni Haroun - comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2015-2025).	78
4.6	Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement - barrage de Beni Haroun ($R^2 = 0,702$).	78
4.7	Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble de test - barrage de Beni Haroun ($R^2 = 0,560$).	79
4.8	Relation polynomiale entre surface et volume du barrage de Keddara	85
4.9	Évolution de la surface du barrage de Keddara - Données réelles (noir) vs reconstruction satellitaire (rouge).	86

4.10 Évolution mensuelle du volume du barrage de Keddara (données réelles vs re- construction satellitaire).	87
---	----

Liste des acronymes

- **ANBT** : Agence Nationale des Barrages et Transferts
- **dB** : Décibel
- **ESA** : European Space Agency
- **GEE** : Google Earth Engine
- **GRD** : Ground Range Detected
- **Hm³** : Hectomètre cube (million de m³)
- **IW** : Interferometric Wide
- **km²** : Kilomètre carré
- **MAE** : Mean Absolute Error
- **PBIAS** : Percent Bias
- **R²** : Coefficient de Détermination
- **RMSE** : Root Mean Square Error
- **SAR** : Synthetic Aperture Radar
- **σ°** : Sigma naught
- **VH** : Polarisation Verticale-Horizontale
- **VV** : Polarisation Verticale-Verticale
- **XGBoost** : Extreme Gradient Boosting

Introduction générale

L'Algérie dispose d'un parc de plus de 80 barrages représentant une capacité théorique dépassant 8 milliards de m³, constituant l'épine dorsale de la mobilisation des ressources en eau du pays. Ces infrastructures stratégiques font l'objet d'un suivi quotidien par l'Agence Nationale des Barrages et Transferts (ANBT), qui collecte des mesures journalières de cotes, surfaces et volumes d'eau pour l'ensemble des ouvrages du parc national.

Cependant, malgré cette disponibilité de données quotidiennes, ces observations présentent plusieurs limitations inhérentes aux systèmes de mesures conventionnels. Les relevés terrain, effectués manuellement ou par des systèmes de jaugeage fixes, sont sujets à des erreurs de saisie, des lacunes temporelles lors d'absence d'opérateurs, et des incohérences dans le traitement des données. De plus, l'absence d'une source de mesure indépendante ne permet pas de validation croisée des données d'exploitation, rendant difficile la détection d'anomalies ou d'erreurs dans les relevés quotidiens. Enfin, l'accès aux données historiques peut s'avérer complexe pour des études scientifiques nécessitant de longues séries temporelles. Dans un contexte de gestion moderne des ressources en eau, la multiplication des sources d'information et leur confrontation systématique apparaît comme un enjeu majeur pour améliorer la fiabilité du suivi hydrologique et éclairer les décisions de gestion.

Dans ce contexte, comment tirer parti des images radar Sentinel-1 et des modèles de machine learning pour développer une méthodologie alternative, automatique et reproductible d'estimation des surfaces d'eau, capable à la fois de compléter et de fiabiliser les suivis hydrologiques traditionnels, tout en s'affranchissant de la dépendance exclusive aux données d'exploitation de l'ANBT, et en contribuant ainsi à la modernisation de la gestion des ressources en eau ?

Cette étude développe et valide une méthodologie innovante de suivi des barrages algériens par télédétection radar Sentinel-1 couplée à l'apprentissage automatique XGBoost. L'objectif principal est triple : premièrement, fournir des estimations précises et automatisées des surfaces et volumes d'eau stockés, avec une fréquence accrue et des coûts opérationnels réduits par rapport aux méthodes traditionnelles ; deuxièmement, offrir une source d'information indépendante pour la validation croisée des mesures terrain et la détection d'anomalies potentielles dans les données d'exploitation ; troisièmement, contribuer à la modernisation de la gestion des ressources en eau en multipliant les sources de données disponibles pour les gestionnaires et les chercheurs.

La méthodologie intègre l'exploitation d'images radar Sentinel-1 en polarisation VV, un pré-traitement radiométrique et géométrique sur Google Earth Engine, une extraction des surfaces d'eau par seuillage adaptatif du coefficient de rétrodiffusion, une calibration par modèle XGBoost sur les données de référence ANBT, et l'établissement de relations polynomiales surface-

volume. Sept barrages stratégiques de tailles variées (Keddara, Ghrib, Meffrouch, Ouizert, Sidi Abdelli, Taksebt et Beni Haroun) ont été sélectionnés pour évaluer la robustesse de l'approche face à différents contextes géomorphologiques et hydrologiques.

Ce mémoire s'articule en quatre chapitres. Le premier présente les fondements théoriques de la télédétection radar appliquée au suivi hydrologique. Le deuxième caractérise les zones d'étude et documente le travail de traitement des données ANBT nécessaire pour constituer un jeu de référence fiable. Le troisième expose la méthodologie complète développée. Le quatrième présente et discute les résultats obtenus avant de conclure sur les apports, limitations et perspectives de ce travail.

Chapitre 1

Généralités sur la Télédétection Radar

1.1 La Télédétection

1.1.1 Définition de la Télédétection

La télédétection est définie comme « l'ensemble des techniques permettant d'acquérir, sans contact direct avec le sol, des informations sur la surface terrestre à l'aide de capteurs embarqués sur des plateformes aériennes ou spatiales, en mesurant l'énergie électromagnétique émise ou réfléchie par les objets observés » [1]. Cette discipline repose sur la physique du rayonnement électromagnétique et sur la capacité à interpréter la réponse spectrale des cibles naturelles ou artificielles. Elle joue un rôle fondamental dans l'observation, la cartographie et la gestion des ressources naturelles, notamment dans les domaines de l'hydrologie, de l'agriculture, de la foresterie et de la surveillance environnementale.

Selon Lillesand et Kiefer (2015), la télédétection constitue une approche scientifique intégrée combinant la physique, la géométrie et l'informatique pour extraire des informations fiables à partir d'images acquises à distance, permettant ainsi une compréhension spatio-temporelle des phénomènes naturels.

1.1.2 Processus de la Télédétection Radar

Le processus de la télédétection se compose d'une série d'étapes interdépendantes permettant la collecte, la transmission et l'analyse des informations issues du rayonnement électromagnétique. Ce schéma global illustre les principales phases du processus, qu'il s'agisse de systèmes passifs ou actifs [1][2].

1. **Source d'énergie** : il s'agit de la provenance du rayonnement électromagnétique. Dans le cas des capteurs passifs, la source est naturelle (le Soleil), tandis que pour les systèmes actifs comme le radar, l'énergie est émise par le capteur lui-même.
2. **Propagation du rayonnement** : l'énergie se propage dans l'atmosphère avant d'interagir avec la surface terrestre. Ce passage peut entraîner des atténuations ou des diffusions partielles.
3. **Interaction avec l'objet d'étude** : le rayonnement interagit avec les éléments du sol (eau, végétation, sol nu, etc.) selon leurs propriétés physiques et chimiques, produisant une signature spectrale ou radar caractéristique.

4. **Détection par le capteur** : le capteur embarqué sur un satellite ou un avion capte le rayonnement réfléchi (télédétection passive) ou rétrodiffusé (télédétection active).
5. **Transmission et traitement des données** : les signaux recueillis sont transmis à une station de réception, où ils sont calibrés, corrigés et transformés en images exploitables.
6. **Analyse et interprétation** : les données traitées sont interprétées à l'aide de logiciels d'analyse d'image ou de techniques de classification afin d'en extraire des informations thématiques sur la surface terrestre.
7. **Utilisation pratique** : les produits dérivés sont utilisés dans divers domaines tels que la gestion de l'eau, l'agriculture, la cartographie ou le suivi environnemental.

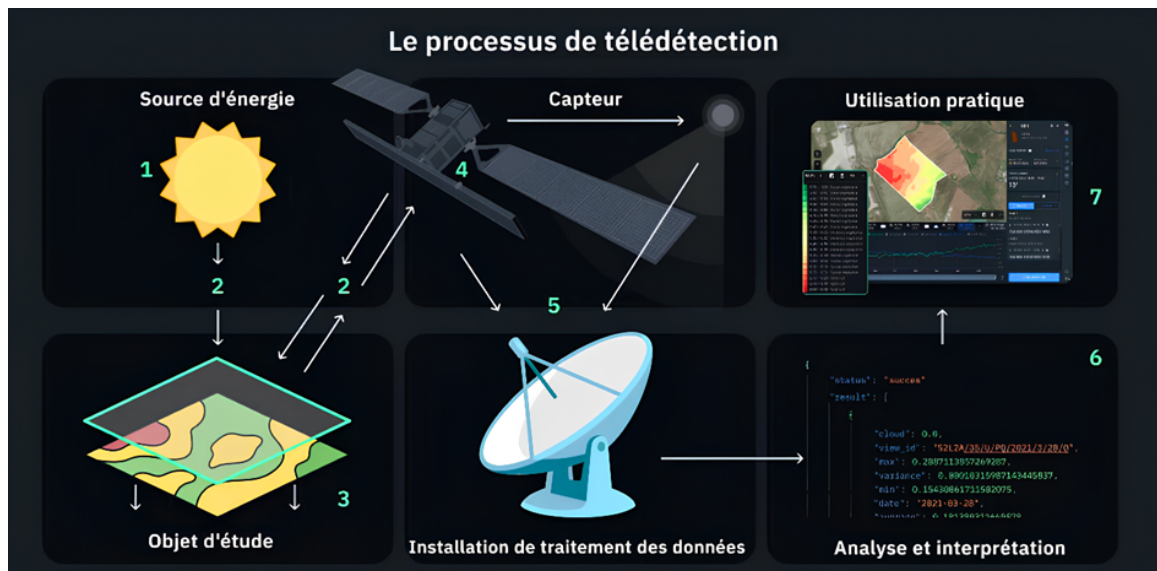


FIGURE 1.1 – Représentation schématique du processus général de la télédétection.

1.1.3 Télédétection passive et active

La télédétection peut être classée en deux grandes catégories selon l'origine de la source d'énergie utilisée pour observer la surface terrestre : **la télédétection passive** et **la télédétection active**. Cette distinction conditionne les capacités d'observation, les domaines d'application et la nature des signaux enregistrés .

- Télédétection passive

Un système de télédétection passive détecte le rayonnement naturellement réfléchi ou émis par la surface terrestre, sans émettre d'énergie lui-même ; il dépend de sources externes comme la lumière solaire ou le rayonnement thermique. [3]

- Télédétection active

Un système de télédétection active émet son propre signal électromagnétique vers la surface terrestre puis mesure l'énergie rétrodiffusée, ce qui permet des acquisitions indépendantes de l'éclairage naturel. [3]

TABLE 1.1 – Comparaison entre la télédétection passive et active.

Caractéristique	Télédétection passive	Télédétection active
Source d'énergie	Naturelle (principalement solaire)	Émise artificiellement par le capteur
Conditions d'acquisition	Dépend de la lumière et du ciel dégagé	Indépendante de la lumière, tout temps
Bande spectrale	Visible, infrarouge, thermique	Micro-ondes ou laser
Composant principal	Capteurs optiques (MSI, OLI, MODIS)	Capteurs radar (C-SAR, ASAR, PALSAR)
Plateformes typiques	Sentinel-2, Landsat, Terra/Aqua	Sentinel-1, RADARSAT-2, TerraSAR-X
Applications principales	Végétation, sols, température, qualité de l'eau	Surfaces en eau, topographie, structure, déformation

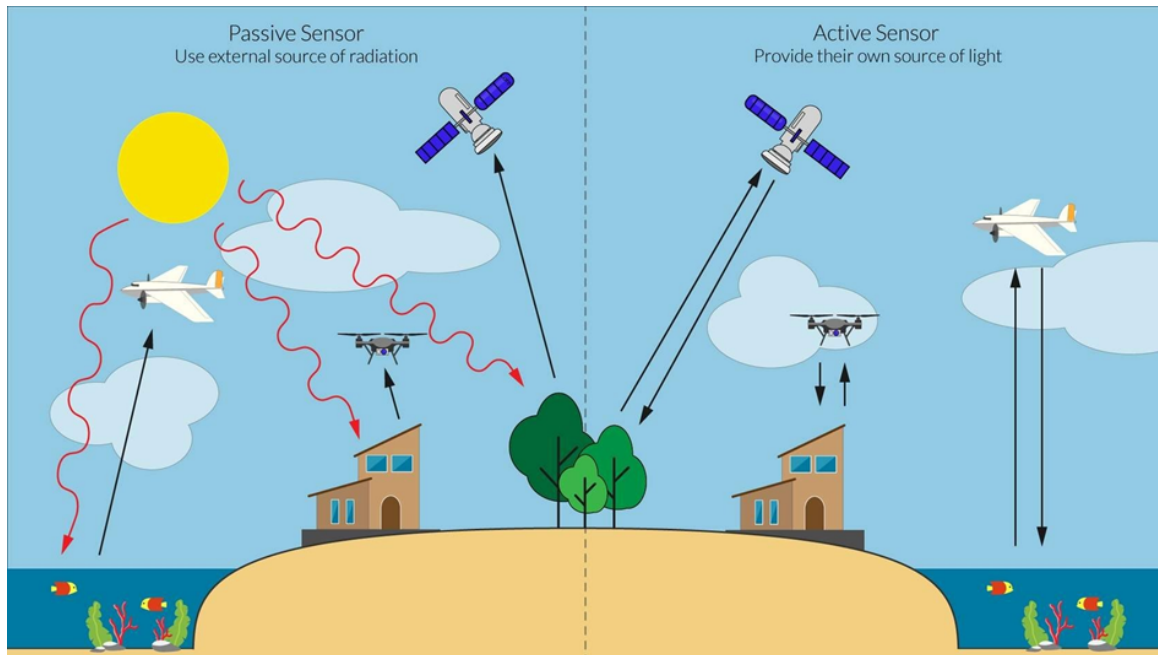


FIGURE 1.2 – Schéma comparatif entre télédétection passive et active

1.2 Notions physiques de base

1.2.1 Définition d'une onde (longueur d'onde, fréquence, amplitude)

Une **onde** est une perturbation qui se propage dans un milieu ou dans le vide en transportant de l'énergie sans transport global de matière. Elle est caractérisée par trois grandeurs principales : la **longueur d'onde** (λ), qui correspond à la distance séparant deux points en phase identique ; la **fréquence** (f), qui indique le nombre d'oscillations par seconde ; et l'**amplitude** (A), qui mesure l'intensité maximale de la perturbation [4].

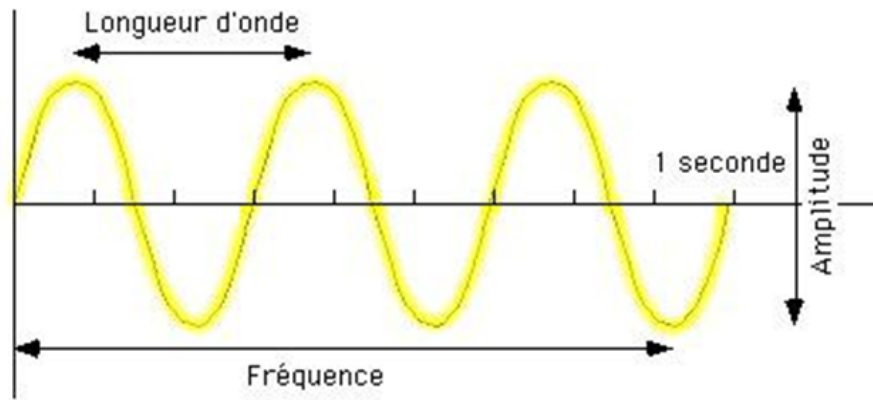


FIGURE 1.3 – Représentation schématique d'une onde

1.2.2 Rayonnement électromagnétique

Le **rayonnement électromagnétique** est une forme d'énergie qui se propage dans l'espace sous forme d'ondes composées de champs électriques et magnétiques oscillant perpendiculairement l'un à l'autre et à la direction de propagation. Ces ondes peuvent se déplacer dans le vide ou à travers différents milieux matériels [5].

La **propagation** du rayonnement électromagnétique s'effectue à une vitesse finie — celle de la lumière dans le vide (environ 3×10^8 m/s). Cette énergie se manifeste sous différentes formes selon la fréquence ou la longueur d'onde du rayonnement : des ondes radio aux rayons gamma, en passant par le visible, l'infrarouge et les micro-ondes. Chaque domaine du spectre électromagnétique interagit différemment avec la matière, ce qui explique la diversité des applications en télédétection [5].

L'**énergie** transportée par une onde électromagnétique dépend de sa fréquence : plus la fréquence est élevée, plus l'énergie associée est importante. Cette relation fondamentale permet d'utiliser des longueurs d'onde adaptées à chaque type d'observation — par exemple, les micro-ondes pour les systèmes radar comme Sentinel-1, capables de traverser les nuages et d'acquérir des données quelles que soient les conditions d'éclairement [6].

1.2.3 Spectre électromagnétique

Le **spectre électromagnétique** représente l'ensemble continu de toutes les formes de rayonnement électromagnétique, classées selon leur **longueur d'onde** ou leur **fréquence**.

Il s'étend des **ondes radio**, qui possèdent les longueurs d'onde les plus grandes et les fréquences les plus basses, jusqu'aux **rayons gamma**, caractérisés par des longueurs d'onde très courtes et des fréquences très élevées.

Chaque type de rayonnement occupe une portion spécifique du spectre et interagit différemment avec la matière, ce qui explique la diversité de ses applications en science et en observation de la Terre [7].

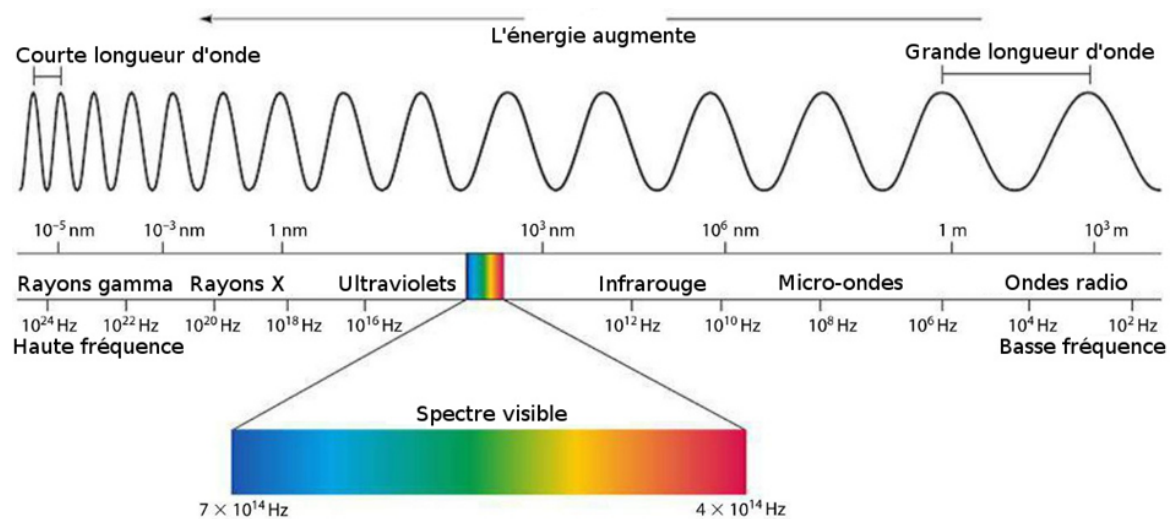


FIGURE 1.4 – Les classes du spectre électromagnétique

1.2.4 Bande d'onde

Une **bande** correspond à un **ensemble de longueurs d'onde** ou à une plage de fréquences utilisées par les systèmes radar. La séparation des fréquences en différentes bandes permet de classer les systèmes selon leurs caractéristiques physiques et leurs domaines d'application. Chaque bande est désignée par un **symbole normalisé** (L, C, X, etc.) et couvre une **plage spécifique de fréquences et de longueurs d'onde**, correspondant à des usages particuliers en télédétection et en radar [8].

TABLE 1.2 – Bandes de fréquences.

Bande	Fréquence (GHz)	Longueur d'onde (cm)	Applications typiques
P	0,3 – 1,0	100 – 30	Études de pénétration du sol, forêts denses
L	1 – 2	30 – 15	Surveillance du sol, agriculture, structure du terrain
S	2 – 4	15 – 7,5	Océanographie, météorologie
C	4 – 8	7,5 – 3,8	Observation hydrologique, détection de l'eau
X	8 – 12,5	3,8 – 2,4	Cartographie détaillée, topographie, détection urbaine
Ku	12,5 – 18	2,4 – 1,7	Altimétrie radar, observation maritime
Ka	26,5 – 40	1,1 – 0,75	Radar météorologique haute résolution
V	40 – 75	0,75 – 0,4	Expérimentation, recherche atmosphérique
W	75 – 110	0,4 – 0,27	Applications militaires, radar millimétrique

1.2.5 Interaction onde–matière

Lorsqu'une onde électromagnétique atteint une surface, elle interagit avec la matière selon trois mécanismes principaux : **réflexion**, **absorption** et **diffusion**.

La proportion de ces phénomènes dépend des propriétés du matériau (composition, texture, humidité) et des caractéristiques de l'onde (longueur d'onde, fréquence, angle d'incidence). Ces interactions déterminent la manière dont l'énergie est répartie entre la partie réfléchie, absorbée et transmise [9].

La **réflexion** correspond au renvoi d'une partie de l'énergie d'une onde lorsqu'elle rencontre la surface d'un milieu différent.

Sur une surface **lisse**, la réflexion est dite **spéculaire** : l'énergie est renvoyée dans une direction bien définie, selon la loi de Snell-Descartes. Sur une surface **irrégulière**, la réflexion devient **diffuse**, dispersant l'énergie dans plusieurs directions [9].

L'**absorption** désigne la conversion d'une partie de l'énergie de l'onde incidente en **énergie interne** du matériau, souvent sous forme de chaleur.

Ce phénomène dépend de la **nature chimique** et des **propriétés électriques** du matériau. Les milieux riches en eau ou en minéraux conducteurs absorbent davantage d'énergie que les matériaux secs ou isolants [10].

La **diffusion** correspond à la redistribution de l'énergie dans plusieurs directions à la suite de l'interaction entre l'onde et les particules ou irrégularités du milieu. Elle peut se produire dans les milieux opaques, translucides ou à surface rugueuse, et explique par exemple la propagation diffuse de la lumière dans les nuages, les sols ou les surfaces naturelles [10].

1.2.6 Spécificités de l'interaction avec l'eau et le sol

L'eau présente une forte capacité d'absorption et de réflexion selon son état (liquide, glace ou vapeur) et la longueur d'onde de l'onde incidente.

Sa surface calme favorise la réflexion spéculaire, tandis qu'une surface agitée provoque une diffusion accrue (**Figure 1.5 ci-après**).

Le **sol**, quant à lui, présente une réponse variable selon sa texture, sa composition minéralogique et surtout sa **teneur en humidité**, qui influence considérablement la proportion d'énergie absorbée et réfléchie [9][10].

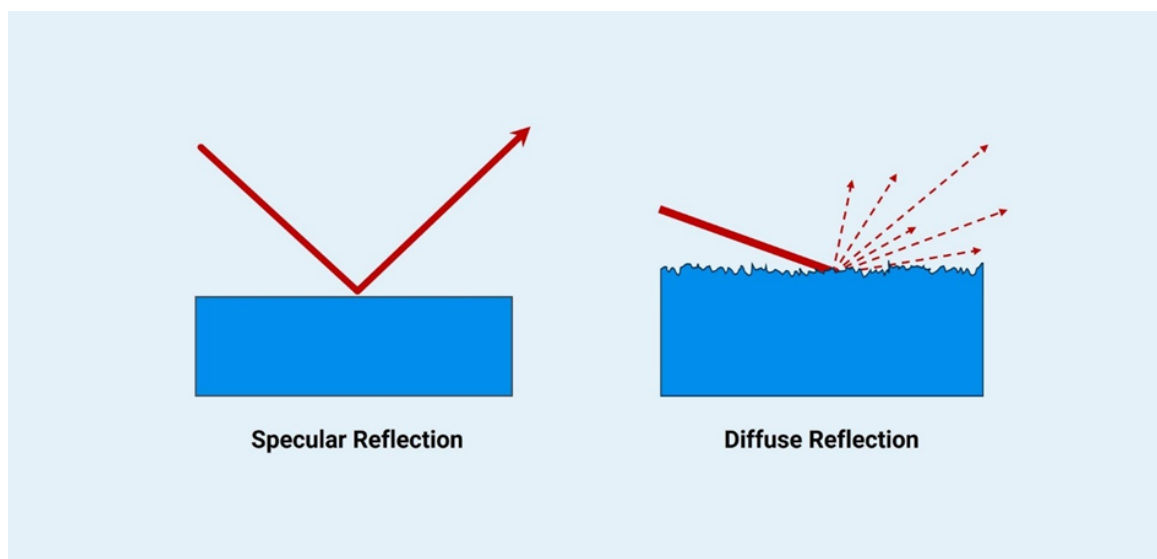


FIGURE 1.5 – Réflexion d'une onde à la surface de l'eau

1.3 Systèmes satellitaires

1.3.1 Définition

Un **satellite** est un engin spatial placé en orbite autour de la planète et équipé d'un ou plusieurs **capteurs** destinés à mesurer ou enregistrer le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par la surface terrestre.

Ces satellites permettent de collecter des données systématiques sur de vastes zones, facilitant ainsi la surveillance de l'environnement, des océans, de l'atmosphère et des ressources naturelles [11].

1.3.2 Orbite et types d'orbites

Une **orbite** est la trajectoire qu'un satellite décrit autour de la Terre sous l'effet combiné de la gravité et de sa vitesse tangentielle.

Les caractéristiques de l'orbite, telles que l'altitude, l'inclinaison et la période, déterminent la couverture spatiale et la fréquence d'observation du satellite [12].

Les principaux types d'orbites sont :

Orbite géostationnaire (GEO) : le satellite reste fixe par rapport à un point de la Terre, à environ 35 786 km d'altitude. Elle est adaptée à l'observation météorologique continue (ex. : Meteosat, GOES).

Orbite basse (LEO – Low Earth Orbit) : située entre 300 et 1 200 km d'altitude, elle permet d'obtenir une haute résolution spatiale (ex. : Sentinel, Landsat).

Orbite polaire ou héliosynchrone (SSO – Sun Synchronous Orbit) : orbite quasi polaire qui maintient un passage à la même heure solaire locale, assurant des conditions d'éclairement comparables entre acquisitions.

Orbite moyenne (MEO) : intermédiaire entre LEO et GEO, utilisée pour certains satellites de navigation.

1.3.3 Largeur de fauchée

La **largeur de fauchée** (swath width) correspond à la bande de surface terrestre couverte par un capteur à chaque passage orbital. Elle dépend de la hauteur du satellite, de la géométrie du système et de l'angle de visée.

Une large fauchée permet une couverture plus étendue mais diminue la résolution spatiale [13].

1.3.4 Résolution spatiale

La **résolution spatiale** désigne la plus petite dimension au sol pouvant être distinguée sur une image. Elle s'exprime en mètres par pixel et détermine le niveau de détail visible. Par exemple, une résolution de 10 m signifie qu'un pixel représente une zone de 10 m × 10 m au sol. Les capteurs à haute résolution (Sentinel-2, WorldView) permettent d'analyser des objets fins, tandis que ceux à faible résolution (MODIS) sont utilisés pour le suivi global [14].

1.3.5 Résolution temporelle

La **résolution temporelle**, ou fréquence de revisite, correspond à l'intervalle de temps séparant deux acquisitions successives d'une même zone par un même satellite. Elle dépend du type d'orbite, de la largeur de fauchée et du nombre de satellites opérant conjointement. Une résolution temporelle courte (quelques jours) permet un suivi fréquent des phénomènes dynamiques tels que les inondations ou les variations de surfaces en eau [15].

1.3.6 Résolution spectrale

La **résolution spectrale** traduit la capacité d'un capteur à distinguer différentes longueurs d'onde du spectre électromagnétique. Les capteurs **multispectraux** enregistrent un nombre limité de bandes (visible, infrarouge, etc.), tandis que les **hyperspectraux** en mesurent des centaines, offrant une description fine des matériaux et des surfaces [16].

1.3.7 Capteurs

Un **capteur** est un instrument embarqué sur un satellite qui enregistre le rayonnement électromagnétique émis, réfléchi ou rétrodiffusé par la surface terrestre. Il convertit le signal électromagnétique en information numérique. Parmi les capteurs les plus utilisés figurent **OLI** (Operational Land Imager) sur Landsat-8, **MSI** (Multispectral Instrument) sur Sentinel-2, et **C-SAR** (Synthetic Aperture Radar) sur Sentinel-1 [17].

1.3.8 Différence entre capteur optique et capteur radar

Les **capteurs optiques** mesurent le rayonnement solaire réfléchi dans les domaines visible et infrarouge, offrant une excellente distinction spectrale mais dépendant de la lumière et des conditions atmosphériques. Les **capteurs radar (SAR)**, en revanche, émettent leurs propres ondes micro-ondes et mesurent le signal rétrodiffusé, permettant des acquisitions de jour comme de nuit, indépendantes de la couverture nuageuse. Les radars présentent toutefois une interprétation plus complexe des signaux en fonction de la polarisation et de l'angle d'incidence [18][19]. Pour mieux situer la place des différents systèmes d'observation utilisés dans le domaine de la télédétection, le tableau suivant (**Tableau 1 3**) regroupe quelques missions satellitaires majeures, optiques et radar, offrant un accès libre à leurs données. Les paramètres techniques ont été extraits des documentations officielles publiées par l'ESA, la NASA, l'USGS et l'Agence Spatiale Canadienne [20–23].

TABLE 1.3 – Comparaison des principales missions satellitaires optiques et radar utilisées pour l’observation de la Terre.

Satellite (Mission)	Type de capteur	Résolution spa- tiale (mode)	Résolution tempo- relle	Largeur de fauchée	Date(s) de lancement	Constellation
Sentinel-1 (1A/1B/1C/1D)	Radar (C- SAR)	SM : 5x5 m, IW : 5x20 m (pixel 10 m), EW : 20x40 m (pixel 40 m), WV : 5x20 m (vignettes)	6 jours (1A+1B), 6 jours (1A+1C), 4 jours (1A+1C+1D)	SM : 80 km, IW : 250 km, EW : 400 km	2014 / 2016 / 2024 / 2025	3 satellites (1B a connu une défaillance)
Sentinel-2 (A/B/C)	Optique multispec- tral	10 m (VNIR), 20 m (RedEdge/SWIR), 60 m (aérosols)	5 jours (A+B), 3 jours (A+B+C)	290 km	2015 / 2017 / 2024	3 satellites
Landsat-8 / 9	Optique (OLI/- TIRS)	15 m (Pan), 30 m (Multi), 100 m (TIR)	8 jours (L8+L9)	185 km	2013 / 2021	2 satellites
MODIS (Ter- ra/Aqua)	Optique	250 m, 500 m, 1000 m	1 jour (Terra + Aqua)	2330 km	1999 / 2002	2 satellites
RADARSAT-2	Radar (C- band, SAR)	3 m (Ultra-fine), 8 m (Fine), 100 m (Scan- SAR)	24 jours (mode standard), <7 jours (ScanSAR)	20–500 km (selon mode)	2007	1 satellite

1.4 Mission Copernicus Sentinel-1

1.4.1 Présentation de la mission Copernicus

La mission Sentinel-1 fait partie du programme Copernicus, dirigé par la Commission européenne en partenariat avec l'Agence spatiale européenne (ESA). Copernicus constitue le principal programme d'observation de la Terre de l'Union européenne, visant à fournir des données continues, fiables et gratuites pour la surveillance de l'environnement, la gestion des ressources et la prévention des risques naturels [24].

La série Sentinel comprend plusieurs familles de satellites, chacun dédié à un type d'observation : Sentinel-1 pour le radar, Sentinel-2 pour l'optique, Sentinel-3 pour les paramètres océaniques et atmosphériques. Le satellite Sentinel-1 est un radar à synthèse d'ouverture (SAR) opérant en bande C (5,405 GHz). Il emploie la double polarisation (VV, VH ou HH, HV selon les besoins) pour capturer des informations sur la rugosité, l'humidité et la structure des surfaces [25].

Chaque satellite est équipé d'une antenne SAR déployable de $12\text{ m} \times 1\text{ m}$, alimentée par des panneaux solaires de 10 m d'envergure, et pèse environ 2 300 kg au lancement [26]. Le traitement des données est effectué au sol par les segments Copernicus et distribué gratuitement via les plateformes européennes de données (Copernicus Open Access Hub).

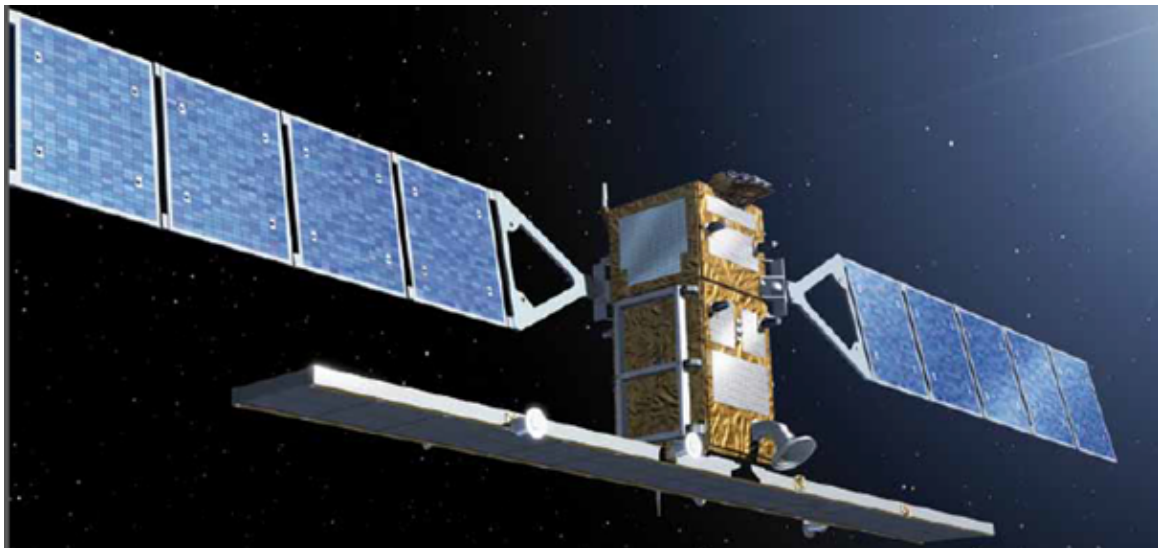


FIGURE 1.6 – Vaisseau spatial Sentinel-1A déployé. [Crédits : TAS-I]

La mission se compose d'une constellation de deux satellites en orbite polaire héliosynchrone, évoluant sur le même plan orbital mais avec une différence de phase de 180° . Cette configuration permet une couverture optimale.

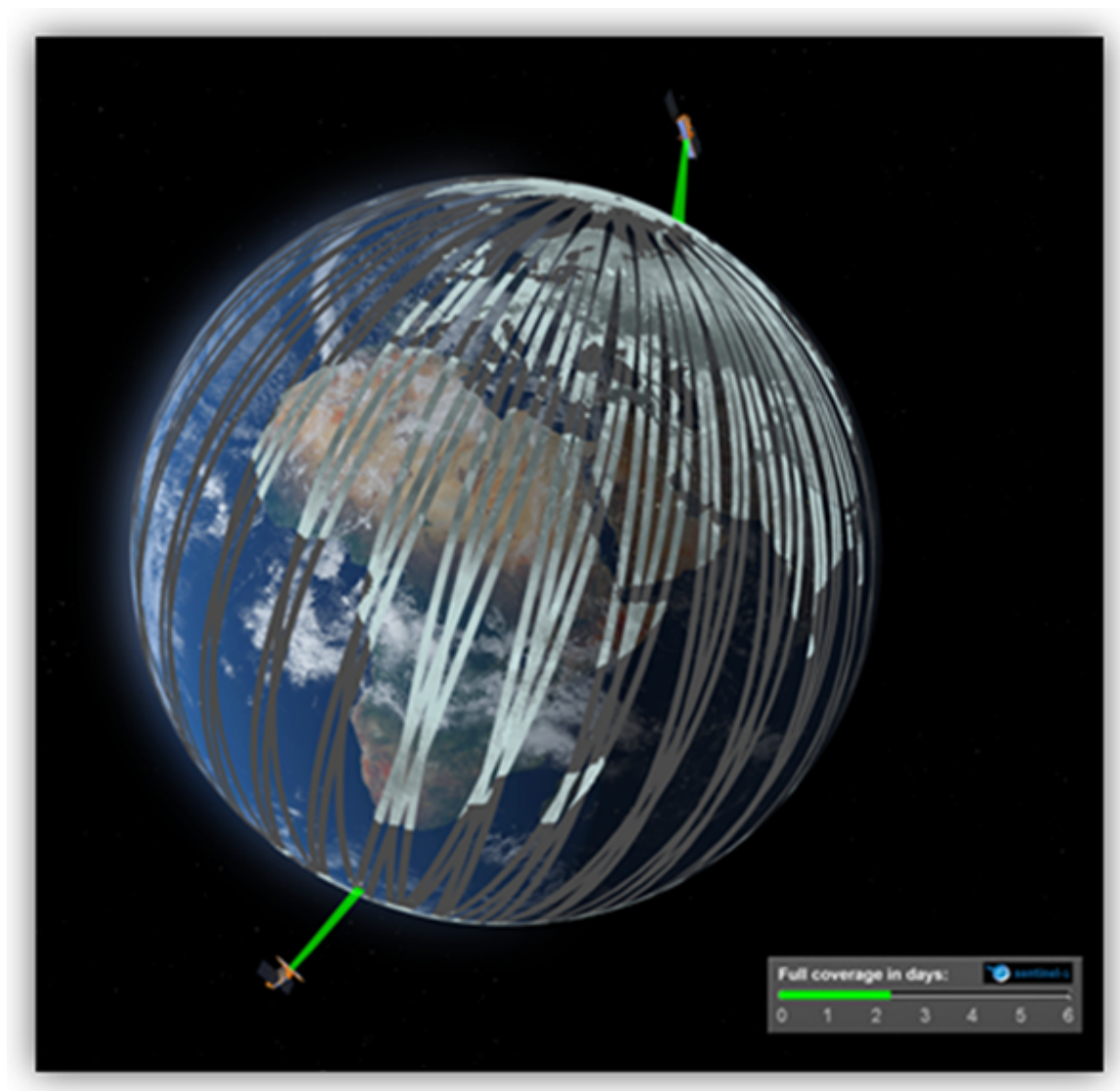


FIGURE 1.7 – Constellation Sentinel-1 [Crédits : ESA/ATG medialab]

1.4.2 Chronologie des Lancements

- **Sentinel-1A** : lancé le **3 avril 2014**, il est opérationnel et assure la continuité des observations radar.
- **Sentinel-1B** : lancé le **25 avril 2016**. Une anomalie électrique est survenue le **23 décembre 2021**, entraînant l'arrêt des opérations ; la fin officielle de la mission a été déclarée le **3 août 2022**.
- **Sentinel-1C** : lancé le **5 décembre 2024**, il remplace Sentinel-1B et poursuit les acquisitions SAR nécessaires à la continuité temporelle.
- **Sentinel-1D** : lancement planifié pour le **4 novembre 2025** afin de renforcer la constellation et améliorer la fréquence de revisite.

1.4.3 Modes d'acquisition de Sentinel-1

Les satellites Sentinel-1 exploitent un radar à synthèse d'ouverture (C-SAR) capable de fonctionner selon plusieurs modes d'acquisition, chacun caractérisé par une résolution spatiale, une

largeur de fauchée, et des applications spécifiques. Ces modes offrent une grande flexibilité dans l'observation des surfaces terrestres, maritimes et glaciaires, en permettant un compromis entre la précision spatiale et la couverture géographique.

Le mode Stripmap (SM) est le plus détaillé : il acquiert des images avec une résolution d'environ $5 \text{ m} \times 5 \text{ m}$ sur une largeur de fauchée de 80 km. Ce mode est principalement utilisé pour les applications nécessitant une très haute résolution, comme la surveillance des infrastructures, l'observation des zones urbaines ou les études géologiques locales.

Le mode Interferometric Wide Swath (IW), utilisé par défaut pour la cartographie des surfaces continentales, combine une résolution moyenne de 5 m en azimuth et 20 m en portée avec une largeur de fauchée de 250 km. Il repose sur la technique du TOPS (Terrain Observation by Progressive Scans), qui améliore la qualité des données interférométriques. Ce mode est particulièrement adapté à la cartographie des surfaces en eau, au suivi hydrologique, et à la mesure des déformations du sol, car il offre un excellent compromis entre couverture et précision.

Le mode Extra-Wide Swath (EW) fournit une résolution de $20 \text{ m} \times 40 \text{ m}$ pour une fauchée étendue de 400 km. Il est conçu pour la surveillance maritime, la détection des glaces de mer, et la cartographie rapide des zones côtières ou inondées à grande échelle.

Enfin, le mode Wave (WV) est spécifique aux applications océanographiques. Il enregistre des vignettes de $20 \text{ km} \times 20 \text{ km}$ espacées d'environ 100 km le long de la trace orbitale, permettant d'analyser la hauteur significative des vagues et la direction du vent à la surface des océans.

L'ensemble de ces modes d'acquisition confère à Sentinel-1 une polyvalence exceptionnelle, garantissant une continuité des observations quelles que soient les conditions météorologiques, et rendant la mission indispensable pour le suivi environnemental global et la gestion des ressources en eau [27].

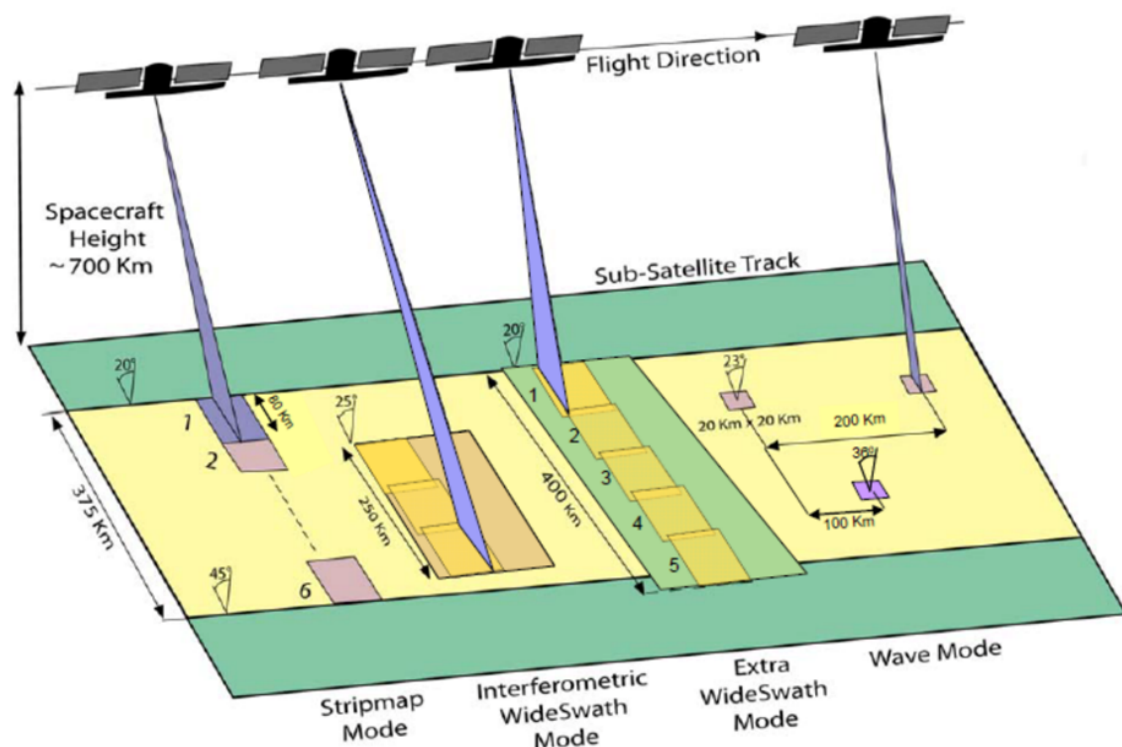


FIGURE 1.8 – Couverture de la bande d'acquisition Sentinel-1. [Crédits : ESA]

1.4.4 Rétrodiffusion radar (Backscatter)

La rétrodiffusion (ou backscatter) désigne la partie du signal radar émis qui est renvoyée vers le capteur après interaction avec la surface terrestre. Elle dépend de plusieurs facteurs, notamment de la rugosité de la surface, de son humidité, de la géométrie d'incidence, et de la longueur d'onde utilisée.

L'intensité de ce signal réfléchi, notée σ^0 (sigma-zéro), est généralement exprimée en décibels (dB), et représente une mesure quantitative de la puissance rétrodiffusée par unité de surface. Une surface lisse, comme l'eau, provoque une faible rétrodiffusion (signal négatif en dB), car l'énergie radar est réfléchie loin du capteur. À l'inverse, une surface rugueuse ou humide renvoie une plus grande partie du signal, produisant une valeur élevée de σ^0 . Cette propriété rend la rétrodiffusion essentielle pour la détection des surfaces en eau, la caractérisation du sol, et la classification thématique en télédétection radar [28].

1.5 Critères d'évaluation

1.5.1 Paramètres Numeriques

Erreur Absolue Moyenne (MAE) : La Mean Absolute Error (MAE) représente la moyenne des écarts absolus entre les valeurs prédites et les valeurs observées. Moins sensible que la MSE aux valeurs extrêmes, elle est souvent utilisée pour une évaluation plus robuste [29].

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (1.1)$$

Le coefficient de détermination, noté R^2 :

Le R^2 , ou coefficient de détermination, mesure la proportion de la variance totale des données expliquée par le modèle. Il s'agit d'un indicateur global de la qualité de l'ajustement [29].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (1.2)$$

Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE) :

La Root Mean Squared Error (RMSE) est la racine carrée de la MSE. Elle a l'avantage d'être exprimée dans la même unité que la variable cible, facilitant l'interprétation des résultats [29].

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}} \quad (1.3)$$

Pourcentage de Biais (PBIAS) :

Le Percent Bias (PBIAS) quantifie la tendance systématique du modèle à surestimer ou sous-estimer les valeurs observées. Exprimé en pourcentage, il permet d'évaluer la direction et l'amplitude du biais de prédiction. Une valeur négative indique une surestimation, tandis qu'une valeur positive reflète une sous-estimation [30].

$$\text{PBIAS} = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)}{\sum_{i=1}^n O_i} \quad (1.4)$$

1.6 Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

Principe général

L'algorithme **XGBoost** (*Extreme Gradient Boosting*) est une technique d'apprentissage supervisé introduite par **Chen et Guestrin (2016)**. Il repose sur le principe du *gradient boosting*, où plusieurs arbres de décision faibles sont entraînés de manière séquentielle, chacun corrigeant les erreurs du précédent.

Contrairement aux variantes classiques du Gradient Boosting, XGBoost se distingue par une implémentation hautement optimisée, à la fois parallélisable, scalable et dotée de mécanismes de régularisation (L_1 et L_2). Ces caractéristiques permettent de :

- Améliorer la performance prédictive sur des ensembles de données volumineux ou complexes ;
- Réduire le risque de surapprentissage (*overfitting*) ;
- Accélérer considérablement l'entraînement du modèle.

XGBoost est aujourd'hui largement utilisé dans de nombreuses disciplines, y compris les sciences climatiques, pour la modélisation non linéaire, la réduction de biais dans les projections et l'analyse des facteurs explicatifs.

Principe fondamental

XGBoost est une implémentation optimisée de l'algorithme *Gradient Boosting Machines (GBM)*. Le principe de base consiste à :

- Construire une séquence d'arbres de décision (souvent peu profonds) ;
- Chaque nouvel arbre corrige les erreurs commises par la somme des arbres précédents ;
- L'ensemble final est une somme pondérée d'arbres faibles mais complémentaires.

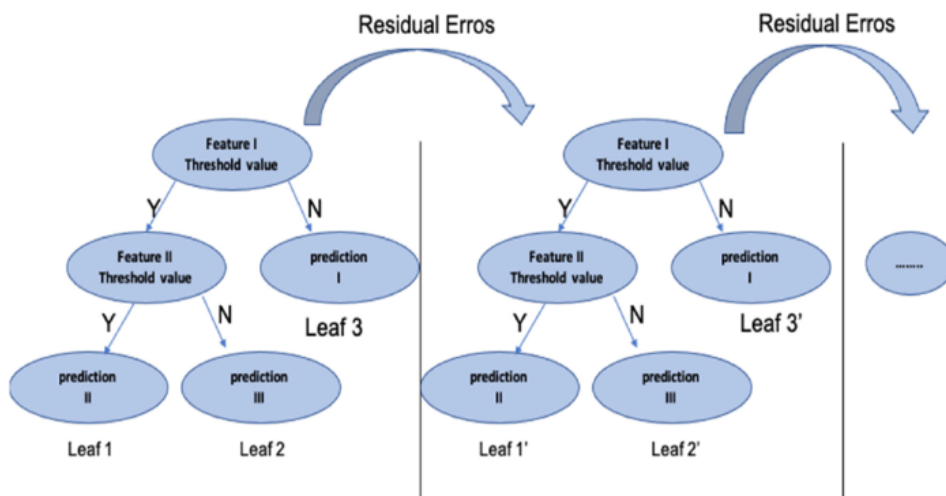


FIGURE 1.9 – Schéma des arbres XGBoost

Formulation mathématique

À chaque itération, l'algorithme ajoute un nouvel arbre $f_t(x)$ à un modèle existant de prédiction $\hat{y}^{(t)}$ pour corriger les erreurs précédentes. La fonction objective globale est définie comme suit :

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \sum_k \Omega(f_k) \quad (1.5)$$

où :

- l est la fonction de perte (par exemple : erreur quadratique, pseudo-Huber),
- $\Omega(f)$ est un terme de régularisation contrôlant la complexité des arbres, défini par :

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2 \quad (1.6)$$

Avec :

- T : le nombre de feuilles,
- w : les poids associés aux feuilles.

Selon l'étude de **Chen et Guestrin (2016)**, cette formulation permet à XGBoost d'atteindre une efficacité computationnelle sans précédent tout en conservant des propriétés statistiques favorables à la généralisation.

Fonction de perte pseudo-Huber

Dans ce travail, nous avons retenu la **fonction de perte pseudo-Huber**, particulièrement adaptée aux données présentant des valeurs extrêmes ou du bruit. Contrairement à la perte quadratique (sensible aux *outliers*), la pseudo-Huber combine la douceur du MSE avec la robustesse du MAE. Sa formulation est la suivante :

$$L_\delta(a) = \delta^2 \left(\sqrt{1 + \left(\frac{a}{\delta}\right)^2} - 1 \right) \quad (1.7)$$

où δ est un paramètre contrôlant la transition entre le comportement quadratique et linéaire.

Cette fonction a été démontrée comme efficace pour les données climatologiques, où des fluctuations extrêmes (par exemple : sécheresse sévère, précipitations anormales) peuvent fausser les prédictions si elles ne sont pas correctement traitées [31].

1.7 Optimisation par Recherche Bayésienne (Optuna)

L'ajustement des hyperparamètres de **XGBoost** est essentiel pour obtenir un compromis optimal entre biais et variance. Nous avons utilisé **Optuna** [?], une bibliothèque d'optimisation automatique par recherche bayésienne, qui construit un modèle probabiliste de la fonction objectif afin de guider la recherche des meilleurs paramètres. Les principaux hyperparamètres optimisés sont les suivants :

- **Nombre d'estimateurs (*n_estimators*)** : correspond au nombre total d'arbres de décision faibles (appelés « estimateurs »). Chaque arbre corrige les erreurs de prédiction des précédents, permettant ainsi un apprentissage progressif. Un nombre trop faible d'estimateurs peut mener à un *sous-apprentissage* (underfitting), tandis qu'un nombre trop élevé peut favoriser le *surapprentissage* (overfitting).
- **Profondeur maximale des arbres (*max_depth*)** : plus la profondeur est grande, plus le modèle peut capturer des relations complexes entre les variables explicatives et la variable cible, augmentant ainsi sa capacité prédictive. Cependant, une profondeur excessive accroît la complexité du modèle, ce qui peut conduire à un surapprentissage.
- **Taux d'apprentissage (*learning_rate*)** : hyperparamètre fondamental qui contrôle l'impact de chaque nouvel arbre sur la prédiction finale dans le processus de boosting. Un faible taux d'apprentissage limite la contribution de chaque arbre, favorisant une convergence plus stable et une meilleure généralisation, mais nécessitant davantage d'itérations. À l'inverse, un taux trop élevé accélère l'apprentissage, au prix d'une plus grande instabilité et d'un risque accru de surapprentissage.
- **Sous-échantillonnage (*subsample*)** : correspond à la fraction de l'ensemble de données utilisée pour entraîner chaque arbre dans le cadre du boosting. Cette technique introduit une forme de régularisation en réduisant la corrélation entre les arbres, ce qui peut améliorer la généralisation du modèle et réduire le risque de surapprentissage. Une valeur trop basse peut toutefois nuire à la stabilité du modèle.
- **Coefficient de régularisation L1 (*alpha*)** : cette forme de pénalisation favorise la parcimonie du modèle en poussant certains poids vers zéro, ce qui améliore la capacité de généralisation et facilite l'interprétation en sélectionnant implicitement les variables les plus pertinentes. L'ajout de régularisation L1 est particulièrement utile pour limiter le surapprentissage dans des contextes à forte dimensionnalité.

Optuna met en œuvre notamment le *Tree-structured Parzen Estimator (TPE)* pour explorer intelligemment l'espace des hyperparamètres. Cette stratégie adaptative permet de converger plus rapidement vers des configurations optimales en exploitant les résultats des essais précédents[32].

1.8 Conclusion

Ce premier chapitre a établi les fondements théoriques essentiels pour la compréhension de la télédétection radar appliquée au suivi hydrologique des barrages. Nous avons d'abord présenté les principes généraux de la télédétection, distinguant les approches passives et actives, avant d'approfondir les concepts physiques sous-jacents à la propagation des ondes électromagnétiques et à leurs interactions avec la matière.

L'étude détaillée des caractéristiques des systèmes satellitaires — résolution spatiale, temporelle et spectrale — a démontré l'importance cruciale de ces paramètres dans le choix d'un capteur adapté. À cet égard, la mission **Copernicus Sentinel-1** s'avère particulièrement appropriée pour le suivi des ressources hydriques. Son radar à synthèse d'ouverture en bande C, son indépendance vis-à-vis des conditions météorologiques et son excellente résolution temporelle (6 à 12 jours) en font un outil idéal pour acquérir des images de surfaces en eau avec une fréquence et une fiabilité inégalées.

La rétrodiffusion radar, phénomène central en télédétection SAR, permet de capturer les signatures spectrales distinctives de différentes surfaces terrestres. En particulier, la faible rétrodiffusion caractéristique des étendues d'eau offre un contraste remarquable avec les terres émergées,

facilitant l'extraction automatisée des surfaces inondées par seuillage du coefficient sigma-zéro.

Enfin, l'introduction des algorithmes d'apprentissage automatique — particulièrement **XG-Boost** et l'optimisation bayésienne par **Optuna** — complète ce cadre théorique. Ces outils permettront de calibrer les estimations brutes du radar sur les données de référence terrain, réduisant les biais systématiques et améliorant significativement la précision des volumes d'eau estimés. Cette approche hybride, combinant télédétection et *machine learning*, constitue le socle méthodologique sur lequel reposera le reste de cette étude.

Chapitre 2

ZONES d'ETUDES ET DONNEES

2.1 Introduction

La réussite d'une étude de télédétection appliquée au suivi hydrologique repose sur la connaissance approfondie des sites étudiés et la disponibilité de données de référence fiables. Ce chapitre répond à ce double impératif en présentant les sept barrages algériens retenus comme cas d'étude et les données d'exploitation fournies par l'Agence Nationale des Barrages et Transferts (ANBT).

La sélection des barrages offre un panel représentatif de la diversité des ouvrages hydrauliques algériens, couvrant des capacités de stockage allant de quelques millions à plus d'un milliard de mètres cubes, et des surfaces variant de moins de 2 km² à près de 40 km². Pour chaque barrage, une caractérisation détaillée sera fournie, incluant sa localisation, ses caractéristiques techniques et son rôle dans le système hydraulique national.

Les données d'exploitation journalières de l'ANBT ont nécessité un travail minutieux de vérification et de correction pour garantir la fiabilité du jeu de données final. Ce travail de nettoyage, crucial mais chronophage, sera documenté afin de souligner l'importance de la qualité des données de référence. Le chapitre s'achève par une analyse de l'évolution temporelle des surfaces et volumes sur la période 2014-2025.

2.2 Zone d'étude

Dans le cadre de cette étude, nous avons retenu sept barrages répartis sur différentes régions du territoire national. Les barrages situés dans la région Centre sont Ghrib, Keddara et Taksebt, tandis que ceux de la région Ouest regroupent Sidi Abdelli, Ouizert et Meffrouch. Enfin, le barrage de Beni Haroun, localisé dans la région Est, vient compléter cet ensemble d'ouvrages. Vous trouverez ci-dessous la description géographique ainsi que les principales caractéristiques techniques de chacun de ces barrages.

2.2.1 Barrage Keddara

- Situation géographique :

Le barrage de Keddara est situé dans la wilaya de Boumerdès, à environ 8 km au sud de Boudouaou et à 35 km à l'est d'Alger. Il s'inscrit dans le cadre de l'aménagement hydraulique Isser-Keddara, dont l'objectif principal est d'assurer l'alimentation en eau potable de l'agglomération algéroise. La retenue du barrage reçoit les apports des oueds Keddara et El Haad, ainsi que ceux transférés par la galerie provenant du barrage du Hamiz. Le bassin versant, d'une superficie d'environ 93 km², présente un relief fortement accidenté avec des versants raides dont l'inclinaison dépasse 25 % sur plus des deux tiers de la surface, atteignant localement jusqu'à 40 %.

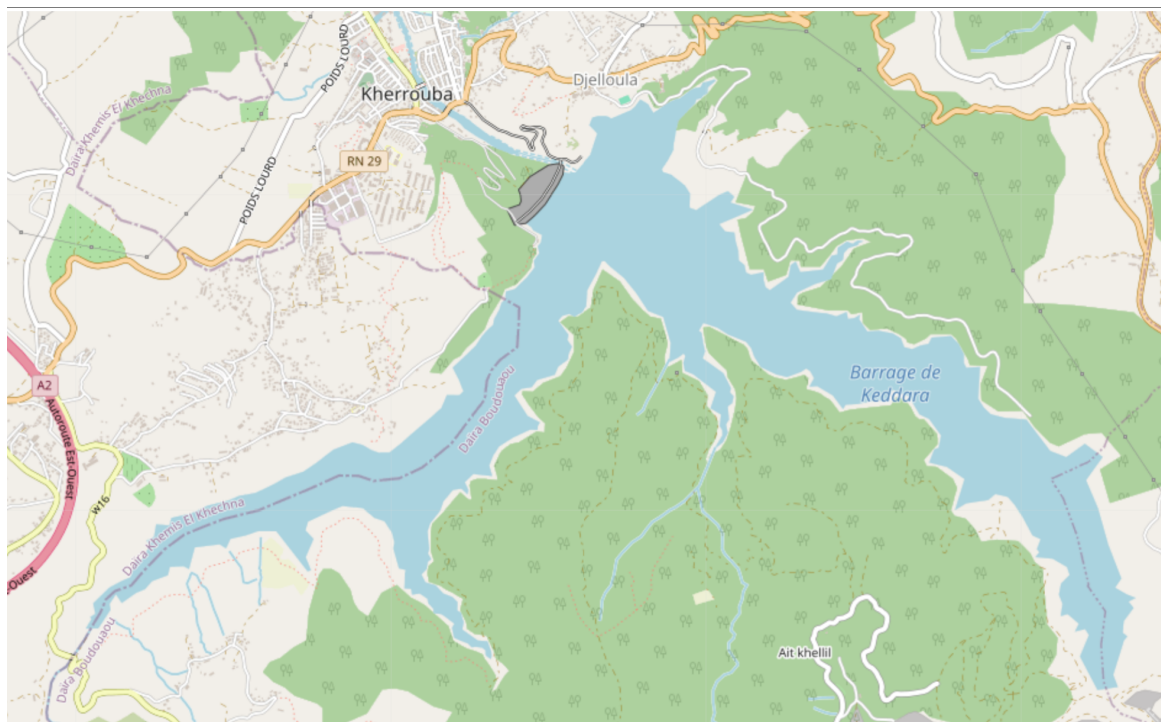


FIGURE 2.1 – Etendu de la retenue du Barrage de Keddara(Google Earth)

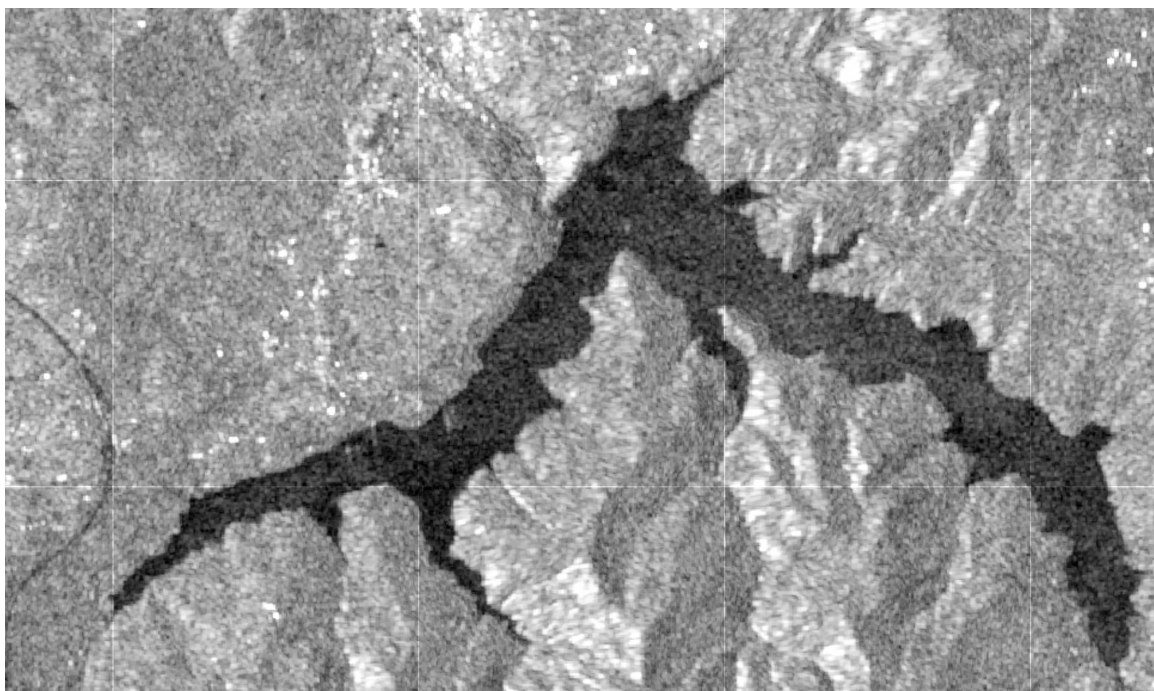


FIGURE 2.2 – Image SAR Sentinel-1 du barrage de Keddara – polarisation (VV), mode IW

- Caractéristique

TABLE 2.1 – Caractéristiques techniques du barrage de Keddara (ANBT, s. d.).

Construction	1982/1986
Mise en eau	19 décembre 1985
Capacité	145.791 hm ³
Capacité au dernier levé (2004)	142,391 hm ³
Apport moyen annuel (Keddara + Hamiz)	32,3 + 51,41 = 84 hm ³
Envasement annuel	5,4 hm ³ /an
Surface du bassin versant	93 km ²
Hauteur	106 m
Longueur	468 m
Cote retenue Normale (R.N)	145 m
Cote Plus Hautes Eaux (P.H.E)	147,32 m
Déversoir à seuil labyrinthe	250 m ³ /s
Vidange de Fond	55 m ³ /s
Volume de Terrassement	10,17 hm ³
Volume de béton	55000 m ³
Injection	75000 ml

2.2.2 Les données fournies par l'ANBT du barrage de Keddara

- Période couverte : du 1^{er} avril 1987 au 30 avril 2025

- **Durée totale** : environ 13 909 jours (~38 ans)
- **Paramètres disponibles (14)** : Cote (m), Volume (Hm³), Apports (Hm³), AEP-AEI (Hm³), Irrigation (Hm³), Transfert (Hm³), Pompage (Hm³), Évaporation (Hm³), Fuite (Hm³), Déversement (Hm³), LVF (Hm³), Pluie (mm), Surface (km²).

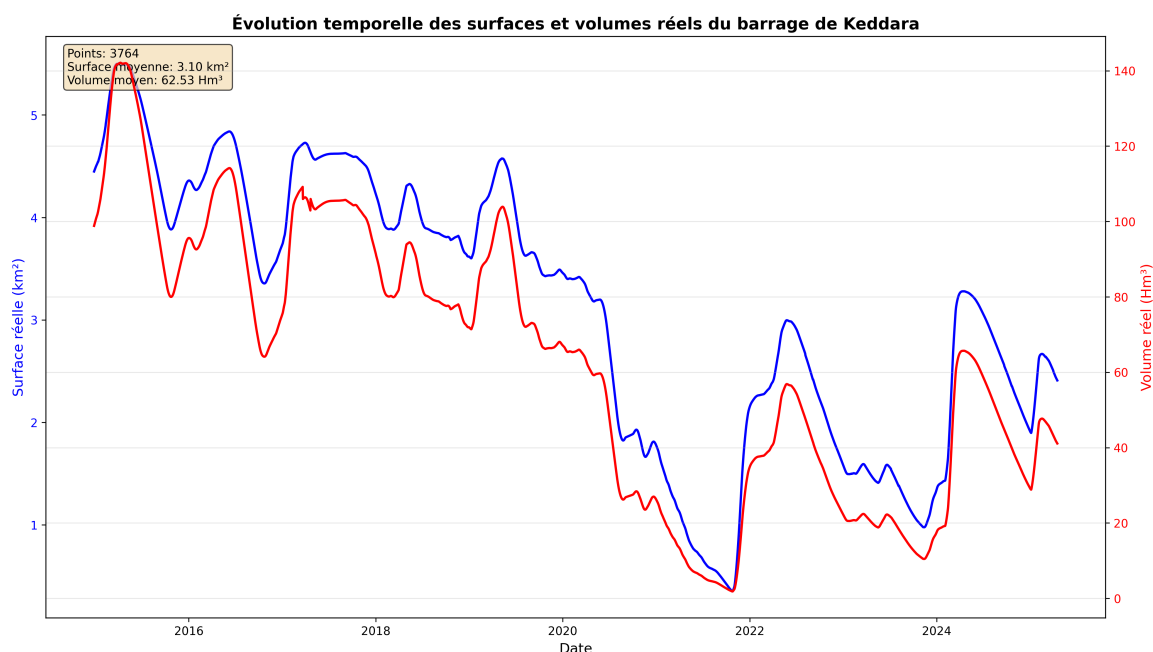


FIGURE 2.3 – Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Keddara (2014-2025)

Le barrage de Keddara, avec une surface moyenne de 3,10 km² et un volume moyen de 62,53 Hm³, montre une évolution relativement stable jusqu'en 2020, avec des volumes oscillant entre 80 et 120 Hm³. Toutefois, une chute drastique est observée en 2021, où le réservoir atteint des niveaux critiques (surface < 1 km², volume < 10 Hm³). Bien qu'une légère récupération soit visible en 2024, les niveaux restent nettement inférieurs à la moyenne historique, soulignant la vulnérabilité du système face aux déficits pluviométriques.

2.2.3 Barrage Ghrib

- **Situation géographique :**

Le barrage du Ghrib est situé dans la commune de Oued-Chorfa, au sein de la wilaya de Aïn Defla, à environ 20 kilomètres au sud-ouest de la ville d'Aïn Defla. Il est implanté sur le cours de l'oued Chélif, principal fleuve du nord de l'Algérie. Cet ouvrage constitue un élément majeur de l'aménagement hydraulique de la vallée du Chélif, dont il représente l'ouvrage de base. Sa retenue permet l'irrigation des périmètres agricoles du Haut, du Moyen et du Bas Chélif, ainsi que l'alimentation en eau potable et le transfert vers le barrage de Bouroumi. Le bassin versant amont du barrage couvre une superficie d'environ 23 300 km², s'étendant depuis les reliefs de l'Atlas saharien jusqu'aux zones telliennes, et se caractérise par une pluviométrie moyenne annuelle variant entre 300 et 600 mm selon les secteurs.



FIGURE 2.4 – Etendu de la retenue du Barrage de Ghrif (Google Earth)



FIGURE 2.5 – Image SAR Sentinel-1 du barrage de Ghrib – polarisation (VV), mode IW.

- **Caractéristique**

TABLE 2.2 – Caractéristiques techniques du barrage de Ghrib (ANBT, s. d.).

Construction	1927
Mise en eau	1939
Achèvement des travaux	1941
Capacité initiale	280 hm ³
Capacité (levé 1986)	165,6 hm ³
Apport moyen annuel	148,5 hm ³
Envasement annuel	3,20 hm ³ /an
Volume régularisé	105 hm ³
Cote R.N	427,5 m
Capacité au dernier levé (2004)	115,30 hm ³
Capacité après surélévation	185,32 hm ³
Apport moyen annuel	148,50 hm ³ /an
Envasement	3,20 hm ³ /an
Surface du bassin versant	23 300 km ²
Hauteur	105 m
Longueur	270 m
Cote de retenue normale (R.N)	432,00 m
Cote Plus Hautes Eaux (P.H.E)	432,50 m

2.2.4 Les données fournies par l'ANBT du barrage de Ghrib

- * **Période couverte** : du 1^{er} janvier 1996 au 30 avril 2025
- * **Durée totale** : environ 10 712 jours (~29 ans)
- * **Paramètres disponibles (14)** : Cote (m), Volume (Hm³), Surface (km²), Apports (Hm³), AEP–AEI (Hm³), Irrigation (Hm³), Transfert (Hm³), Pompage (Hm³), Évaporation (Hm³ ou mm), Fuite (Hm³), Déversement (Hm³), LVF (Hm³), Pluie (mm).

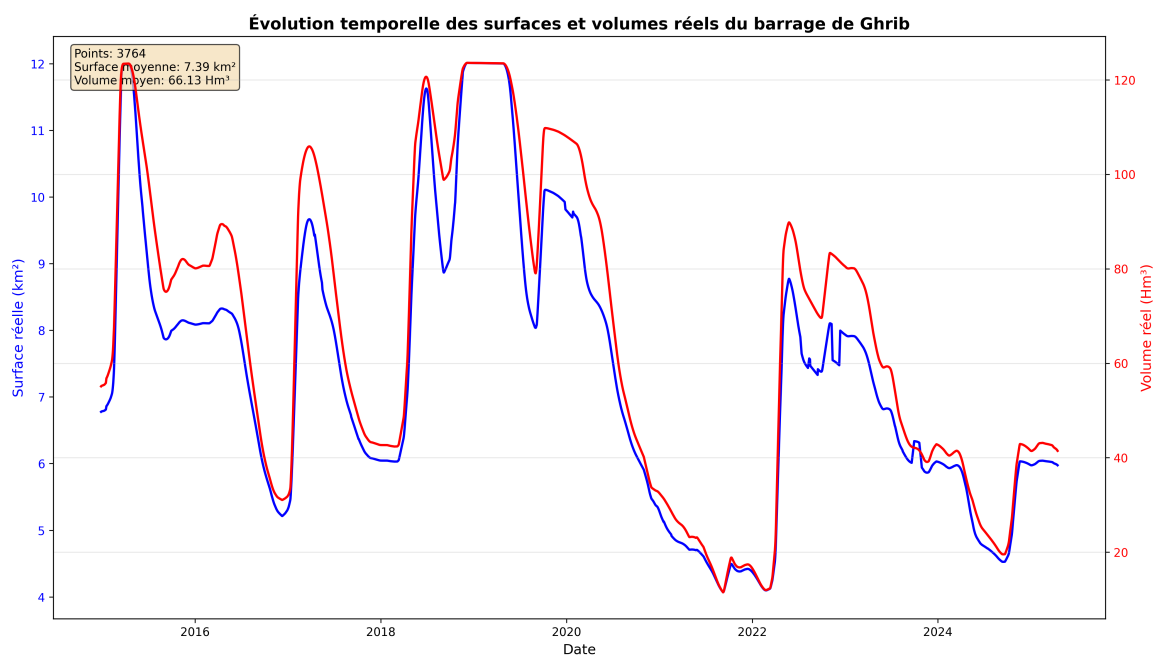


FIGURE 2.6 – Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Ghrib (2014-2025)

Le barrage de Ghrib affiche une dynamique hydrologique marquée par une forte variabilité interannuelle. Avec une surface moyenne de $7,39 \text{ km}^2$ et un volume moyen de $66,13 \text{ Hm}^3$, le réservoir a connu des pics de remplissage notables en 2015 et 2019 (dépassant 120 Hm^3), suivis d'une tendance à la baisse progressive depuis 2020. La période récente (2022–2025) se caractérise par des niveaux particulièrement bas, avec des surfaces inférieures à 6 km^2 et des volumes oscillant autour de 40 Hm^3 .

2.2.5 Barrage Meffrouch

○ Situation géographique :

Le barrage de Meffrouch est situé au sud-est de la ville de Tlemcen, dans le nord-ouest de l'Algérie. Il est implanté sur l'Oued Meffrouch, cours supérieur de l'Oued Sekkak-Safsaf, affluent en rive gauche du Bas-Issers. L'ouvrage se trouve dans une zone de relief accidenté, où l'oued entaille les formations géologiques du Kimméridgien. Le bassin versant du barrage couvre une superficie d'environ 90 km^2 , caractérisée par un climat semi-humide, avec une pluviométrie moyenne annuelle de 709 mm et une évaporation estimée à $1\,260 \text{ mm}$ par an. L'emplacement du barrage a été choisi pour sa position stratégique, permettant la régularisation du cours d'eau et l'exploitation conjointe des ressources superficielles et souterraines, notamment la nappe d'Aïn Meharas. Cette situation géographique confère au barrage un rôle essentiel dans l'alimentation en eau potable de la ville de Tlemcen, le soutien à l'irrigation locale, ainsi qu'un apport complémentaire pour l'agglomération oranaise.



FIGURE 2.7 – Etendu de la retenue du Barrage de Meffrouche (Google Earth)



FIGURE 2.8 – Image SAR Sentinel-1 du barrage de Meffrouch – polarisation (VV), mode IW.

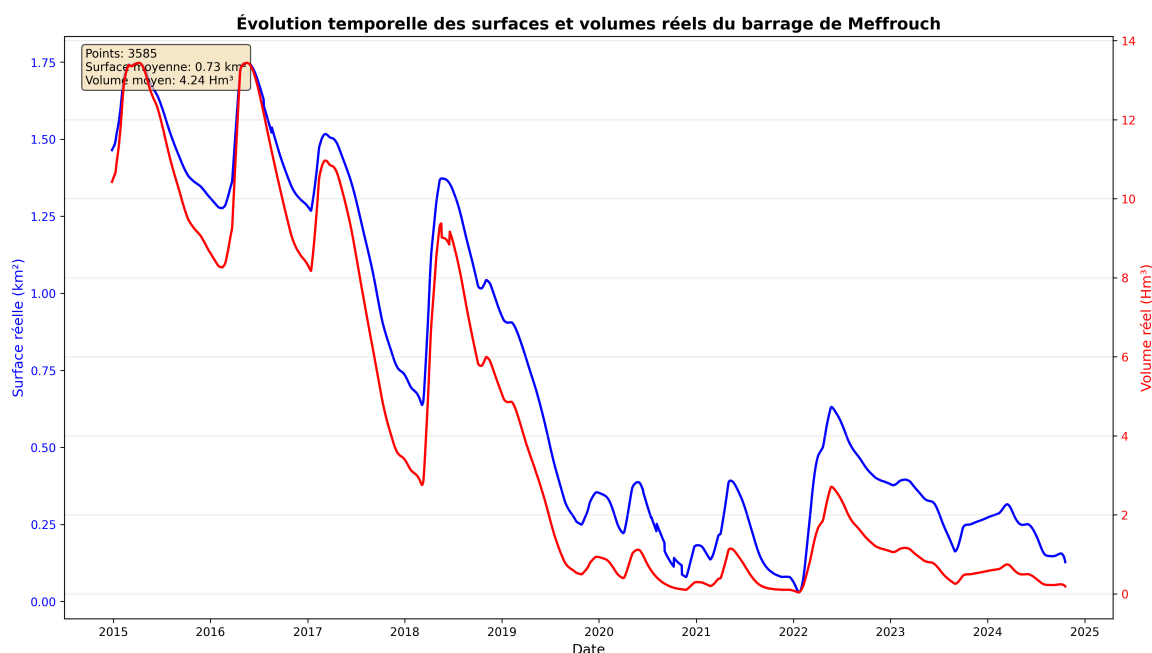
- **Caractéristique**

TABLE 2.3 – Caractéristiques techniques du barrage de Meffrouch (ANBT, s. d.).

Construction	1951 à 1963
Mise en eau	1963
Capacité	15 hm ³
Capacité au dernier levé (2003)	14.99 hm ³
Apport moyen annuel	14.2 hm ³
Envasement annuel	20.000 m ³ /s
Surface du bassin versant	90 km ²
Périmètre du bassin versant	46.3 km
Longueur du bassin versant	16.5 km
Hauteur	/
Hauteur hors sol (du thalweg)	26 m
Hauteur bas des fondations	35 m
Longueur	531 m.
Cote de retenue Normale (R.N)	1 122,00
Cote des Plus Hautes Eaux (P.H.E)	1124.50
Cote de crête	1125.00
Déversoir et contreforts déversant	720 m ³ /s
Vidange de Fond	50 m ³ /s

2.2.6 Les données fournies par l'ANBT du barrage de Meffrouch

- * **Période couverte** : du 1^{er} septembre 1975 au 02 Novembre 2024
- * **Durée totale** : environ 18 417 jours (~50 ans)
- * **Paramètres disponibles (4)** : Cote (m), Volume (Hm³), Surface (km²), Pluie (mm).



Le barrage de Meffrouch, de capacité modeste (surface moyenne : 0,73 km², volume moyen : 4,24 Hm³), présente une évolution temporelle caractérisée par une décroissance quasi continue depuis 2015. Les pics initiaux de remplissage (surface > 1,7 km², volume > 13 Hm³) en 2015-2017 contrastent fortement avec la situation actuelle où le réservoir fonctionne à des niveaux très bas (< 2 Hm³ depuis 2020), reflétant probablement une combinaison de déficit hydrique et d'une forte sollicitation pour les besoins locaux.

2.2.7 Barrage Ouizert

- Situation géographique :

Le barrage de Ouizert, également connu sous le nom de barrage El Fakia, est situé dans la wilaya de Mascara, à environ 12 kilomètres au sud de la localité d'Aïn Fekan et à proximité de la ville de Ouizert, dont il se trouve à 5 km en aval. Il s'inscrit dans le système hydraulique du triplex Ouizert – Bouhanifia – Fergoug, destiné à la régulation et au stockage des eaux de l'Oued Sahouat. L'ouvrage est implanté dans une zone de reliefs modérément ondulés, caractérisée par des formations géologiques du Crétacé (grès, marnes et calcaires) et du Miocène continental (poudingues cimentés par un liant sableux). Le bassin versant, d'une superficie de 2 100 km², reçoit un apport moyen interannuel estimé à 84 millions de m³, contribuant ainsi de manière significative à l'alimentation en eau et à l'irrigation de la région de Mascara.

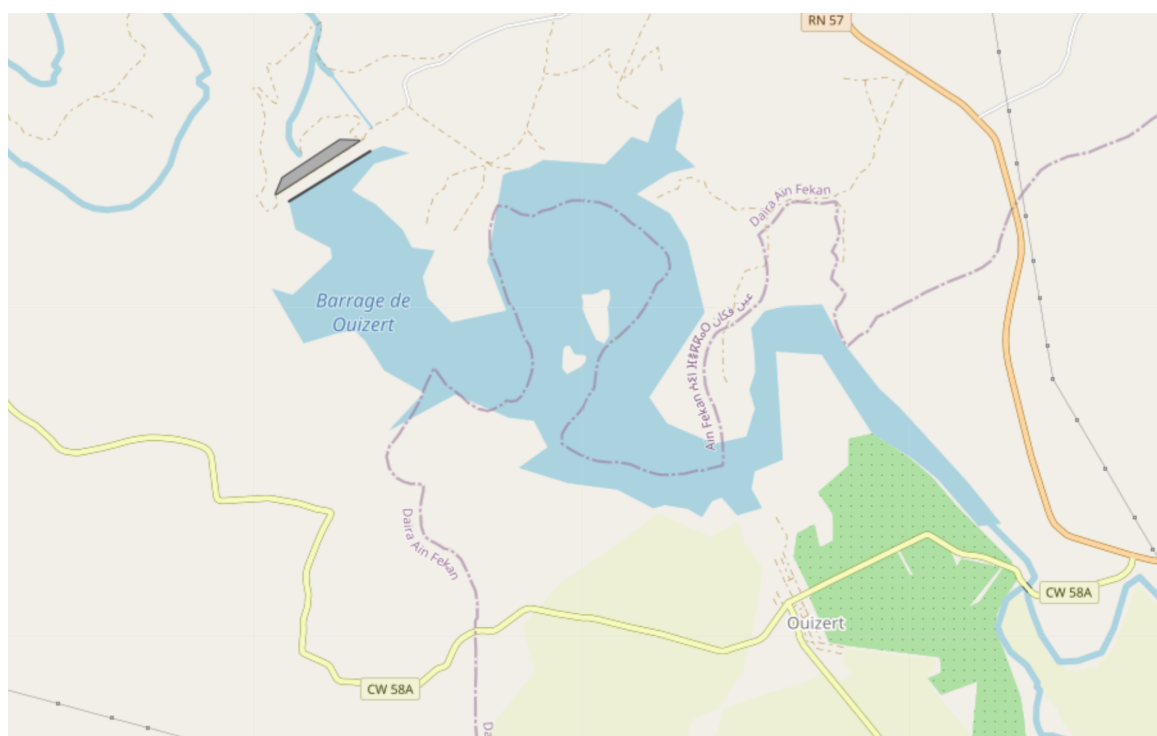


FIGURE 2.9 – Etendu de la retenue du Barrage de Ouizert (Google Earth)



FIGURE 2.10 – Image SAR Sentinel-1 du barrage de Ouizert – polarisation (VV), mode IW.

- **Caractéristique**

TABLE 2.4 – Caractéristiques techniques du barrage de Ouizert (ANBT, s. d.).

Construction	1974
Mise en eau	1986
Capacité initiale :	100,00 hm ³
Capacité au dernier levé (2004)	93,91 hm ³
Apport moyen annuel	84,00 hm ³
Envasement annuel	0,30 hm ³ /an
Surface du bassin versant	2100 Km ²
Hauteur	60 m
Longueur	950 m
Largeur	10 m
Cote retenue Normale (R.N)	448,00 m
Cote Plus Hautes Eaux (P.H.E)	449,80 m
Déversoir (Vanne)	4x600 m ³ /s
Vidange de Fond	100 m ³ /s
Volume de Terrassement	1 608 000 m ³
Volume de béton	120 000 m ³
Injection	50 000 ml

2.2.8 Les données fournies par l'ANBT du barrage de Ouizert

- **Période couverte** : du 2 novembre 1988 au 30 avril 2025
- **Durée totale** : environ 13 328 jours (~36 ans)
- **Paramètres disponibles (10)** : Cote (m), Volume (Hm³), Surface (km²), Pompage (Hm³), Évaporation (Hm³ ou mm), Fuite (Hm³), Déversement (Hm³), LVF (Hm³), Pluie (mm).

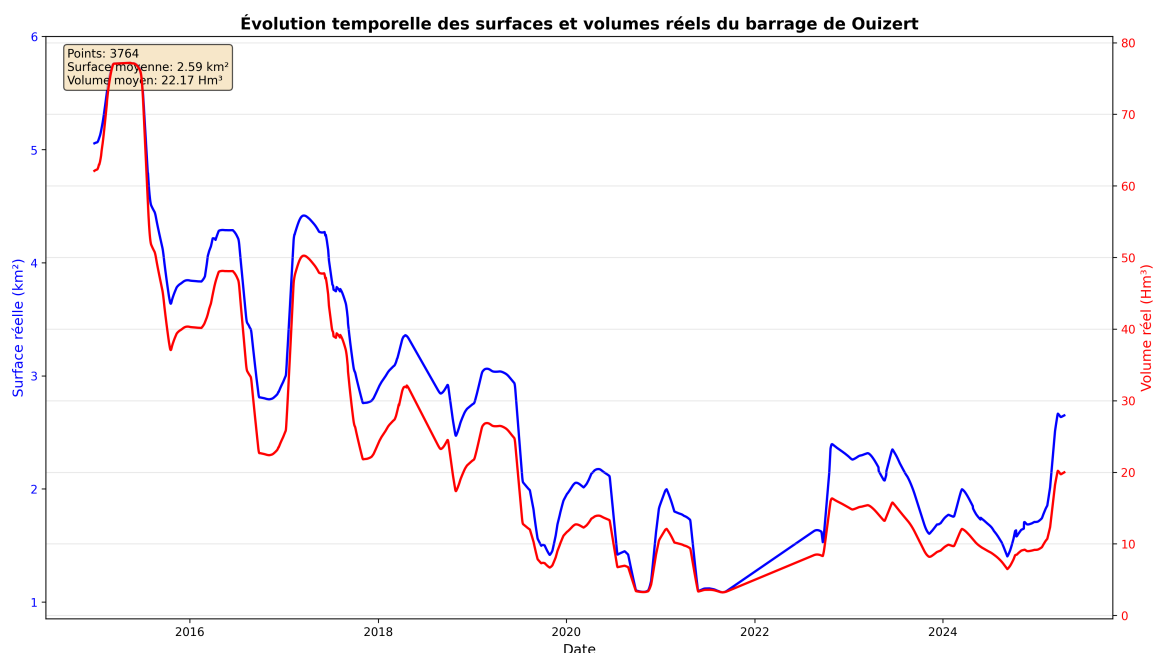


FIGURE 2.11 – Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage d’Ouizert (2014-2025)

Le barrage d’Ouizert (surface moyenne : 2,59 km², volume moyen : 22,17 Hm³) exhibe une forte volatilité hydrologique avec des fluctuations importantes tant saisonnières qu’interannuelles. Après un maximum exceptionnel en début de série (2015 : surface > 5,5 km², volume > 75 Hm³), le réservoir connaît une tendance générale à la baisse entrecoupée de récupérations temporaires. La période récente (2020–2025) se distingue par des niveaux globalement faibles, oscillant entre 5 et 20 Hm³, avec néanmoins une légère amélioration en 2025.

2.2.9 Barrage Sidi Abdelli

- Situation géographique :

Le barrage de Sidi Abdelli est implanté sur l’Oued Isser, dans la wilaya de Tlemcen, à environ 2,5 km au nord du chef-lieu de la commune de Sidi Abdelli et à 8 km au nord-est de la daïra de Ben Sakrane. Il fait partie du bassin fluvial de la Moyenne Tafna et bénéficie des apports des oueds Isser, Sedra et Chouly. Cet ouvrage, destiné principalement à l’alimentation en eau potable (AEP) des villes d’Oran, Sidi Bel Abbès et Aïn Témouchent, ainsi qu’à l’irrigation de la vallée située à son aval, est localisé dans une région de reliefs modérés où prédominent des formations marno-gréseuses du Miocène recouvertes de dépôts lacustres du Pliocène. Le site du barrage s’insère dans une large vallée alluviale bordée par les premiers contreforts des monts de Tlemcen, offrant ainsi un emplacement favorable au stockage des eaux de surface et à la régulation du régime hydrologique de la Tafna.



FIGURE 2.12 – Etendu de la retenue du Barrage de Sidi Abdelli (Google Earth)

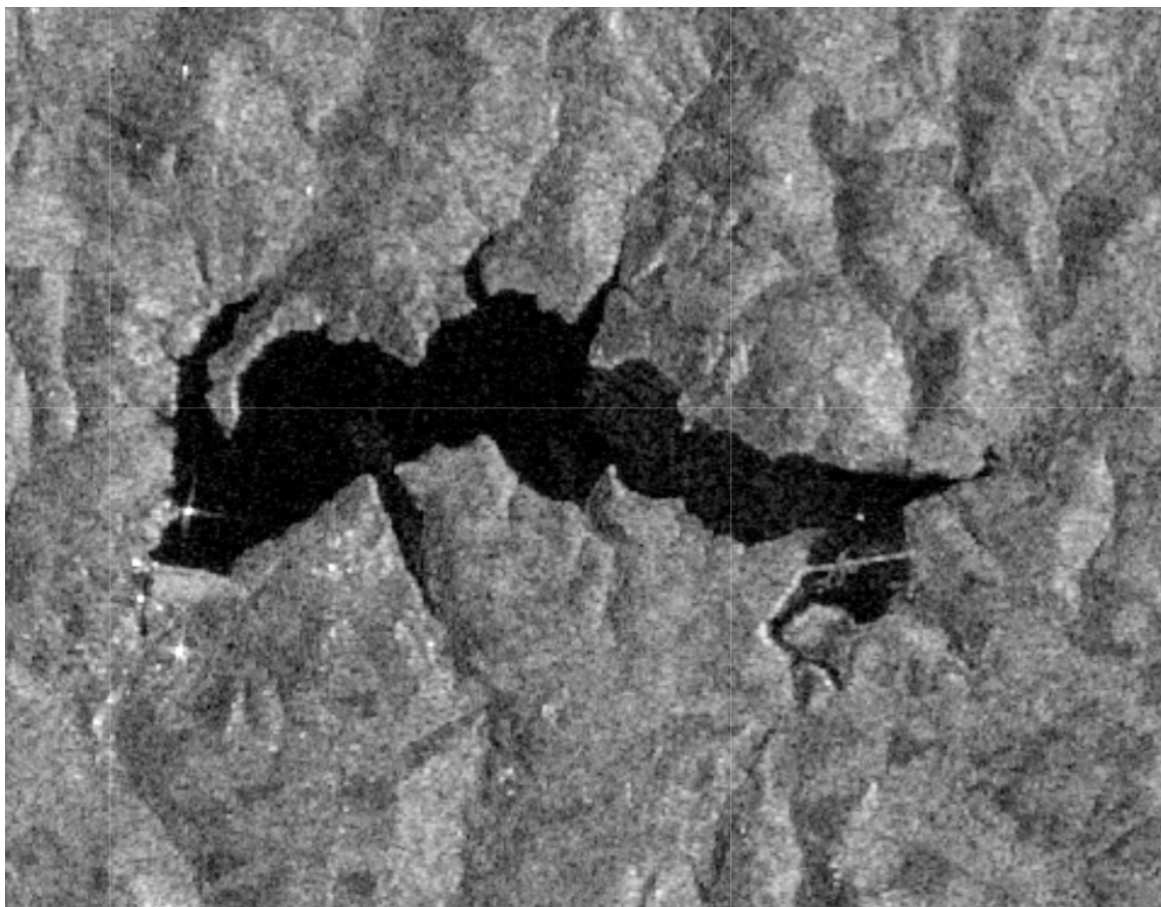


FIGURE 2.13 – Image SAR Sentinel-1 du barrage de Sidi Abdelli – polarisation (VV), mode IW.

- Caractéristique

TABLE 2.5 – Caractéristiques techniques du barrage de Sidi Abdelli (ANBT, s. d.).

Année de construction	1993
Année de Mise en eau	2002
Capacité	175,00 hm ³
Capacité dernier levé (2004)	181,02 hm ³
Apport moyen annuel	196,00 hm ³
Envasement annuel	0,265 hm ³ /an
Surface du bassin versant	448,0 km ²
Hauteur jusqu'au terrain naturel	76,00 m
Hauteur jusqu'aux fondations	94,50 m
Longueur	515,00 m
Largeur de la crête	8,60 m
Fruits des parements	H/V = 2.7/1
Côte retenue Normale (R.N)	165,00 m NGA
Côte Plus Hautes Eaux (P.H.E)	169,62 m NGA
Déversoir à Seuil libre	2 500 m ³ /s
Vidange de Fond	210,0 m ³ /s
Crue de projet QT=1000	210,0 m ³ /s
Crue maximale QT=10 000	3 200,0 m ³ /s

2.2.10 Les données fournies par l'ANBT du barrage de Sidi Abdelli

- **Période couverte** : du 1^{er} octobre 1992 au 30 avril 2025
- **Durée totale** : environ 11 899 jours (~33 ans)
- **Paramètres disponibles (4)** : Cote (m), Volume (Hm³), Surface (km²).

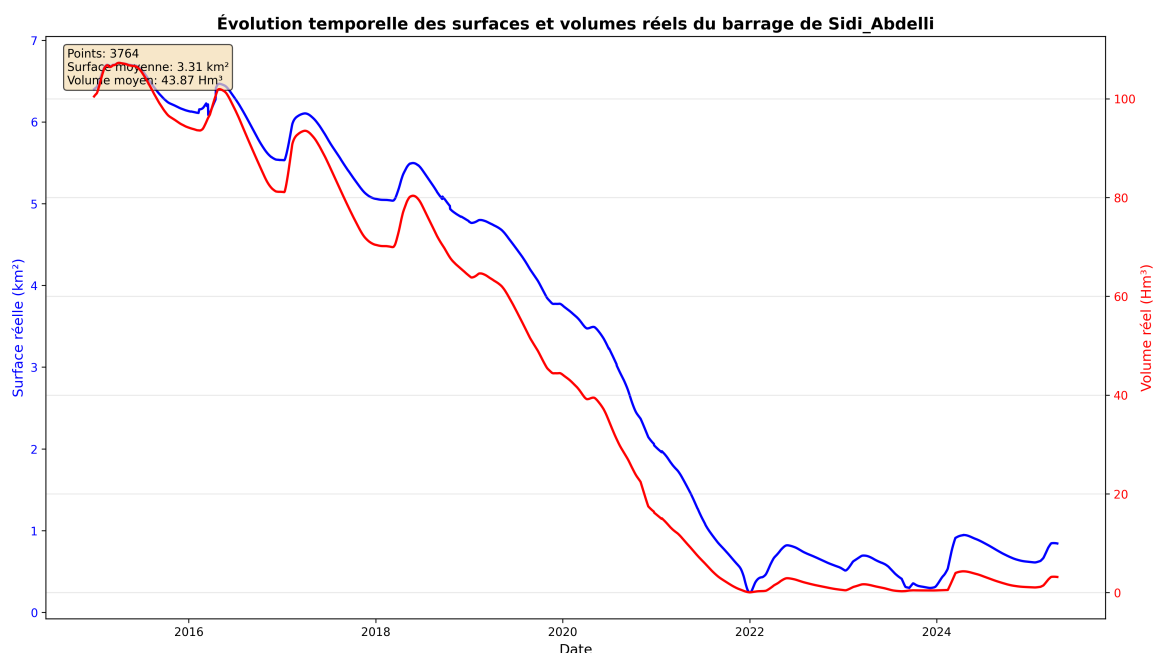


FIGURE 2.14 – Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Sidi Abdelli (2014-2025)

Le barrage de Sidi Abdelli (surface moyenne : 3,31 km², volume moyen : 43,87 Hm³) présente une trajectoire de déclin marquée et continue depuis 2015. Partant de niveaux satisfaisants (surface > 6,5 km², volume > 100 Hm³), le réservoir a subi une baisse progressive atteignant des niveaux critiques à partir de 2021 (surface < 1 km², volume < 5 Hm³). Cette situation persistante jusqu'en 2025, malgré quelques légers rebonds, traduit un déséquilibre hydrique structurel préoccupant pour la sécurité hydrique régionale.

2.2.11 Barrage Taksebt

- Situation géographique :

Le barrage de Taksebt est implanté sur l'Oued Aïssi, dans la wilaya de Tizi-Ouzou, au cœur de la région montagneuse de la Kabylie. Cet ouvrage stratégique assure l'alimentation en eau potable et industrielle de la région de Tizi-Ouzou et contribue également au transfert d'eau vers la région d'Alger. Le site du barrage se situe dans une vallée encaissée, au relief accidenté, dominée par des pentes abruptes et des versants schisteux typiques du massif kabyle. Le bassin versant de l'Oued Aïssi, d'une superficie de 448 km², bénéficie d'un régime hydrologique relativement abondant, avec des apports moyens annuels estimés à 196 millions de m³. Le substratum du site est essentiellement composé de schistes et de quartzophyllades fortement tectonisés, surmontés de conglomérats et de grès argileux, offrant une base géologique stable pour l'implantation du barrage et la création d'une retenue d'une capacité supérieure à 175 hm³.

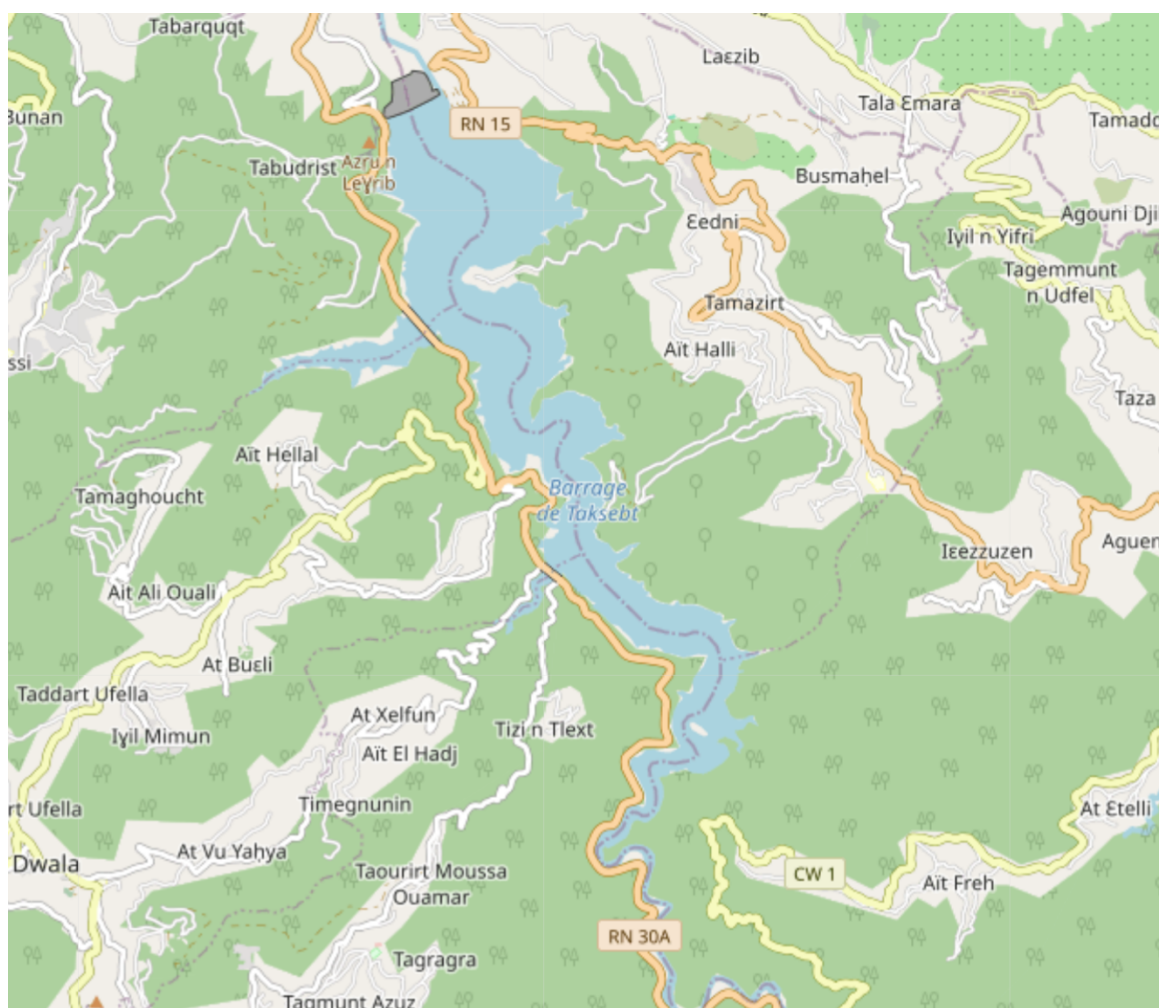


FIGURE 2.15 – Etendu de la retenue du Barrage de Taksebt (Google Earth)



FIGURE 2.16 – Image SAR Sentinel-1 du barrage de Taksebt – polarisation (VV), mode IW.

- **Caractéristique**

TABLE 2.6 – Caractéristiques techniques du barrage de Taksebt (ANBT, s. d.).

Année de construction	1993
Année de Mise en eau	2002
Capacité	175,00 hm ³
Capacité dernier levé (2004)	181,02 hm ³
Apport moyen annuel	196,00 hm ³
Envasement annuel	0,265 hm ³ /an
Surface du bassin versant	448,0 km ²
Hauteur jusqu'au terrain naturel	76,00 m
Hauteur jusqu'aux fondations	94,50 m
Longueur	515,00 m
Largeur de la crête	8,60 m
Fruits des parements	H/V = 2.7/1
Côte retenue Normale (R.N)	165,00 m NGA
Côte Plus Hautes Eaux (P.H.E)	169,62 m NGA
Déversoir à Seuil libre	2 500 m ³ /s
Vidange de Fond	210,0 m ³ /s
Crue de projet QT=1000	210,0 m ³ /s
Crue maximale QT=10 000	3 200,0 m ³ /s

2.2.12 Les données fournies par l'ANBT du barrage de Taksebt

- **Période couverte** : du 1^{er} septembre 2002 au 30 avril 2025
- **Durée totale** : environ 8 277 jours (~23 ans)
- **Paramètres disponibles (14)** : Cote (m), Volume (Hm³), Surface (km²), Apports (Hm³), AEP–AEI (Hm³), Irrigation (Hm³), Transfert (Hm³), Pompage (Hm³), Évaporation (Hm³ ou mm), Fuite (Hm³), Déversement (Hm³), LVF (Hm³), Pluie (mm)

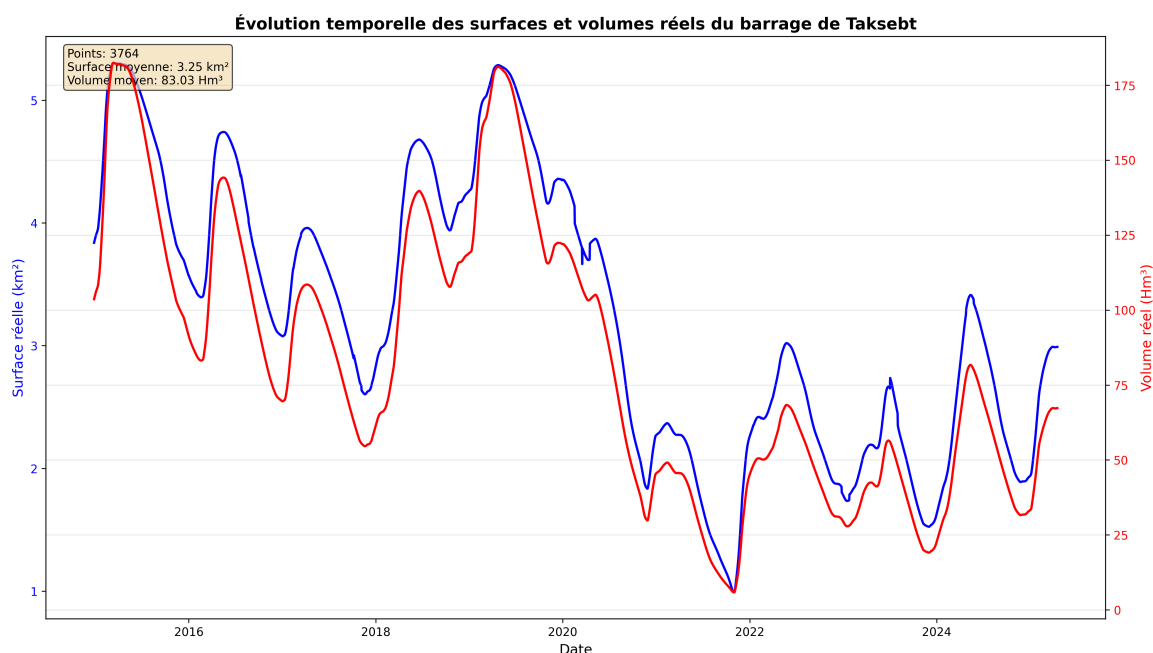


FIGURE 2.17 – Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Taksebt (2014-2025)

Le barrage de Taksebt (surface moyenne : $3,25 \text{ km}^2$, volume moyen : $83,03 \text{ Hm}^3$) se distingue par une forte synchronisation entre surface et volume, témoignant d'une géométrie de cuvette régulière. L'évolution temporelle révèle une alternance de cycles de remplissage et de vidange avec des amplitudes importantes, notamment un pic majeur en 2019 (surface $> 5 \text{ km}^2$, volume $> 175 \text{ Hm}^3$). La période 2020–2025 montre une variabilité soutenue avec des épisodes de récupération partielle entrecoupés de phases de baisse, reflétant une gestion dynamique adaptée aux apports hydrologiques fluctuants.

2.2.13 Barrage Beni Haroun

- Situation géographique :

Le barrage de Béni Haroun est implanté sur l'Oued Kébir, à environ 40 kilomètres au nord de la ville de Constantine et à près de 350 kilomètres à l'est d'Alger. Il se situe dans la wilaya de Mila, au cœur de l'Algérie orientale, dans une région caractérisée par un relief contrasté formé de montagnes, de plaines et de gorges profondes. Le bassin versant du barrage, d'une superficie totale de $7\,725 \text{ km}^2$, est alimenté principalement par deux affluents majeurs, l'Oued Endja et l'Oued Rhumel, qui confluent en amont de la gorge de Béni Haroun pour former l'Oued El Kébir. Cette zone bénéficie d'un climat semi-humide à tendance méditerranéenne, avec des précipitations moyennes annuelles variant de 500 à 700 mm selon les secteurs, et une saison pluvieuse s'étendant de décembre à mai. Le barrage occupe ainsi une position stratégique, au centre d'un réseau hydrographique dense, permettant de mobiliser d'importantes ressources en eau pour l'alimentation en eau potable, l'irrigation et le transfert vers plusieurs wilayas du nord-est algérien.



FIGURE 2.18 – Etendu de la retenue du Barrage de Beni Haroun (Google Earth)

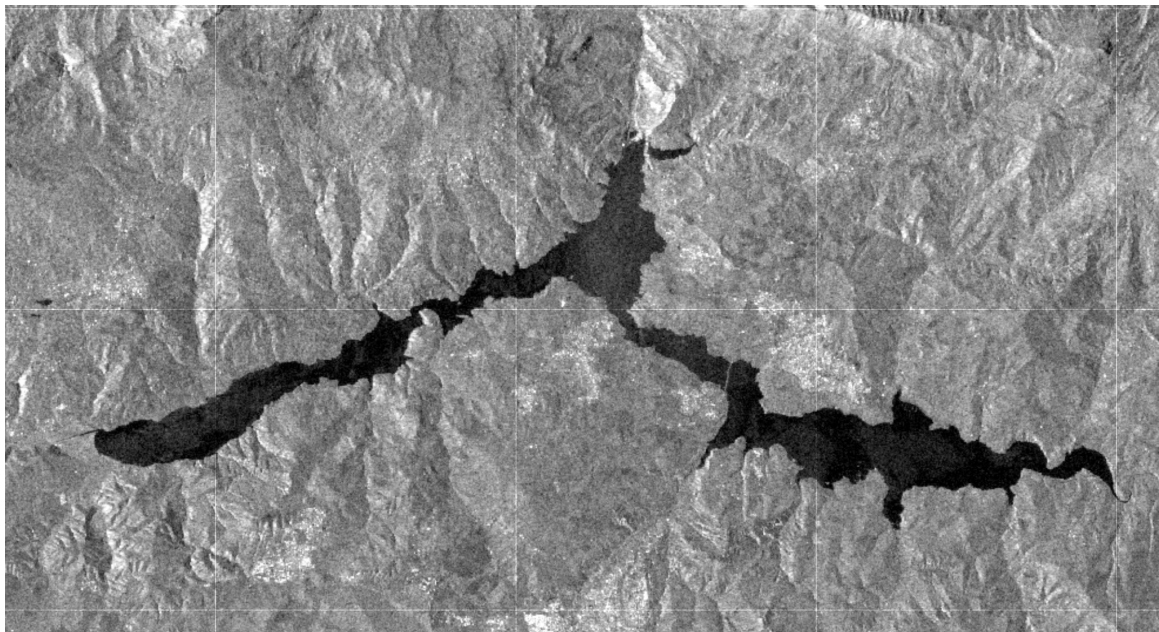


FIGURE 2.19 – Image SAR Sentinel-1 du barrage de Beni Haroun – polarisation (VV), mode IW.

- Caractéristique

TABLE 2.7 – Caractéristiques techniques du barrage de Beni Haroun (ANBT, s. d.).

Année de construction	1996
Année de mise en eau	2003
Capacité initiale	997,00 Hm ³
Capacité au dernier levé (2004)	996,00 Hm ³
Apport moyen annuel	435 Hm ³
Envasement annuel	06 Hm ³ /an
Surface du bassin versant	7.725 Km ²
Hauteur	118 m
Longueur	710 m
Largeur en crête	08 m
Largeur maximale à la base	93 m
Niveau de la crête	216,30 m
Côte retenue normale (R.N)	200 m
Côte Plus Hautes Eaux (P.H.E)	214,80 m
Déversoir à seuil libre	16 000 m ³ /s
Vidange de demi-fond	2x335 m ³ /s
Volume de Terrassement	1.433.423 m ³
Volume de béton	1.800.000 m ³
Injection	162 000 ml

2.2.14 Les données fournies par l'ANBT du barrage de Beni Haroun

- **Période couverte** : du 1^{er} septembre 2003 au 18 mai 2025
- **Durée totale** : environ 7 930 jours (~22 ans)
- **Paramètres disponibles (4)** : Cote (m), Surface (km²), Volume (Hm³).

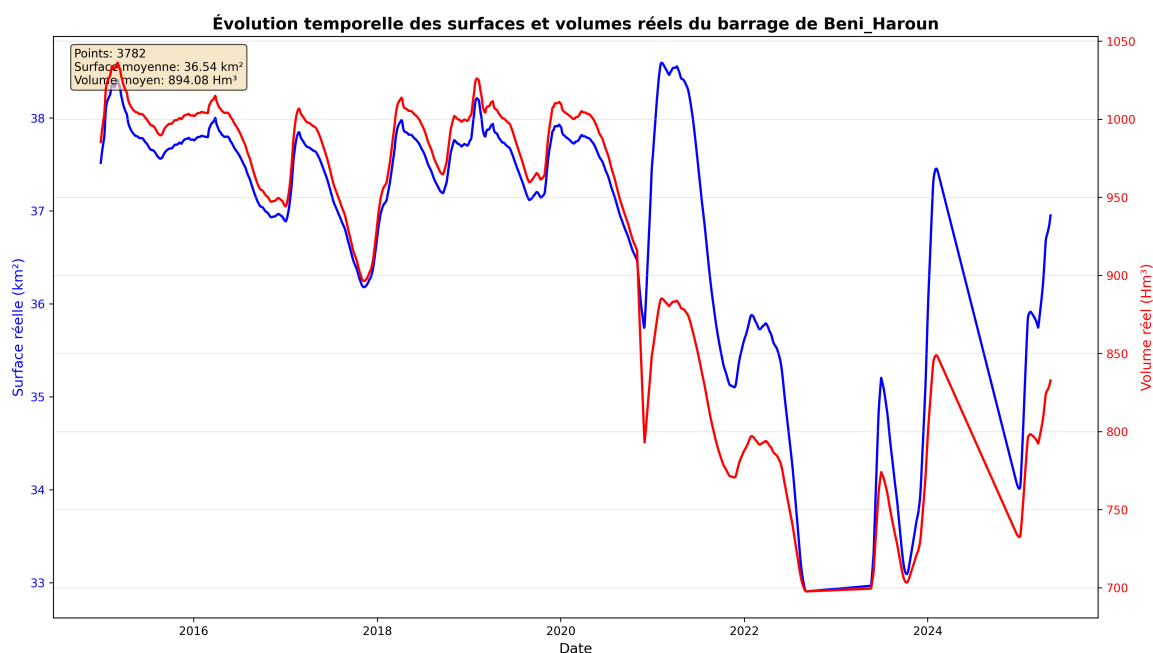


FIGURE 2.20 – Évolution temporelle des surfaces et volumes réels du barrage de Beni Haroun (2014-2025)

Le barrage de Beni Haroun, d'une capacité exceptionnelle, présente une forte corrélation entre surface et volume avec une surface moyenne de $36,54 \text{ km}^2$ et un volume moyen de $894,08 \text{ Hm}^3$. On observe une période de remplissage optimal entre 2015 et 2021, suivie d'une baisse significative à partir de 2022, atteignant des niveaux critiques en 2023-2024 (surface minimale de 33 km^2 et volume d'environ 700 Hm^3), témoignant de conditions hydrologiques défavorables récentes.

2.2.15 Traitement et correction des données d'exploitation

Les données d'exploitation journalières recueillies auprès de l'ANBT pour les différents barrages présentaient, avant leur utilisation, plusieurs anomalies nécessitant un travail préalable de vérification, de correction et d'homogénéisation. Un contrôle de cohérence et de validité a donc été effectué sur l'ensemble des séries temporelles. Ce travail a permis d'identifier plusieurs types d'erreurs, dont les plus fréquentes sont :

- Le décalage de la virgule, entraînant des valeurs numériques erronées (par exemple, une cote ou un volume décalé d'un ordre de grandeur).
- La non-homogénéité des unités de mesure d'une période à une autre, notamment entre certaines années où les volumes ou les apports n'étaient pas exprimés dans la même unité (m^3 , hm^3).
- La présence de valeurs manquantes, souvent liées à des interruptions dans les mesures journalières.
- Des erreurs de saisie ou de frappe, dues probablement à l'opérateur lors de la transcription des journaux d'exploitation (ex. inversion de chiffres, doublons, ou erreurs de report).
- Des valeurs incohérentes, telles que des cotes supérieures à la retenue maximale normale du barrage ou des volumes négatifs, qui ont été corrigées après comparaison avec les données de référence et les limites physiques du réservoir.

- Des incohérences dans la relation surface-volume : il a été constaté que pour une même valeur de surface de plan d'eau, plusieurs valeurs de volume distinctes pouvaient être enregistrées. Cette anomalie, probablement liée à des erreurs de calcul ou à l'utilisation de courbes hauteur-surface-volume différentes selon les périodes, a compliqué considérablement le processus de validation. L'identification de la valeur correcte a nécessité un travail méticuleux de recoupement avec les courbes de tarage officielles des barrages et une vérification manuelle systématique, ce qui a mobilisé un temps considérable dans la phase de prétraitement.

Toutes ces erreurs ont été systématiquement corrigées afin d'obtenir des séries homogènes, cohérentes et prêtes pour l'analyse statistique et la modélisation. Le jeu de données final représente donc une base fiable pour les travaux de télédétection et de modélisation hydrologique menés dans le cadre de ce mémoire.

2.2.16 Observation générale

L'analyse comparative de l'évolution temporelle des sept barrages sur la période 2014–2025 révèle une tendance générale préoccupante caractérisée par une diminution progressive des ressources mobilisées, particulièrement accentuée à partir de 2020. Cette dynamique régionale s'explique principalement par la succession d'années déficitaires en précipitations, exacerbée par une demande croissante en eau potable et agricole.

Les barrages de grande capacité comme Beni Haroun ont mieux résisté aux fluctuations climatiques grâce à leur inertie hydraulique, tandis que les ouvrages de capacité modeste (Meffrouch, Sidi Abdelli) ont atteint des niveaux critiques nécessitant des mesures de gestion restrictives. La forte corrélation observée entre les évolutions des surfaces et des volumes pour l'ensemble des barrages valide la cohérence des données après traitement et confirme la fiabilité des courbes hauteur-surface-volume utilisées.

Ces observations soulignent l'urgence d'optimiser la gestion des ressources hydriques mobilisées et justifient pleinement le recours aux techniques de télédétection pour un suivi continu et automatisé des réservoirs, permettant une prise de décision réactive face aux défis hydriques actuels et futurs.

2.3 Conclusion

Ce chapitre a caractérisé les sept barrages retenus et présenté les données mobilisées pour la calibration et la validation de la méthodologie. La diversité des ouvrages, tant en termes de taille que de contextes hydrogéologiques, constitue un atout pour évaluer la robustesse de l'approche développée.

Le travail méticuleux de traitement et de correction des données d'exploitation a permis de constituer un jeu de données de référence fiable et homogène. Les nombreuses anomalies identifiées – décalages numériques, incohérences d'unités, valeurs manquantes – témoignent des difficultés inhérentes à la gestion de longues séries temporelles, mais leur résolution garantit désormais la crédibilité des résultats à venir.

L'examen de l'évolution temporelle sur la décennie 2014-2025 révèle une diminution généralisée des ressources en eau mobilisées, particulièrement marquée depuis 2020, soulignant

l'urgence de disposer d'outils de suivi performants. Ces éléments constituent une base solide pour déployer et valider la méthodologie de télédétection qui sera exposée dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Méthodes d'extraction des surfaces des eaux

3.1 Introduction

La méthodologie présentée dans ce chapitre décrit l'approche développée pour estimer, calibrer et suivre l'évolution des surfaces en eau des barrages à partir des images radar Sentinel-1.

Bien que cette méthode soit destinée à être appliquée à l'ensemble des sept barrages étudiés, sa description détaillée et son illustration sont présentées ici à travers le cas du barrage de **Keddara**, choisi comme site de référence en raison de la disponibilité et de la qualité de ses données.

Ce chapitre expose successivement les différentes étapes de traitement, depuis l'extraction des surfaces d'eau à partir des images Sentinel-1 jusqu'à la calibration par apprentissage automatique et la reconstruction temporelle, constituant ainsi un cadre méthodologique complet, reproductible et extensible à d'autres sites.

3.2 Méthodologie d'extraction des surfaces en eau à partir des images Sentinel-1

La méthode d'extraction des surfaces en eau utilisée dans cette étude s'inspire des approches couramment appliquées dans la détection des zones inondées (flood detection) à partir des images radar Sentinel-1.

Elle repose sur le principe que l'eau et le sol présentent des signatures de rétrodiffusion σ^0 différentes, ce qui permet de les séparer par une technique de seuillage (water thresholding).

En effet, les surfaces d'eau, généralement lisses, provoquent une faible rétrodiffusion du signal radar, tandis que les surfaces terrestres, plus rugueuses, renvoient une énergie beaucoup plus importante.

L'analyse de la variation temporelle du coefficient σ^0 sur un pixel localisé à l'intérieur du barrage de Keddara et sur un pixel à l'extérieur (zone terrestre) sur une période de deux ans montre une différence nette de comportement :

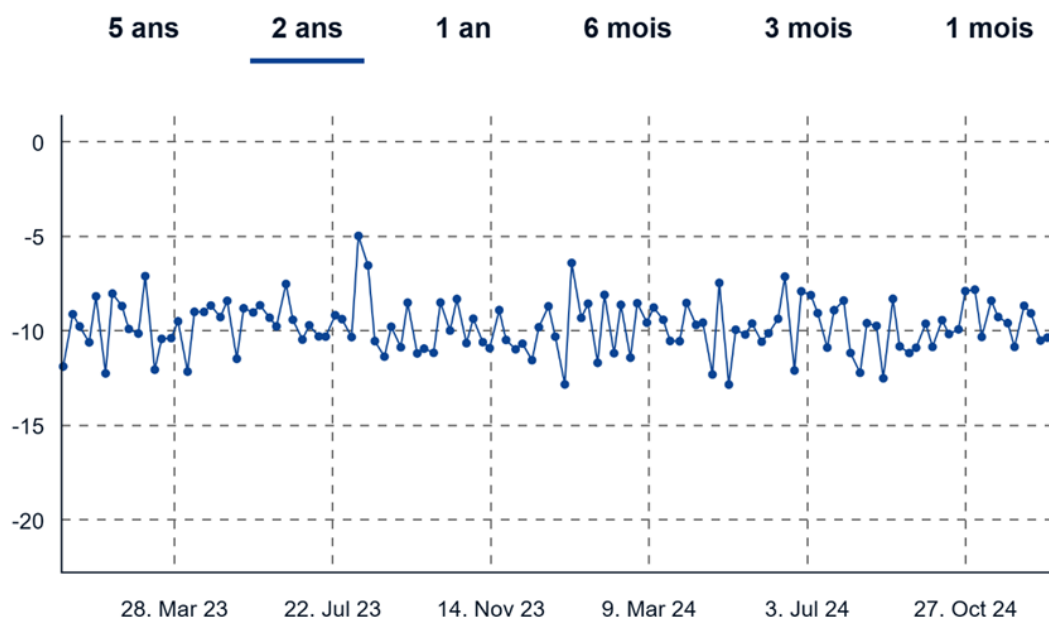
Sentinel-1 IW VV+VH - VV - decibel gamma0

FIGURE 3.1 – Rétrodiffusion du signal radar d'un pixel à l'extérieur du plan d'eau du barrage de Keddara .

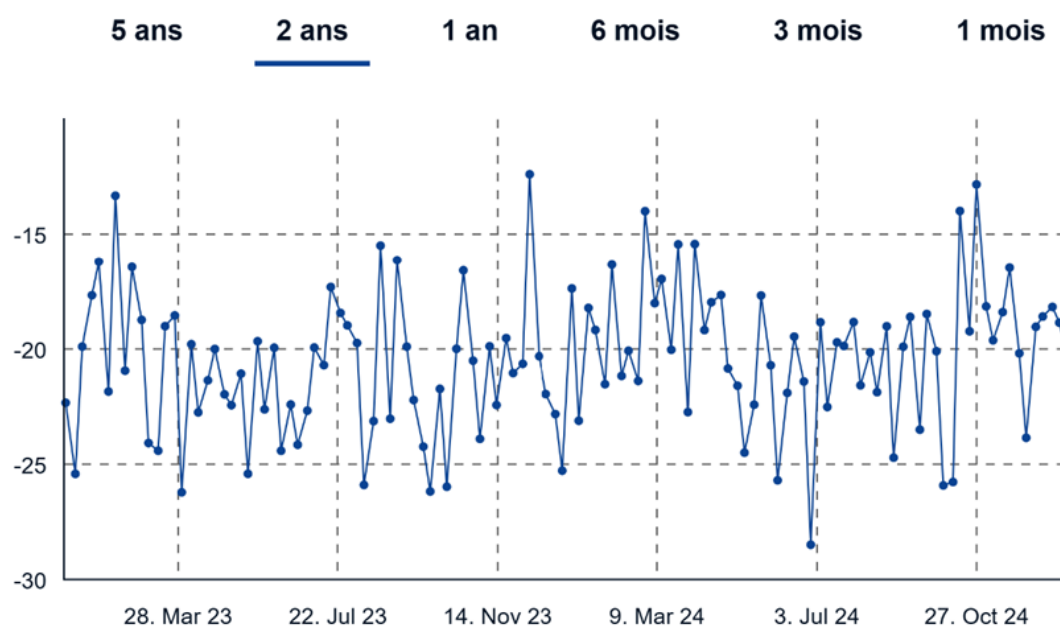
Sentinel-1 IW VV+VH - VV - decibel gamma0

FIGURE 3.2 – Rétrodiffusion du signal radar d'un pixel à l'intérieur du plan d'eau du barrage de Keddara

- o La Rétrodiffusion du sol reste relativement stable, avec des valeurs typiquement supé-

rieures à -13 dB ;

- La rétrodiffusion de l'eau est plus variable mais demeure inférieure à ce seuil.

Cette différence justifie l'adoption d'un seuil de classification (par exemple, $-13,6$ dB pour VV) pour distinguer les pixels d'eau des pixels non aquatiques. Une fois ce seuil appliqué à l'image, les pixels classés comme "eau" sont identifiés et comptabilisés.

La surface totale d'eau est ensuite calculée en multipliant le nombre de pixels d'eau par la surface au sol d'un pixel Sentinel-1, soit 100 m^2 pour une résolution de $10 \text{ m} \times 10 \text{ m}$.

Cette approche a été appliquée à une série temporelle d'images Sentinel-1 couvrant la période du 12 décembre 2014 au 25 avril 2025, sur la zone d'étude correspondant au barrage de Keddara, afin d'estimer l'évolution temporelle des surfaces d'eau.

3.3 Implémentation de la méthode sur Google Earth Engine

L'implémentation de la méthode d'extraction des surfaces en eau a été réalisée sur la plateforme **Google Earth Engine (GEE)**, qui permet le traitement de grandes séries d'images satellitaires dans un environnement *cloud*.

Les données utilisées proviennent de la collection **Sentinel-1 Ground Range Detected (GRD)**, référencée sous l'identifiant `COPERNICUS/S1_GRD`.

Dans un premier temps, une zone d'intérêt (*Region of Interest*, ROI) correspondant au bassin du barrage de Keddara a été définie à l'aide d'un polygone géographique. Les images Sentinel-1 couvrant cette zone entre le **12 décembre 2014** et le **25 avril 2025** ont ensuite été sélectionnées à l'aide d'un filtrage spatial et temporel.

Des filtres additionnels ont été appliqués afin de ne conserver que les produits acquis en mode d'instrument **IW** et contenant les polarisations **VV** et **VH**.

Afin de réduire le bruit caractéristique des images radar, notamment le *speckle*, un masque de cohérence a été appliqué à chaque image, excluant les pixels à faible signal. Un **filtrage morphologique** a ensuite été mis en œuvre à l'aide d'un noyau circulaire de **30 mètres de rayon**, combinant des opérations de focalisation minimale et maximale (`focal_min` et `focal_max`), dans le but d'homogénéiser les surfaces détectées et d'éliminer les artefacts isolés.

Chaque image traitée a ensuite été soumise à un **seuillage** selon les valeurs déterminées expérimentalement pour chaque polarisation.

- $VV < -13,6 \text{ dB} \rightarrow$ surface d'eau ;
- $VH < -21 \text{ dB} \rightarrow$ surface d'eau.

Les pixels répondant à ces conditions ont été marqués comme appartenant à la classe « eau » et leur surface totale a été calculée à partir de la fonction `pixelArea()`, qui estime la surface au sol représentée par chaque pixel ($10 \text{ m} \times 10 \text{ m}$).

Les surfaces calculées pour chaque date et chaque polarisation ont ensuite été agrégées dans une table attributaire, avec les informations associées à la date d'acquisition et au satellite (1A, 1B, 1C).

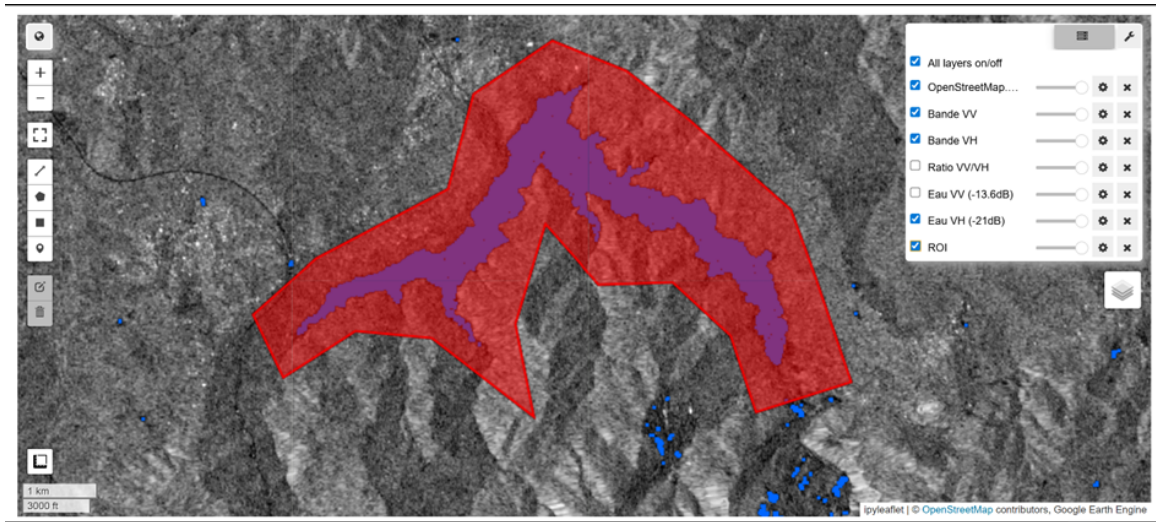


FIGURE 3.3 – Visualisation du barrage de Keddara : bandes radar et masques de détection d'eau (bleu) et zone d'intérêt (ROI) (rouge)"

Enfin, pour éviter les doublons liés à la superposition des orbites et assurer la cohérence temporelle des séries, une étape de nettoyage et de regroupement des données a été réalisée comme suit :

3.4 Post-traitement et validation des données extraites

Après l'extraction brute des surfaces d'eau à partir des images Sentinel-1, une étape de post-traitement a été réalisée afin d'améliorer la cohérence temporelle et la fiabilité des séries de données.

Cette étape est cruciale pour résoudre les situations de redondance temporelle, où deux cas se présentent : soit plusieurs images d'une même plateforme pour une date donnée, soit des acquisitions provenant de plateformes différentes (Sentinel-1A, 1B, 1C). L'objectif était de consolider ces multiples observations en une estimation unique et fiable par date."

a) Regroupement et nettoyage intra-plateforme (`custom_group()`)

La première étape consiste à regrouper les observations par date d'acquisition et par satellite, afin de corriger les éventuelles redondances et stabiliser la série de mesures. La fonction `custom_group()` trie d'abord les données chronologiquement et par plateforme, puis analyse pour chaque date les valeurs de surface d'eau obtenues à partir des polarisations VV et VH.

Lorsque plusieurs valeurs sont disponibles pour une même date et une même plateforme, la fonction évalue leur cohérence temporelle avec les observations précédentes. Si la différence entre deux mesures successives est inférieure à un certain seuil (par exemple $0,5 \text{ km}^2$), la valeur moyenne est conservée ; sinon, la fonction retient la mesure la plus proche de la tendance observée. Cette étape permet d'éliminer les doublons internes à une même plateforme et de lisser les anomalies ponctuelles, tout en maintenant la représentativité des variations réelles de surface d'eau au cours du temps.

b) Harmonisation inter-plateformes (`resolve_cross_platform_duplicates()`)

La deuxième étape vise à harmoniser les mesures issues de plusieurs satellites Sentinel-1 ayant acquis des images le même jour. En effet, en raison de la configuration orbi-

tales de la constellation, il arrive que deux plateformes (par exemple, **Sentinel-1A** et **Sentinel-1C**) observent la même zone à quelques heures d'intervalle.

La fonction `resolve_cross_platform_duplicates()` regroupe les données correspondant à une même date, puis sélectionne la valeur la plus représentative à partir d'un critère de proximité avec la moyenne des jours précédents (typiquement les six derniers jours).

Concrètement, pour chaque date, la fonction :

- calcule la moyenne mobile des surfaces d'eau des six jours précédents ;
- compare les valeurs des différentes plateformes à cette moyenne ;
- conserve celle qui s'en écarte le moins, considérée comme la plus cohérente.

Ce processus garantit la continuité temporelle des séries et limite les fluctuations artificielles liées à des différences instrumentales ou orbitales. Le résultat final est une série chronologique consolidée, représentative de la dynamique réelle des surfaces d'eau du barrage, débarrassée des doublons et homogénéisée entre plateformes.

c) **Validation des résultats**

Une validation qualitative a ensuite été réalisée en confrontant les tendances temporelles extraites aux données d'exploitation du barrage. Cette confrontation a permis de confirmer la pertinence des seuils appliqués et la stabilité du modèle d'extraction, renforçant la fiabilité de la base de données générée pour les analyses ultérieures.

3.5 Calibration des surfaces extraites par apprentissage automatique (XGBoost)

Après la phase d'extraction et de validation des surfaces d'eau issues des images **Sentinel-1**, une étape de **calibration statistique** a été mise en place afin d'améliorer la précision des estimations obtenues par seuillage. Cette calibration vise à corriger les écarts systématiques entre les surfaces estimées à partir des données radar et les valeurs réelles observées sur le terrain.

a) **Préparation des données**

Les surfaces d'eau extraites ont d'abord été comparées aux données réelles du barrage, issues des mesures *in situ*. Un filtrage a ensuite été appliqué afin de ne conserver que les enregistrements présentant des différences absolues inférieures ou égales à 10 % de la moyenne des surfaces réelles du barrage, soit $0,316 \text{ km}^2$ pour Keddara. Ce seuil empirique assure une cohérence minimale entre les données **Sentinel-1** et les observations réelles.

Ce filtrage a conduit à la constitution de deux sous-ensembles :

- l'un correspondant à la polarisation **VH**, représentant environ 69 % des observations valides ;
- l'autre correspondant à la polarisation **VV**, représentant environ 70 % des observations valides.

Ces sous-ensembles ont ensuite été enregistrés, le plus performant — celui correspondant à la polarisation **VV** — ayant servi de base pour la modélisation.

b) **Choix du modèle de calibration**

Pour corriger les erreurs résiduelles et améliorer la prédiction des surfaces d'eau, un modèle d'apprentissage automatique de type XGBoost Regressor a été utilisé. XGBoost

(Extreme Gradient Boosting) est un algorithme de gradient boosting basé sur des arbres de décision, reconnu pour sa robustesse, sa rapidité et sa capacité à modéliser des relations non linéaires complexes entre les variables.

Dans ce cas, le modèle utilise comme unique variable explicative la surface estimée par **Sentinel-1** (`water_area_vv_km2`), et comme variable cible la surface réelle observée (`surface_reelle`, en km^2).

c) **Division du jeu de données**

Les données ont été divisées en deux ensembles :

- 70 % pour l'entraînement du modèle ;
- 30 % pour le test, de manière aléatoire, tout en conservant la représentativité des variations saisonnières et interannuelles.

d) **Évaluation préliminaire**

Avant l'application du modèle, une évaluation initiale a été réalisée afin de quantifier la performance brute des données **Sentinel-1**. Les métriques calculées (MAE, RMSE, R^2 et PBIAS) ont permis d'établir une base de comparaison.

Cette étape met en évidence les écarts entre les surfaces estimées et les valeurs réelles, et justifie ainsi l'utilisation d'un modèle d'ajustement.

e) **Optimisation des hyperparamètres**

Afin d'obtenir les meilleures performances possibles, une **optimisation automatique des hyperparamètres** a été effectuée à l'aide de la bibliothèque **Optuna**. Cette optimisation consiste à tester différentes combinaisons de paramètres du modèle (profondeur maximale des arbres, taux d'apprentissage, régularisation, sous-échantillonnage, etc.) afin de minimiser la **racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)** sur l'ensemble de test.

Cinquante essais ont été réalisés, et les meilleurs hyperparamètres ont été retenus pour l'entraînement du modèle final. Ce dernier a ensuite été entraîné sur l'ensemble d'apprentissage, puis évalué sur l'ensemble de test.

3.6 Reconstruction séquentielle et mise à jour des surfaces d'eau

Afin d'assurer la continuité du suivi de la surface du barrage après la dernière mesure terrain disponible (25 avril 2025), une méthode de reconstruction séquentielle automatique a été mise en place.

Cette approche combine les données radar **Sentinel-1** nouvellement acquises, le modèle de calibration **XGBoost** préalablement entraîné, ainsi qu'un système de filtrage basé sur des **seuils de variation dynamiques**.

a) **Collecte et prétraitement des nouvelles données Sentinel-1**

Les nouvelles images **Sentinel-1** ont été récupérées à partir de la collection **COPERNICUS/S1_GRD** de **Google Earth Engine** pour la période postérieure au **25 avril 2025**. Le processus de traitement suit la même méthodologie d'extraction et de seuillage détaillée précédemment, appliquée ici aux acquisitions récentes. Les données ont ensuite été regroupées et harmonisées afin d'assurer la cohérence temporelle et de supprimer les doublons inter-satellites avant leur intégration dans la phase de reconstruction.

b) **Définition des seuils de variation dynamiques**

L'analyse des variations historiques entre deux acquisitions consécutives dans la période antérieure au 25 avril 2025 sur les valeurs de surfaces réelles a permis de déterminer

des seuils de variation maximale de la surface d'eau en fonction de l'intervalle temporel entre les images :

TABLE 3.1 – Variation maximale observée des surfaces d'eau en fonction de l'intervalle temporel entre deux acquisitions Sentinel-1.

Intervalle (jours)	Variation maximale observée (km ²)
≤ 1 jour	0,131
≤ 5 jours	0,385
≤ 12 jours	0,896
≤ 84 jours	1,055

Ces seuils, déduits de l'analyse statistique de la période **2014–2025**, servent de bornes pour valider ou rejeter les nouvelles estimations issues de **Sentinel-1**.

c) **Algorithme de reconstruction séquentielle**

L'algorithme parcourt les images **Sentinel-1** dans l'ordre chronologique, en partant de la dernière surface réelle connue — dans le cas du barrage de Keddara, 2,385 km² le **25 avril 2025**.

Pour chaque nouvelle acquisition, il :

- Calcule l'intervalle en jours depuis la dernière valeur de référence ;
- Applique le seuil de variation correspondant à cet intervalle ;
- Compare la surface estimée à la surface précédente ;
- Décide si la nouvelle estimation est acceptée (variation raisonnable) ou rejetée (variation anormale) ;
- Applique, si acceptée, une correction **XGBoost** pour ajuster la valeur selon la calibration apprise précédemment.

Cette logique adaptative permet d'exclure automatiquement les valeurs aberrantes tout en préservant la cohérence temporelle des observations.

d) **Fusion avec les données historiques**

Les estimations validées sont ensuite fusionnées avec la série temporelle historique (**2014–2025**) issue du seuillage et de la calibration. Les mesures terrain sont identifiées comme « réelles » et les nouvelles valeurs **Sentinel-1** corrigées comme « présumées réelles ». L'ensemble constitue une série temporelle continue, couvrant la période **2014 à nos jours**, qui peut être mise à jour automatiquement à mesure que de nouvelles images **Sentinel-1** deviennent disponibles.

3.7 Conversion des surfaces en volumes d'eau

L'estimation du volume d'eau stocké dans le barrage à partir des surfaces extraites des images **Sentinel-1** repose sur l'établissement d'une relation empirique entre la surface du plan d'eau et le volume correspondant. À partir des données *in situ* fournies par l'**ANBT**, représentant les couples surface-volume mesurés à différentes dates, une courbe de tendance est tracée en représentant le volume en fonction de la surface. Cette relation est généralement non linéaire et peut être modélisée par une fonction polynomiale du second ou du troisième ordre de la forme :

$$V = aS^2 + bS + c \quad (3.1)$$

où V est le volume d'eau (en hm^3), S la surface du plan d'eau (en km^2), et a , b et c sont des coefficients déterminés par ajustement aux données observées. Le coefficient de détermination R^2 est ensuite utilisé pour évaluer la qualité de la régression, une valeur proche de 1 indiquant une corrélation satisfaisante entre la surface et le volume. Une fois cette équation validée, elle est appliquée aux surfaces extraites des images **Sentinel-1** afin d'estimer les volumes correspondants, permettant ainsi de suivre l'évolution du stock d'eau du barrage sur la période d'étude et de fournir des informations essentielles à la gestion hydrologique et à la planification des ressources en eau.

3.8 Synthèse de la méthodologie

La méthodologie adoptée repose sur une intégration cohérente entre la télédétection radar et les approches d'apprentissage automatique pour estimer la surface d'eau du barrage de Keddara sur une longue période (2014-2025).

Les données **Sentinel-1** (bande C, polarisations **VV/VH**) ont d'abord été prétraitées et filtrées afin d'éliminer le bruit et de restreindre l'analyse à la zone d'étude. L'extraction de l'eau s'appuie sur une **méthode de seuillage fixe** appliquée aux valeurs de rétro-diffusion, permettant de distinguer les pixels d'eau des surfaces terrestres. Les surfaces obtenues ont ensuite été validées par comparaison avec les mesures réelles et corrigées à l'aide d'un modèle **XGBoost** optimisé par **Optuna**, garantissant une calibration robuste entre les observations radar et les valeurs *in situ*. Enfin, un **algorithme séquentiel de reconstruction temporelle**, fondé sur des **seuils dynamiques de variation**, a permis d'étendre la série temporelle au-delà de la dernière mesure terrain, tout en assurant la cohérence et la fiabilité des valeurs reconstruites.

Cette méthodologie offre ainsi un cadre automatisé, reproductible et adaptable à d'autres barrages ou zones d'eau, avec un niveau de précision satisfaisant pour le suivi hydrologique à long terme.

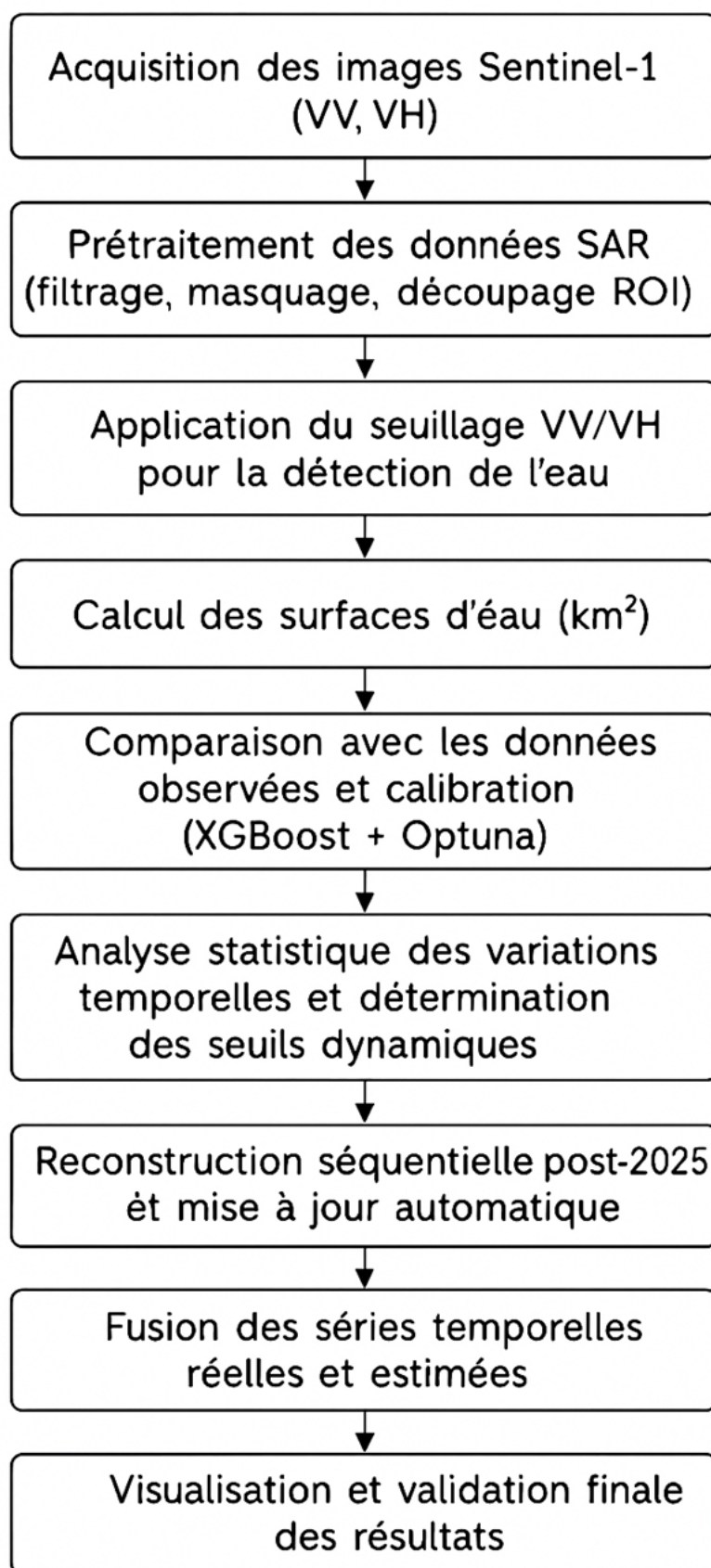


FIGURE 3.4 – Schéma global du processus d'estimation et de suivi des surfaces en eau des barrages à partir des images **Sentinel-1**.

3.9 Conclusion

Le présent chapitre a exposé l'ensemble des méthodes utilisées pour le traitement, l'analyse et la modélisation des données radar Sentinel-1 dans le but d'estimer la surface d'eau du barrage de Keddara.

La démarche adoptée s'articule autour de quatre axes principaux :

1. le **prétraitement** et le **seuillage radar**, permettant d'isoler la composante « eau » dans les images **SAR** ;
2. la **calibration du signal radar** par **apprentissage supervisé (XGBoost)** afin de corriger les biais liés aux conditions d'acquisition ;
3. l'**analyse temporelle** des variations de surface pour définir des **seuils de cohérence physique** ;
4. la **reconstruction séquentielle** et la **mise à jour automatisée**, assurant la continuité de la série temporelle au-delà de la période mesurée.

L'ensemble de ces étapes constitue une méthodologie intégrée, combinant télédétection, statistiques et apprentissage automatique, apte à fournir des estimations fiables des surfaces en eau, même en l'absence de données in situ récentes.

Le chapitre suivant sera consacré à la présentation et à l'interprétation des résultats obtenus, notamment la validation du modèle, l'évaluation des performances des seuils et l'analyse de la cohérence temporelle entre les données réelles et reconstruites.

Chapitre 4

Résultats et Discussions

4.1 Introduction

Après avoir présenté les fondements théoriques, caractérisé les sites d'étude et exposé la méthodologie développée, ce chapitre constitue le cœur de la contribution scientifique en présentant les résultats obtenus sur les sept barrages algériens étudiés.

L'objectif est triple : quantifier précisément les performances de la méthodologie en termes d'exactitude et de fiabilité des estimations, comparer les performances sur les différents barrages pour identifier les facteurs explicatifs des variations observées, et discuter les limites méthodologiques rencontrées.

La présentation s'articule autour de quatre axes : les résultats bruts d'extraction par seuillage radar, l'analyse des performances du modèle XGBoost barrage par barrage, une analyse comparative transversale synthétisant les résultats de l'ensemble des ouvrages, et enfin la conversion des surfaces en volumes d'eau avec l'établissement de relations polynomiales robustes.

4.2 Résultats de l'extraction des surfaces d'eau

4.3 Analyse et interprétation des résultats

4.3.1 Observation

La première remarque concerne le nombre d'images disponibles pour chaque barrage, qui n'est pas uniforme sur la période 2014–2025. Il varie de 647 images pour le barrage d'Ouizert à 1509 images pour celui de Sidi Abdelli.

On observe ensuite que, pour les barrages de Ghrib, Taksebt et Ouizert, la polarisation VH présente les meilleurs taux d'images acceptées, avec respectivement 55,08 %, 75,51 % et 80,03 %. À l'inverse, pour Keddara, les deux polarisations donnent des résultats comparables, avec un léger avantage pour la VV.

TABLE 4.1 – Résultats obtenus pour les sept barrages étudiés à partir des images Sentinel-1 sur la période 2014–2025.

Zone	Nom du barrage	Nombre d'images disponibles (2014–2025)	Erreur d'estimation acceptée (km ²)	Seuil de rétrodiffusion optimale (dB)	Pourcentage d'images acceptées pour la meilleure polarisation (%)	Nombre d'images acceptées pour la meilleure polarisation
Centre	Keddara	960	0.316	VV = -13.6	70.38	676
				VH = -21	69.03	
	Ghrib	1005	0.65	VV = -15,5	32.67	554
				VH = -22,9	55.08	
	Taksebt	822	0.329	VV = -13,45	66.02	621
				VH = -20	75.51	
Ouest	Ouizert	647	0.283	VH = -14.2	53.40	518
				VH = -22,5	80.03	
	Sidi Abdelli	1509	0.333	VV = -16,5	31.96	483
				VH = -24	25.79	
	Meffrouch	1422	0.1	VV = -14,2	53.13	757
				VH = -23	45.04	
Est	Beni Haroun	1441	3.68	VV = -16,5	43.54	628
				VH = -23,5	42.87	

Les barrages de Sidi Abdelli et Beni Haroun affichent les plus faibles performances, avec seulement 31,96 % et 43,54 % d'images acceptées en polarisation VV.

Un résultat notable est celui du barrage d'Ouizert, qui, malgré le plus faible nombre d'images disponibles, obtient le meilleur taux d'acceptation (80,03 %). À l'opposé, le barrage de Sidi Abdelli, bien qu'il dispose du plus grand nombre d'images (1509), se classe dernier en termes de proportion d'images valides, traduisant une forte variabilité ou une qualité d'acquisition moins stable.

4.3.2 Discussion des résultats

L'analyse des performances obtenues pour les différentes polarisations montre que, pour les barrages de Ghrib, Taksebt et Ouizert, la bande VH s'avère la plus adaptée à la détection des surfaces d'eau. Cette polarisation, plus sensible aux variations de rugosité et à la diffusion de volume, semble mieux répondre aux conditions locales de ces bassins.

Pour le barrage de Keddara, les deux bandes VV et VH donnent des résultats comparables, ce qui confirme la stabilité de son signal radar et la bonne homogénéité de sa surface en eau.

En revanche, pour le barrage de Beni Haroun, on aurait pu s'attendre à de meilleures performances du fait de sa grande taille. Cependant, le résultat inverse a été observé. La méthode d'extraction des surfaces s'est révélée plus difficile à appliquer sur ce barrage,

principalement en raison de son étendue considérable, qui augmente le temps de traitement et accroît la complexité du seuillage, notamment à cause des zones périphériques peu profondes où la distinction entre l'eau et le sol humide devient délicate.

Concernant le barrage de Sidi Abdelli, les faibles pourcentages d'images valides peuvent être expliqués par les périodes prolongées de sécheresse, notamment fin 2021 et fin 2024, qui ont fortement réduit la surface du plan d'eau. Ces variations hydrologiques ont probablement altéré la réponse de rétrodiffusion perçue par le capteur SAR, entraînant une confusion entre les classes « eau » et « sol ».

Les seuils de rétrodiffusion optimaux fixés pour chaque barrage représentent les valeurs qui maximisent le nombre d'images respectant le critère d'erreur fixé (10 % de la moyenne des surfaces réelles). Toutefois, cela ne signifie pas que ces seuils soient optimaux pour chaque image individuellement. En théorie, il serait possible d'ajuster dynamiquement un seuil spécifique à chaque acquisition, ce qui permettrait de récupérer davantage d'images valides. Cependant, une telle approche serait complexe à implémenter et difficile à automatiser à grande échelle.

Enfin, certaines anomalies de classification peuvent survenir. Il arrive qu'un pixel d'eau présente une valeur de rétrodiffusion similaire à celle d'un pixel de sol, et inversement. Ces erreurs proviennent principalement des conditions de surface :

- Lorsque le plan d'eau est agité (présence de vagues), la réflexion du signal radar devient diffuse plutôt que spéculaire, ce qui provoque un retour d'énergie plus fort vers le capteur. La surface d'eau apparaît alors plus claire sur l'image radar, pouvant être confondue avec du terrain.
- À l'inverse, en période de sécheresse, le niveau d'eau baisse, exposant des zones de sol humide qui présentent une rétrodiffusion faible, proche de celle de l'eau calme.

Ces phénomènes entraînent localement des erreurs de classification et expliquent certaines incohérences observées entre les surfaces extraites et la réalité du terrain. Un exemple illustratif a été observé sur le barrage d'Aïn Zada où j'ai pu travailler un premier temps, où trois images acquises à quelques jours d'intervalle montrent des différences notables : sur la première, le plan d'eau est bien visible ; sur la seconde, sa délimitation est moins nette ; sur la troisième, seule la partie sud-ouest du barrage reste identifiable. Ces variations traduisent directement la sensibilité du signal radar aux conditions hydrodynamiques et morphologiques du plan d'eau.



FIGURE 4.1 – Variabilité de la signature radar du barrage d'Aïn Zada - Images SAR Sentinel-1 (polarisation VV, mode IW) acquises à quelques jours d'intervalle .

4.4 Calibration des surfaces extraites (modèle XGBoost)

4.4.1 Barrage de Keddara

- Observation des résultats :

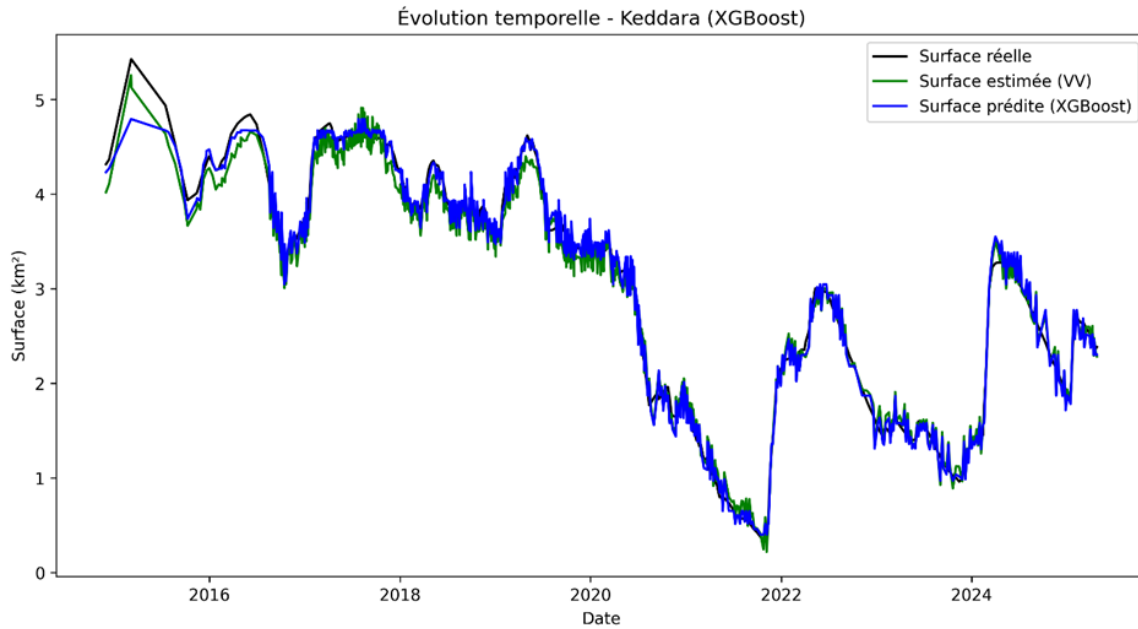


FIGURE 4.2 – Évolution temporelle de la surface du barrage de Keddara — comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2015–2025).

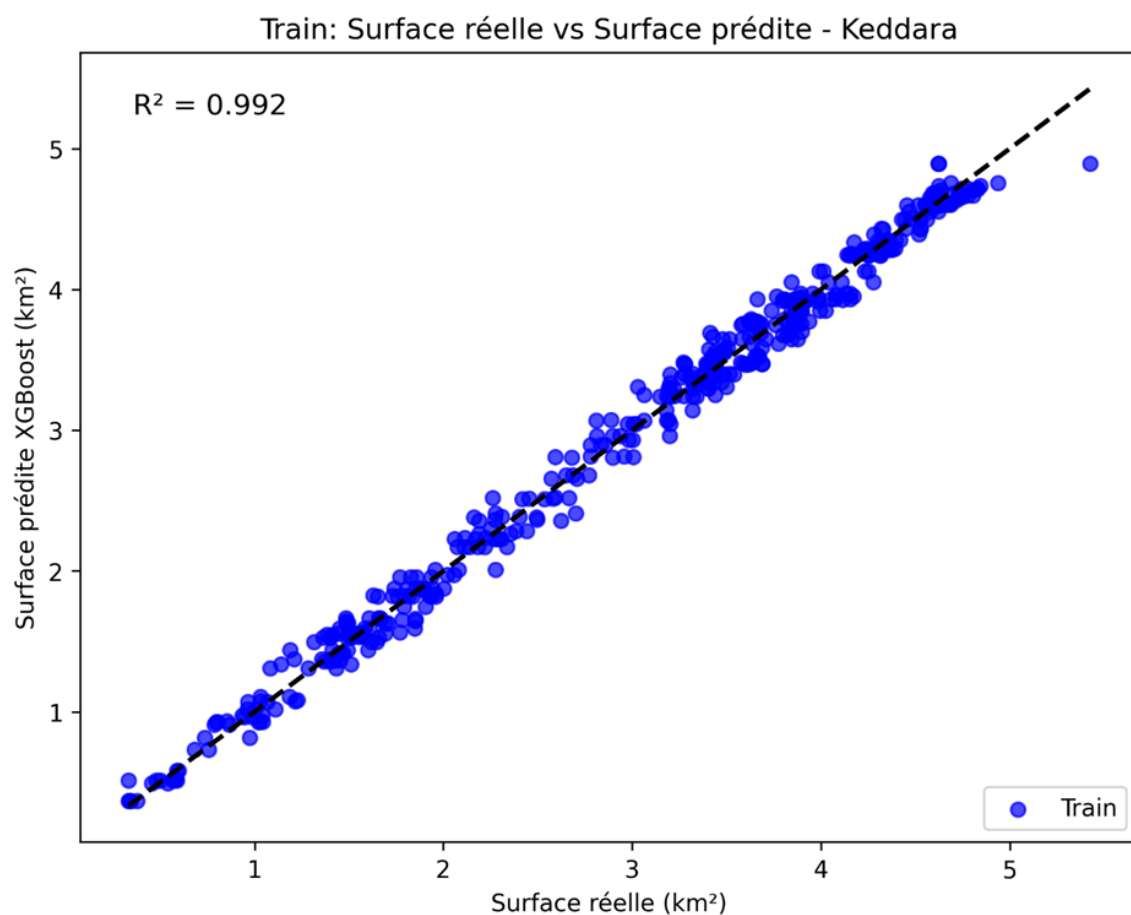


FIGURE 4.3 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement — barrage de Keddara ($R^2 = 0,992$)

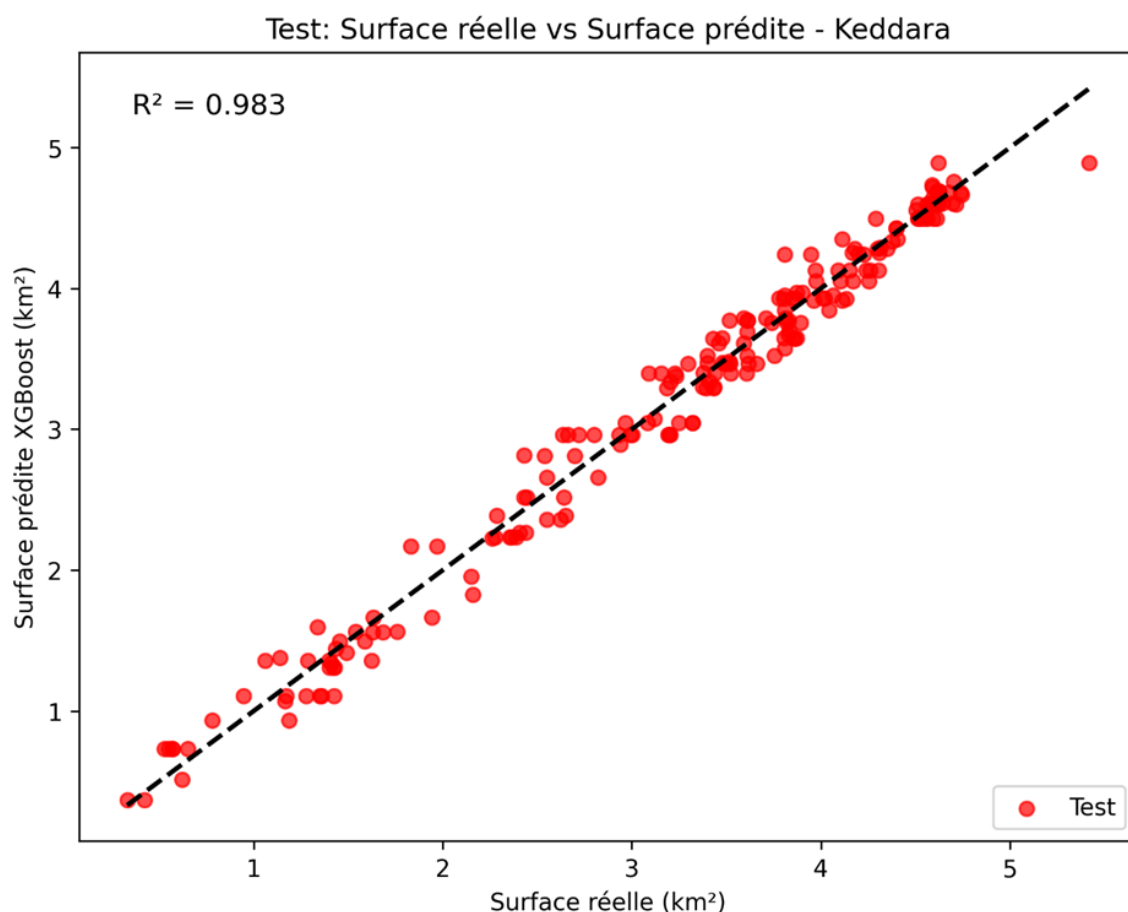


FIGURE 4.4 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l’ensemble de test — barrage de Keddara ($R^2 = 0,983$)

L’analyse des graphiques obtenus pour le barrage de Keddara révèle plusieurs constats importants concernant les performances du modèle XGBoost.

Le premier graphique présente l’évolution temporelle des surfaces sur la période 2015–2025. On observe une superposition quasi-parfaite entre la surface réelle (en noir), la surface estimée par seuillage VV (en vert) et la surface prédite par XGBoost (en bleu). Le modèle suit fidèlement les variations saisonnières et interannuelles du plan d’eau, notamment la baisse progressive observée entre 2019 et 2021 où la surface est passée d’environ $4,5 \text{ km}^2$ à moins de 1 km^2 , traduisant une période de sécheresse sévère. La remontée observée entre 2022 et 2024, atteignant à nouveau $3,5 \text{ km}^2$, est également bien capturée par le modèle.

Les graphiques de corrélation confirment l’excellente performance du modèle. Le nuage de points de l’ensemble d’entraînement montre un alignement remarquable le long de la droite de référence ($y=x$), avec un coefficient de détermination R^2 de 0,992. L’ensemble de test présente une légère dispersion plus importante, notamment pour les valeurs intermédiaires comprises entre 2 et 4 km^2 , tout en maintenant un R^2 très élevé de 0,983.

Le tableau ci-dessous synthétise l’ensemble des métriques de performance avant et après calibration XGBoost :

TABLE 4.2 – Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Keddara

Métrique	Avant XGBoost (Train)	Après XGBoost (Train)	Amélioration Train	Avant XGBoost (Test)	Après XGBoost (Test)	Amélioration Test
MAE (km ²)	0,131	0,088	-33,2%	0,146	0,125	-14,4%
RMSE (km ²)	0,158	0,110	-30,3%	0,171	0,156	-8,9%
R ²	0,984	0,992	+0,8%	0,979	0,983	+0,4%
PBIAS (%)	-1,50	-0,01	-99,3%	-1,92	-0,33	-82,8%

◦ Interprétation des résultats :

Les résultats obtenus démontrent l'efficacité remarquable du modèle XGBoost pour la calibration des surfaces extraites du barrage de Keddara. L'amélioration des performances se manifeste à travers l'ensemble des indicateurs statistiques, avec des gains particulièrement significatifs sur l'ensemble d'entraînement.

La réduction de l'erreur absolue moyenne (MAE) de 33,2 % sur l'entraînement et de 14,4 % sur le test indique que le modèle corrige efficacement les biais systématiques introduits par le seuillage radar. Cette correction s'avère d'autant plus importante que les erreurs moyennes passent sous la barre des 0,13 km², ce qui représente moins de 3 % de la surface maximale du barrage.

L'amélioration spectaculaire du PBIAS, passant de -1,92 % à -0,33 % sur l'ensemble de test, témoigne de la capacité du modèle à éliminer quasi-totalement les biais de sous-estimation ou de surestimation systématiques. Une valeur proche de zéro indique que les prédictions sont, en moyenne, parfaitement centrées autour des valeurs réelles.

Le coefficient de détermination R² très élevé (0,983 en test) confirme que le modèle XGBoost explique 98,3 % de la variance observée dans les surfaces réelles. Cette performance est d'autant plus remarquable qu'elle est maintenue sur l'ensemble de test, suggérant une excellente capacité de généralisation sans surapprentissage significatif. L'écart modéré entre les performances train (R²=0,992) et test (R²=0,983) de seulement 0,9 % confirme cette robustesse.

La légère dispersion observée sur le graphique de test pour les surfaces intermédiaires (2–4 km²) peut s'expliquer par la plus grande variabilité des conditions de surface dans cette gamme de remplissage. À ces niveaux d'eau, le barrage expose davantage ses zones périphériques peu profondes, où la distinction eau/sol humide est plus délicate pour le capteur SAR. Néanmoins, le modèle parvient à gérer cette complexité de manière satisfaisante.

Ces résultats suggèrent que le barrage de Keddara bénéficie de conditions particulièrement favorables à l'application de cette méthodologie, probablement en raison de sa surface relativement stable, de son homogénéité morphologique et de données de référence de bonne qualité ayant permis un entraînement optimal du modèle.

4.4.2 Barrage de Beni Haroun

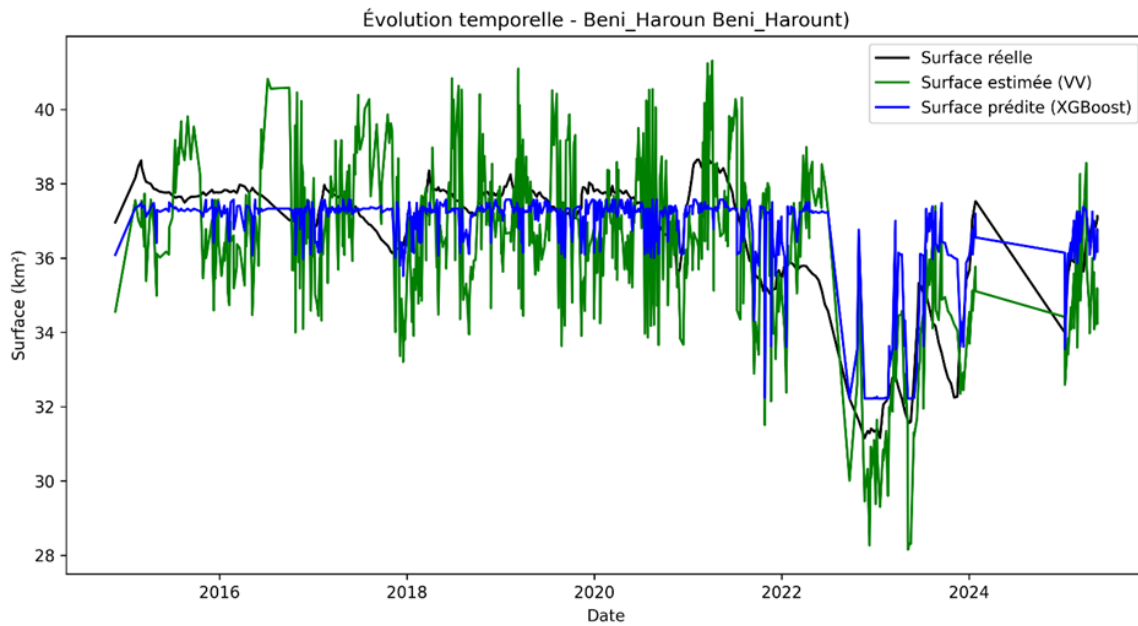


FIGURE 4.5 – Évolution temporelle de la surface du barrage de Beni Haroun - comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2015-2025).

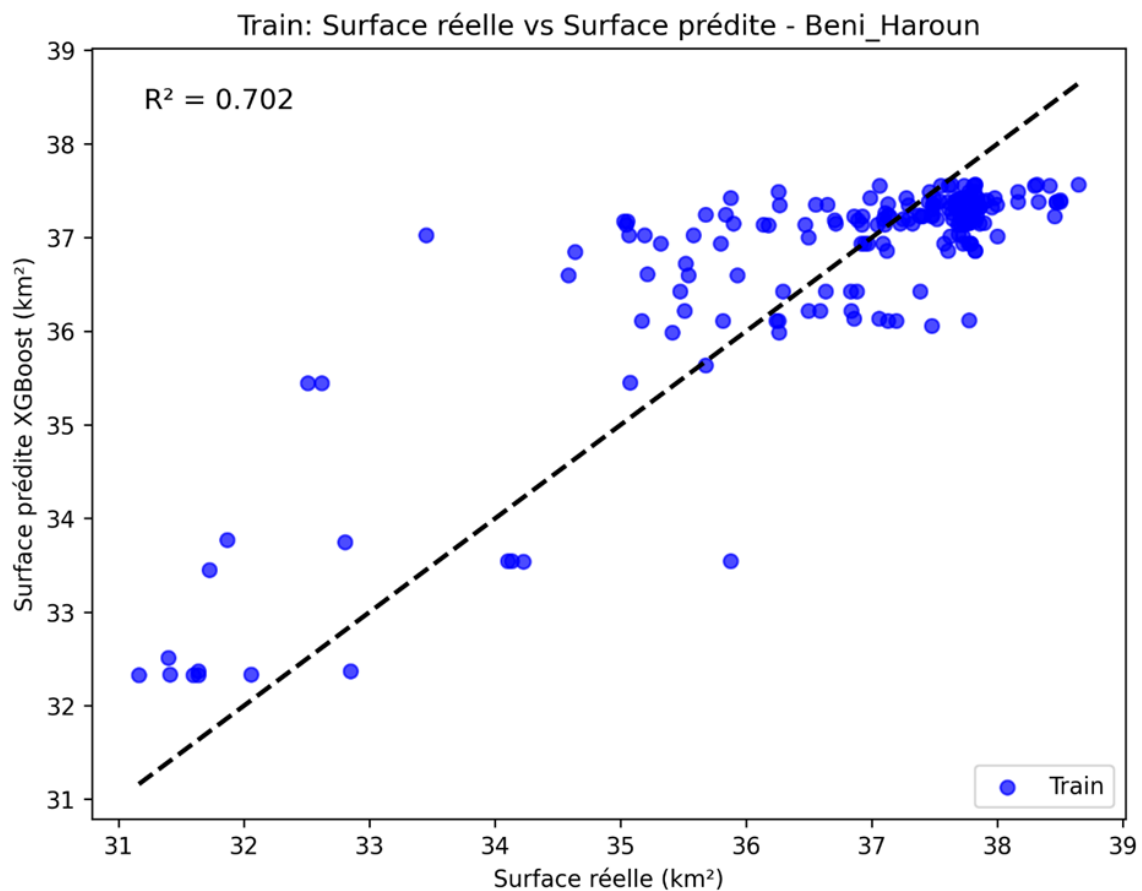


FIGURE 4.6 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement - barrage de Beni Haroun ($R^2 = 0,702$).

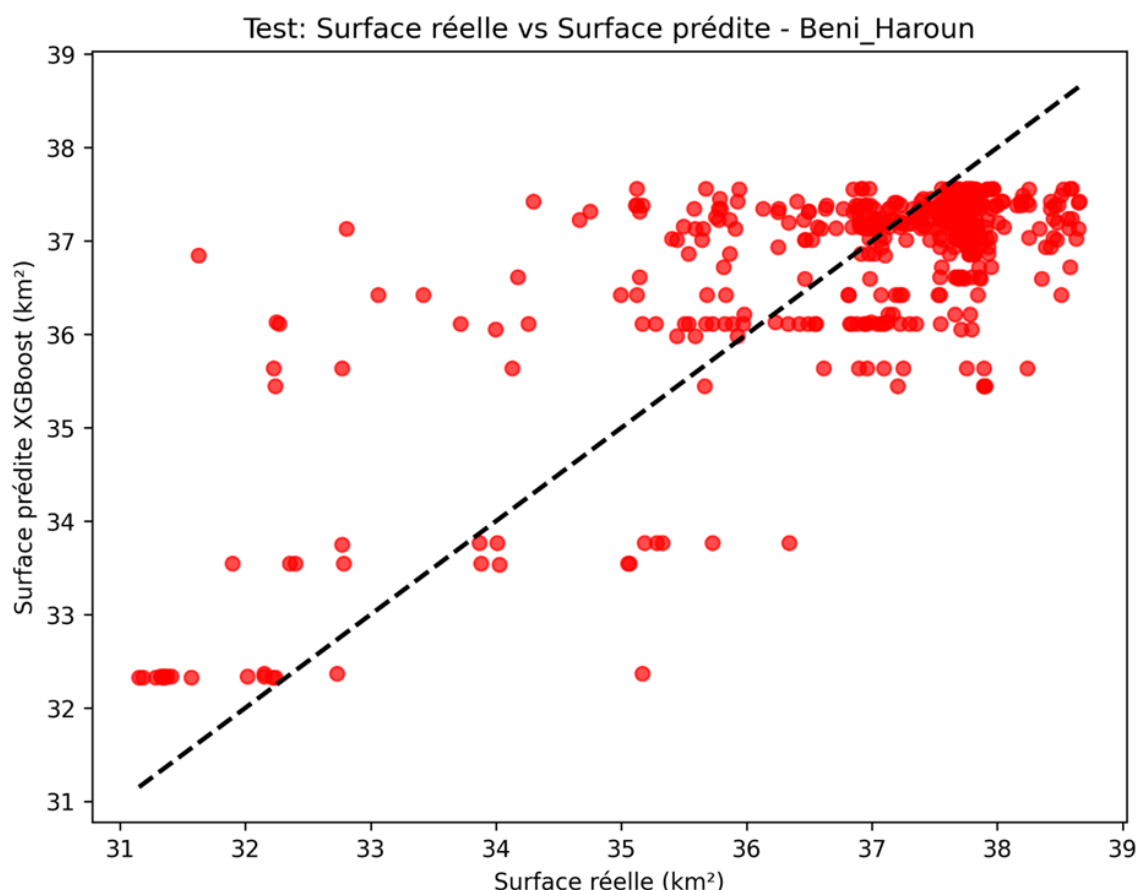


FIGURE 4.7 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble de test - barrage de Beni Haroun ($R^2 = 0,560$).

○ **Observation des résultats :**

L'analyse des résultats obtenus pour le barrage de Beni Haroun, le plus grand barrage de l'étude, révèle un cas particulièrement problématique qui contraste fortement avec les performances exceptionnelles observées sur les autres ouvrages.

Le graphique d'évolution temporelle illustre une situation complexe sur la période 2015–2025. Le barrage, avec une surface maximale avoisinant **39 km²**, présente une relative stabilité de son niveau d'eau entre 2015 et 2021, oscillant principalement entre **37 et 38,5 km²**. À partir de 2022, on observe une décroissance notable, la surface chutant progressivement pour atteindre environ **32 km²** en 2023–2024, avant une légère remontée en 2025.

Cependant, l'aspect le plus frappant du graphique concerne l'importante divergence entre les trois courbes. La courbe verte (surface estimée VV) présente une **variabilité haute fréquence extrêmement marquée**, avec des oscillations verticales très importantes (jusqu'à **10 km²** d'amplitude) qui créent un aspect en "peigne" sur toute la période. Cette variabilité excessive contraste totalement avec la surface réelle (en noir) qui présente une évolution beaucoup plus lisse. La courbe bleue (prédite **XG-Boost**) parvient à **atténuer considérablement cette variabilité excessive** et à se rapprocher davantage de la tendance réelle, bien que des écarts substantiels persistent, particulièrement lors de la phase de décroissance de 2022–2024.

Les graphiques de corrélation révèlent des performances très préoccupantes. L'ensemble de test présente une **dispersion massive des points** avec un R^2 de seulement **0,560**, le plus faible de toute l'étude. Le nuage de points montre un phénomène remarquable et problématique : pour une même valeur de surface réelle (par exemple 37–38 km²),

les prédictions **XGBoost** s'étalent sur une gamme extrêmement large allant d'environ 36 à 37,5 km², créant des "bandes horizontales" de points. Cette dispersion horizontale indique que le modèle peine à discriminer finement les différentes situations hydrologiques, produisant des prédictions relativement stables alors que la surface réelle varie. On observe également un groupement important de points dans la zone 37–38 km² en surface réelle, correspondant à la longue période de stabilité de 2015–2021, et un groupe secondaire de points plus dispersés dans la zone 32–36 km², correspondant à la période de décroissance. L'ensemble d'entraînement présente un R^2 légèrement supérieur de 0,702, mais reste très en deçà des performances des autres barrages, avec une dispersion toujours importante.

TABLE 4.3 – Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Beni Haroun

Métrique	Avant XGBoost (Train)	Après XGBoost (Train)	Amélioration Train	Avant XGBoost (Test)	Après XGBoost (Test)	Amélioration Test
MAE (km ²)	1,496	0,673	-55,0%	1,525	0,804	-47,3%
RMSE (km ²)	1,765	0,894	-49,4%	1,797	1,079	-40,0%
R^2	-0,163	0,702	+865 pts*	-0,221	0,560	+781 pts*
PBIAS (%)	-0,90	-0,0002	-99,9%	-1,26	-0,37	-70,9%

◦ **Interprétation des résultats :**

Les résultats du barrage de Beni Haroun constituent le cas le plus problématique de cette étude et révèlent les limites de la méthodologie pour les très grands barrages dans des conditions locales défavorables.

L'observation la plus alarmante concerne les performances avant calibration, avec un R^2 négatif de **-0,221** sur l'ensemble de test. Un R^2 négatif signifie que le modèle de seuillage simple performe moins bien qu'une simple moyenne horizontale, indiquant un échec total de la méthode d'extraction par seuillage radar. Les erreurs absolues initiales (**MAE = 1,525 km²**, **RMSE = 1,797 km²**) sont considérables, représentant environ 4% de la surface maximale du barrage. Cette défaillance s'explique par la variabilité excessive et erratique de la courbe verte observée sur le graphique temporel, où les oscillations haute fréquence d'amplitude considérable (jusqu'à **10 km²**) démontrent que le seuillage radar produit des classifications totalement instables et peu fiables.

L'apport du modèle **XGBoost**, bien qu'absolument crucial pour rendre les résultats exploitables, demeure insuffisant pour atteindre les standards observés sur les autres barrages. L'amélioration est néanmoins spectaculaire en valeur relative, avec une **réduction de 55% de la MAE** sur l'entraînement et de **47,3%** sur le test. Le R^2 passe d'une valeur négative à **0,702** en entraînement et **0,560** en test, représentant un gain de plus de 780 points de pourcentage. Cette amélioration massive démontre que le modèle XGBoost parvient à extraire des **patterns utiles** et à corriger partiellement les erreurs systématiques du seuillage. Le **PBIAS** est réduit de manière remarquable de 99,9% sur l'entraînement et de 70,9% sur le test, éliminant presque totalement le biais systématique.

Cependant, malgré ces améliorations substantielles, les performances finales demeurent **médiocres**. Un R^2 de **0,560** sur le test signifie que le modèle n'explique que 56% de la variance observée, laissant 44% de la variabilité non capturée. L'erreur finale de **0,804 km²**, bien que représentant environ 2% de la surface maximale (proportion comparable aux autres barrages), correspond à une **erreur absolue 6 à 8 fois supérieure**

à celle des meilleurs barrages de l'étude. L'écart important entre les performances train ($R^2 = 0,702$) et test ($R^2 = 0,560$) de 14,2 points suggère également des **difficultés de généralisation**, le modèle ayant du mal à s'adapter à des situations nouvelles.

Plusieurs facteurs convergents expliquent ces performances défaillantes. Premièrement, comme mentionné dans l'analyse préliminaire, le barrage de **Beni Haroun** présentait un **taux d'acceptation d'images particulièrement faible** de 43,54% en polarisation VV, suggérant que plus de la moitié des acquisitions produisaient des estimations de surface trop éloignées de la réalité. Deuxièmement, la **très grande étendue du barrage** (jusqu'à 39 km²) augmente considérablement le temps de traitement et la complexité du seuillage. Sur une si grande surface, les conditions de rétrodiffusion peuvent varier considérablement d'une zone à l'autre, rendant l'application d'un seuil unique inappropriée. Troisièmement, les **zones périphériques peu profondes**, proportionnellement plus importantes sur un grand barrage, créent des ambiguïtés massives entre eau et sol humide, rendant la distinction extrêmement difficile pour le capteur SAR.

Un facteur aggravant probable concerne les **effets de vent**. Sur une surface d'eau aussi étendue (39 km²), les conditions météorologiques locales, notamment le vent, peuvent créer des vagues et une **rugosité de surface importante** sur de larges portions du plan d'eau. Cette rugosité transforme la **réflexion spéculaire** (idéale pour la détection de l'eau) en diffusion diffuse, augmentant considérablement le signal de rétrodiffusion et conduisant à des confusions avec des pixels de sol. Ce phénomène expliquerait la **variabilité haute fréquence excessive** observée sur la courbe verte, où des oscillations rapides et importantes reflètent probablement des changements de conditions de surface (eau calme vs eau agitée) plutôt que de réelles variations de niveau.

La **topographie environnante** peut également jouer un rôle. Les grands barrages sont souvent situés dans des vallées encaissées où les effets d'**ombre radar** et de **layover** (superposition géométrique) peuvent affecter significativement les mesures, particulièrement sur les bords du plan d'eau. La présence de nombreux bras et d'une **géométrie complexe du bassin** peut également compliquer la détection.

La qualité des données de référence doit également être questionnée. Pour un si grand barrage, les relevés bathymétriques et les courbes hauteur-surface utilisées comme vérité terrain peuvent présenter des incertitudes non négligeables, particulièrement pour les variations fines de niveau d'eau. Si les données de référence elles-mêmes comportent des erreurs, le modèle XGBoost ne peut pas apprendre des relations correctes.

Un aspect important révélé par les graphiques de corrélation concerne la **structure particulière de la dispersion**. Les "bandes horizontales" de points indiquent que le modèle tend à prédire des valeurs relativement constantes (autour de 37 km² principalement) indépendamment de variations réelles de surface. Ce comportement suggère que le modèle, face à des données d'entrée très **bruitées** et peu informatives, adopte une stratégie **conservatrice** en prédisant une valeur proche de la moyenne, particulièrement pour la gamme de surfaces la plus représentée dans l'entraînement (37–38 km²). Cette stratégie minimise l'erreur moyenne mais échoue à capturer les variations fines. L'écart train-test de 14,2 points de R^2 est également révélateur. Il suggère que les situations rencontrées dans l'ensemble de test (notamment la phase de décroissance 2022–2024) diffèrent substantiellement de celles majoritaires dans l'entraînement (stabilité 2015–2021), et que le modèle peine à généraliser sur ces situations nouvelles.

Ces résultats conduisent à plusieurs recommandations critiques pour le barrage de **Beni Haroun**. Premièrement, l'application d'un **seuil de rétrodiffusion unique** sur l'ensemble du barrage est manifestement inappropriée ; une **segmentation spatiale** du barrage en plusieurs sous-zones avec des seuils adaptés à chaque zone pourrait améliorer significativement les résultats. Deuxièmement, l'intégration de **variables météorologiques** (vitesse et direction du vent) comme **features additionnelles** pour le mo-

dèle XGBoost pourrait aider à corriger les effets de rugosité de surface. Troisièmement, l'utilisation de **données multi-temporelles** (plusieurs acquisitions consécutives) avec des techniques de **filtrage temporel** pourrait atténuer la variabilité haute fréquence erratique. Quatrièmement, l'exploration d'approches alternatives comme la **segmentation par machine learning** (classification supervisée pixel par pixel) plutôt que par seuillage simple pourrait être plus adaptée pour ce type de grand barrage complexe. Le cas de Beni Haroun démontre que la méthodologie développée, bien qu'excellente pour les barrages de **petite à moyenne taille** ($< 10 \text{ km}^2$), atteint ses limites pour les très grands ouvrages ($> 35 \text{ km}^2$) dans des conditions locales défavorables. Des adaptations méthodologiques substantielles sont nécessaires pour rendre cette approche pleinement opérationnelle sur ce type d'infrastructure stratégique.

4.4.3 Performances des autres barrages

Les résultats détaillés de calibration XGBoost pour les barrages de Ghrib, Meffrouch, Ouizert, Sidi Abdelli et Taksebt, incluant les graphiques d'évolution temporelle et de corrélation, sont présentés en Annexe. Le tableau suivant synthétise les performances finales obtenues après calibration pour l'ensemble des sept barrages étudiés, classés du meilleur au moins performant selon le R^2 de test.

TABLE 4.4 – Résultats de performance des modèles pour les différents barrages

Rang	Barrage	Surface max (km ²)	MAE Test (km ²)	RMSE Test (km ²)	R ² Test	PBIAS Test (%)	Amélioration MAE (%)
1	Merkoug	1.75	0.093	0.051	0.991	-0.29	-47.3
2	Taksebt	5.25	0.098	0.131	0.987	+0.18	-38.1
3	Keddara	5.30	0.125	0.156	0.983	-0.33	-14.4
4	Ouizert	5.90	0.167	0.213	0.975	-1.08	-35.7
5	Sidi Abdelli	6.80	0.184	0.239	0.973	+0.56	-29.4
6	Ghrib	12.00	0.268	0.351	0.964	-0.74	-24.1
7	Beni Haroun	39.00	0.804	1.079	0.560	-0.37	-47.3

4.4.4 Analyse comparative et interprétation

L'analyse comparative des performances révèle plusieurs tendances significatives qui permettent de mieux comprendre les facteurs influençant la qualité de l'estimation par télé-détection radar.

4.4.5 Excellence généralisée pour les barrages de petite et moyenne taille

Les cinq barrages traités en annexe (Meffrouch, Taksebt, Ouizert, Sidi Abdelli et Ghrib) présentent des performances exceptionnelles avec un R^2 de test compris entre 0,964 et 0,991, démontrant la robustesse et la fiabilité de la méthodologie développée. Meffrouch et Taksebt se distinguent particulièrement avec des R^2 dépassant 0,98. Les erreurs absolues

moyennes pour ces ouvrages restent inférieures à 0,27 km², représentant moins de 3% de leurs surfaces maximales respectives.

4.4.6 Relation inverse entre taille du barrage et performance

Une tendance générale se dessine clairement : les barrages de plus petite surface (**Meffrouch : 1,75 km²**, **Taksebt : 5,25 km²**) occupent les deux premières positions, tandis que les barrages de plus grande étendue (**Ghrib : 12 km²**, **Beni Haroun : 39 km²**) présentent des performances dégradées. Cette corrélation négative s'explique par plusieurs mécanismes :

1. les grands plans d'eau présentent une hétérogénéité spatiale plus importante des conditions de rétrodiffusion, rendant l'application d'un seuil unique moins efficace ;
2. les effets météorologiques locaux (vent créant des vagues) ont un impact proportionnellement plus important ;
3. la complexité géométrique et bathymétrique augmente avec la taille, créant davantage de zones ambiguës.

4.4.7 Performances exceptionnelles du barrage de Meffrouch

Meffrouch se distingue comme le meilleur résultat avec un coefficient de détermination ($R^2 = 0,991$) et une erreur absolue moyenne (MAE) de seulement 0,039 km², soit environ 2,2 % de sa surface maximale. Ces performances remarquables s'expliquent par sa petite taille, qui limite les sources d'hétérogénéité spatiale, sa géométrie relativement simple, et la robustesse du modèle face aux conditions hydrologiques extrêmes (le barrage ayant connu des périodes de quasi-assèchement).

4.4.8 Robustesse face aux conditions hydrologiques extrêmes

Plusieurs barrages (Meffrouch, Ouizert, Sidi Abdelli) ont connu des périodes de quasi-assèchement avec des variations de remplissage très importantes (la surface maximale dépassant cinq fois la surface minimale). Malgré ces conditions défavorables, les modèles **XGBoost** maintiennent des performances élevées ($R^2 > 0,97$ pour Meffrouch et $> 0,95$ pour les autres), démontrant leur capacité à gérer efficacement des situations hydrologiques très contrastées.

4.4.9 Efficacité variable de l'amélioration XGBoost

Les taux d'amélioration de la **MAE** varient de -24,1% (Ghrib) à -47,3% (Meffrouch et Beni Haroun). Cette variabilité reflète la qualité initiale du seuillage radar : un taux d'amélioration élevé indique souvent une mauvaise performance initiale corrigée efficacement, plutôt que nécessairement de meilleures performances finales.

4.4.10 Quasi-élimination des biais systématiques

Le **PBIAS** de test reste inférieur à $\pm 1,1\%$ pour l'ensemble des barrages à l'exception de Beni Haroun, avec des valeurs particulièrement proches de zéro pour Meffrouch (-0,29%),

Taksebt (+0,18%) et Sidi Abdelli (+0,56%). Cette élimination quasi-totale des biais systématiques constitue un résultat majeur, garantissant que les estimations satellitaires ne dérivent pas systématiquement par rapport aux mesures terrain.

4.4.11 Contraste marqué avec Beni Haroun

Le très grand barrage de Beni Haroun se détache radicalement avec un $R^2 = 0,560$, soit plus de 40 points en dessous du deuxième moins performant (Ghrib : 0,964). Cette performance illustre les limites actuelles de la méthodologie pour les très grands barrages ($> 35 \text{ km}^2$), nécessitant des adaptations méthodologiques spécifiques.

4.4.12 Validation de la généralisation

L'écart moyen entre R^2 d'entraînement et R^2 de test pour les barrages de petite et moyenne taille reste inférieur à 2 points de pourcentage, témoignant d'une excellente capacité de généralisation sans surapprentissage. Cette stabilité garantit que les performances observées se maintiendront lors de l'application opérationnelle future.

4.4.13 Implications opérationnelles

Ces résultats démontrent que la méthodologie développée est pleinement opérationnelle pour le suivi télémétrique des barrages de petite à moyenne taille ($< 15 \text{ km}^2$), couvrant la majorité du parc de barrages nord-africain. L'estimation, avec une précision généralement inférieure à 3%, permet d'envisager une utilisation opérationnelle pour la gestion des ressources hydriques, l'alerte précoce en cas de stress hydrique, et l'optimisation des stratégies de lâchers d'eau.

4.5 Établissement de la relation polynomiale surface-volume : Cas du barrage de Keddara

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus pour l'établissement de la relation surface-volume du barrage de Keddara, considéré comme représentatif de l'ensemble des barrages étudiés.

4.5.1 Relation polynomiale volume-surface

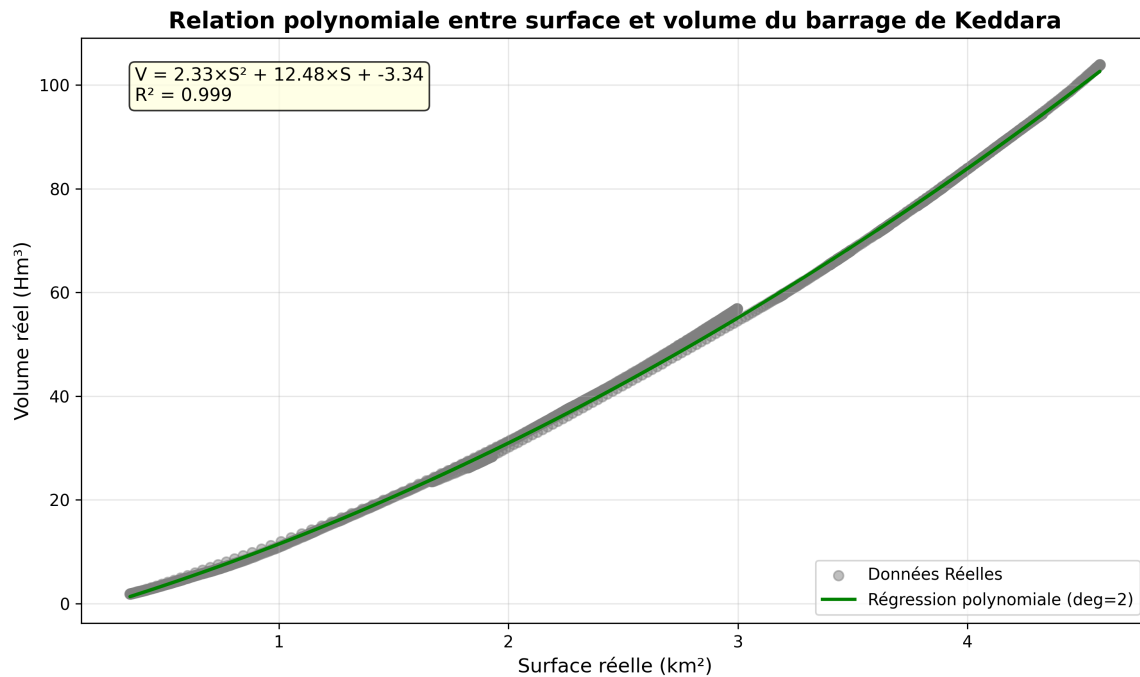


FIGURE 4.8 – Relation polynomiale entre surface et volume du barrage de Keddara .

L'analyse de régression polynomiale de degré 2 appliquée aux données d'exploitation du barrage de Keddara révèle une relation hautement significative entre la surface du plan d'eau et le volume stocké. Le modèle obtenu s'exprime par l'équation :

$$V = 2.33 S^2 + 12.48 S - 3.34 \quad (4.1)$$

où V représente le volume en Hm^3 et S la surface en km^2 .

- **Observation** : Le coefficient de détermination exceptionnel ($R^2 = 0,999$) témoigne d'une adéquation quasi parfaite entre le modèle polynomial et les observations terrain. La distribution homogène des points autour de la courbe de régression, sur l'ensemble de la plage de variation (de 0,5 à 5 km^2), confirme la robustesse de ce modèle et l'absence de biais systématique. Cette forte corrélation valide également la qualité des données après le processus de nettoyage et de correction décrit précédemment.
- **Interpretation** : La relation polynomiale de degré 2 établie pour le barrage de Keddara constitue un outil fiable pour convertir les surfaces extraites par télédétection en volumes d'eau stockés. La précision obtenue ($R^2 = 0,999$) garantit que les estimations de volumes dérivées des images satellitaires présenteront une incertitude minimale, permettant ainsi un suivi hydrologique opérationnel du réservoir avec un haut niveau de confiance. Les relations polynomiales établies pour les autres barrages (Beni Haroun, Ghrib, Meffrouch, Ouizert, Sidi Abdelli et Taksebt) sont présentées en Annexe .

4.6 Reconstruction séquentielle et continuité temporelle

La reconstruction séquentielle vise à établir une série temporelle continue en combinant les données d'exploitation historiques avec les estimations obtenues par télédétection. Le barrage de Keddara a été retenu comme cas d'étude pour illustrer cette méthodologie.

Résultats obtenus :

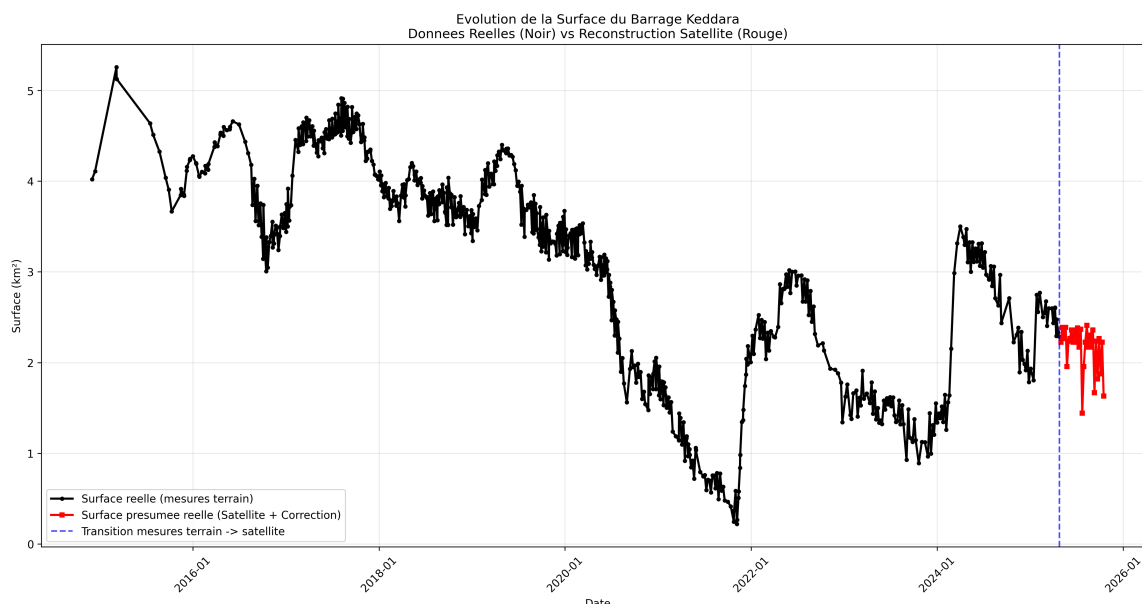


FIGURE 4.9 – Évolution de la surface du barrage de Keddara - Données réelles (noir) vs reconstruction satellitaire (rouge).

La figure présente l'évolution temporelle de la surface du barrage de Keddara sur la période 2014-2025. La courbe noire représente les données réelles issues des mesures d'exploitation de l'ANBT, tandis que la courbe rouge correspond aux estimations satellitaires après application de l'algorithme basé sur les seuils dynamiques. La ligne verticale en pointillés bleus marque la transition entre les deux sources de données.

○ Analyse

La reconstruction révèle une continuité satisfaisante entre les mesures terrain et les estimations satellitaires, sans rupture apparente au niveau de la transition. Les valeurs de surface estimées par satellite (variant entre 1,5 et 2,4 km²) s'inscrivent naturellement dans le prolongement de la tendance observée en fin de période terrain.

On note également une densité d'observations satisfaisantes pour la période satellitaire, permettant un suivi plus fin des variations du plan d'eau. La série reconstituée confirme la poursuite de la dynamique de baisse des surfaces observée depuis 2020, attestant d'un niveau de remplissage préoccupant du réservoir en 2025.

Les séries temporelles reconstituées pour les autres barrages (Beni Haroun, Ghrib, Meffrouch, Ouizert, Sidi Abdelli et Taksebt) sont présentées en Annexe .

4.7 Conversion des surfaces en volumes d'eau

Après avoir assuré la continuité des séries temporelles de surfaces, l'étape suivante consiste à convertir ces surfaces en volumes d'eau stockés, paramètre opérationnel essentiel pour la gestion des ressources hydriques. Cette conversion a été effectuée en appliquant la relation polynomiale préalablement calibrée :

$$V = 2,33 \times S^2 + 12,48 \times S - 3,34 \quad (4.2)$$

à l'ensemble des surfaces mensuelles du barrage de Keddara. **Résultats obtenus**

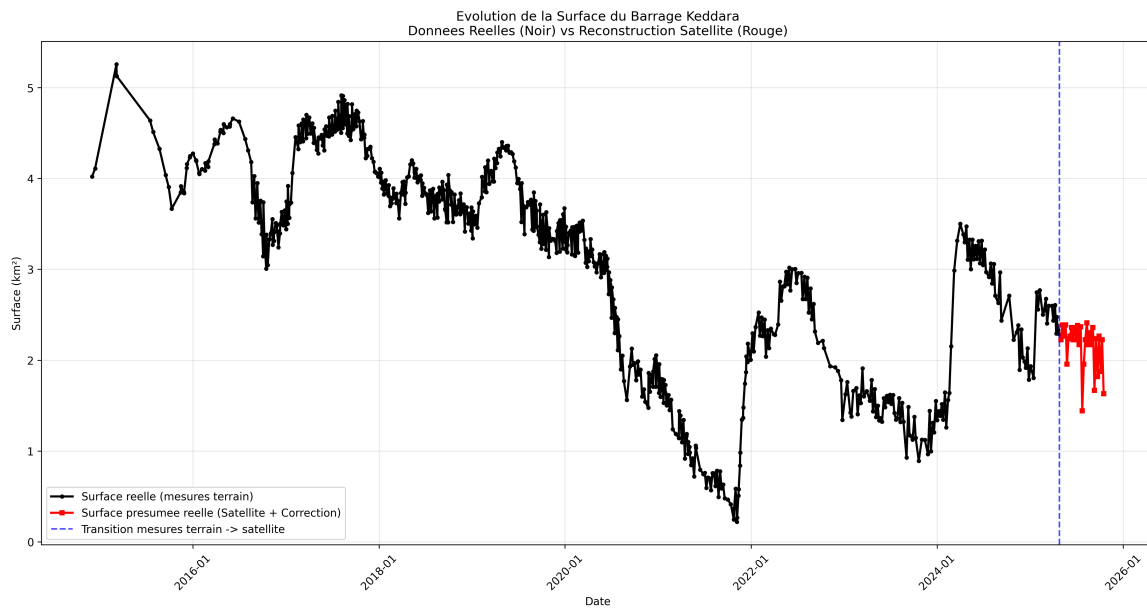


FIGURE 4.10 – Évolution mensuelle du volume du barrage de Keddara (données réelles vs reconstruction satellitaire).

La figure présente l'évolution mensuelle des volumes du barrage de Keddara sur la période 2014-2025. La courbe noire représente les volumes réels issus des mesures d'exploitation, tandis que la courbe rouge correspond aux volumes estimés à partir des surfaces satellitaires converties. La ligne verticale en pointillés bleus marque la transition entre les deux sources de données.

○ Analyse

La conversion des surfaces en volumes révèle une cohérence remarquable entre les mesures terrain et les estimations satellitaires. La transition s'effectue sans discontinuité, les volumes estimés pour début 2025 (environ 37-38 Hm³) s'inscrivant naturellement dans le prolongement de la dynamique observée fin 2024.

La série reconstituée préserve fidèlement les caractéristiques hydrologiques du réservoir, notamment les cycles saisonniers de remplissage (maxima hivernaux) et de vidange (minima estivaux). Les volumes mensuels estimés par satellite varient entre 28 et 38 Hm³ en 2025, soit un taux de remplissage compris entre 21 et 29% de la capacité normale du réservoir (environ 140 Hm³).

Cette conversion valide la robustesse de la méthodologie développée et démontre la capacité de la télédétection à fournir des estimations volumétriques fiables pour le suivi

opérationnel des barrages, confirmant la poursuite de la situation de stress hydrique observée depuis 2020.

Les évolutions mensuelles des volumes pour les autres barrages (Beni Haroun, Ghrib, Meffrouch, Ouizert, Sidi Abdelli et Taksebt) sont présentées en Annexe .

4.8 Conclusion

Ce chapitre a présenté les résultats obtenus par l'application de la méthodologie sur sept barrages algériens. Les principaux enseignements se synthétisent autour de quatre constats majeurs.

Premièrement, la méthodologie démontre une efficacité remarquable pour les barrages de petite et moyenne taille ($< 15 \text{ km}^2$), avec six ouvrages présentant des performances exceptionnelles ($R^2 > 0,96$). Le modèle XGBoost corrige efficacement les biais systématiques du seuillage radar initial, validant l'hypothèse selon laquelle l'approche peut rivaliser avec les méthodes conventionnelles tout en offrant une couverture temporelle accrue.

Deuxièmement, l'analyse révèle une corrélation inverse entre la taille du réservoir et la qualité des estimations. Les très grands barrages, particulièrement Beni Haroun ($R^2=0,560$), présentent des performances dégradées nécessitant des adaptations méthodologiques spécifiques.

Troisièmement, le modèle s'est révélé robuste face aux conditions hydrologiques extrêmes, maintenant des performances élevées malgré des variations de remplissage dépassant 500%. Quatrièmement, l'établissement de relations polynomiales surface-volume ($R^2=0,999$) a permis de franchir l'étape cruciale de conversion en informations volumétriques opérationnelles. Ces résultats ouvrent des perspectives concrètes pour la gestion moderne des barrages algériens.

Conclusion générale

Cette étude avait pour objectif de développer et valider une méthodologie innovante de suivi des barrages algériens par télédétection radar couplée à l'apprentissage automatique, capable de fournir des estimations précises et automatisées à coût réduit, tout en offrant une source d'information complémentaire et indépendante aux mesures quotidiennes effectuées par l'ANBT.

Les travaux réalisés ont démontré qu'une approche combinant imagerie radar Sentinel-1 et algorithmes XGBoost peut estimer avec précision les surfaces et volumes d'eau stockés après calibration sur les données terrain de référence. L'application sur sept ouvrages de tailles variées a produit des résultats remarquables pour six d'entre eux, avec des coefficients de détermination dépassant 0,96 et des erreurs moyennes inférieures à 3%. Le modèle XGBoost a corrigé efficacement les biais systématiques du seuillage radar simple, améliorant significativement la précision (réductions de MAE allant de 14% à 55%).

L'apport de ce travail se situe à plusieurs niveaux complémentaires. Premièrement, sur le plan opérationnel, la méthodologie offre une source de validation croisée indépendante des mesures terrain, permettant d'identifier d'éventuelles anomalies ou incohérences dans les données d'exploitation. Deuxièmement, elle permet la reconstruction de séries temporelles lors de lacunes dans les relevés conventionnels (absence d'opérateurs, périodes sans mesures). Troisièmement, elle offre un accès facilité aux données historiques pour la recherche scientifique, avec une fréquence d'acquisition accrue (6-12 jours) et des coûts opérationnels réduits une fois la calibration initiale effectuée. Quatrièmement, elle peut être déployée sur des barrages non équipés de systèmes de mesure automatisés. Ces multiples avantages contribuent directement à la modernisation de la gestion des ressources en eau en multipliant les sources d'information disponibles pour les gestionnaires et les chercheurs.

Sur le plan méthodologique, l'identification d'une corrélation inverse entre la taille du barrage et la qualité des estimations constitue un résultat important. Les très grands barrages ($> 35 \text{ km}^2$) présentent des performances dégradées nécessitant des adaptations : segmentation spatiale en sous-zones, intégration de variables météorologiques, ou techniques de classification supervisée pixel par pixel.

Les limitations identifiées concernent principalement trois aspects. Premièrement, la dépendance à la qualité des données ANBT pour la phase de calibration initiale : le travail minutieux de nettoyage des anomalies dans les données de référence s'est révélé crucial pour la fiabilité des modèles. Deuxièmement, la variabilité du signal radar liée aux conditions météorologiques (vent, vagues) affecte particulièrement les très grands réservoirs. Troisièmement, bien que la résolution temporelle de Sentinel-1 (6-12 jours) soit supérieure aux

campagnes de mesures spatiales traditionnelles, elle reste inférieure aux mesures quotidiennes conventionnelles pour la détection d'événements rapides.

Plusieurs perspectives de recherche émergent. L'extension de la méthodologie à l'ensemble du parc de barrages algérien permettrait de constituer une base de données satellitaire exhaustive. L'intégration de données optiques Sentinel-2 dans une approche de fusion multi-capteurs pourrait améliorer la précision tout en maintenant une couverture temporelle élevée. L'application de techniques d'apprentissage profond (CNN, U-Net) pourrait résoudre les difficultés rencontrées sur les grands réservoirs. Enfin, le développement d'un système automatisé de détection d'anomalies comparant systématiquement les estimations satellitaires aux mesures ANBT pourrait constituer un outil opérationnel de contrôle qualité des données d'exploitation.

En conclusion, ce travail démontre qu'une approche de télédétection radar calibrée par machine learning constitue un complément pertinent aux systèmes de suivi conventionnels, offrant une validation croisée indépendante à coût réduit et une résilience accrue du système de monitoring hydrologique. Dans un contexte de modernisation de la gestion des ressources en eau, la multiplication des sources d'information et leur confrontation systématique renforce la fiabilité des diagnostics et améliore la qualité des décisions opérationnelles. Les outils méthodologiques développés sont désormais disponibles et opérationnels pour un déploiement à plus grande échelle, contribuant ainsi à l'amélioration continue des pratiques de gestion des barrages en Algérie.

Annexe

0.1 Barrage de Ghrib

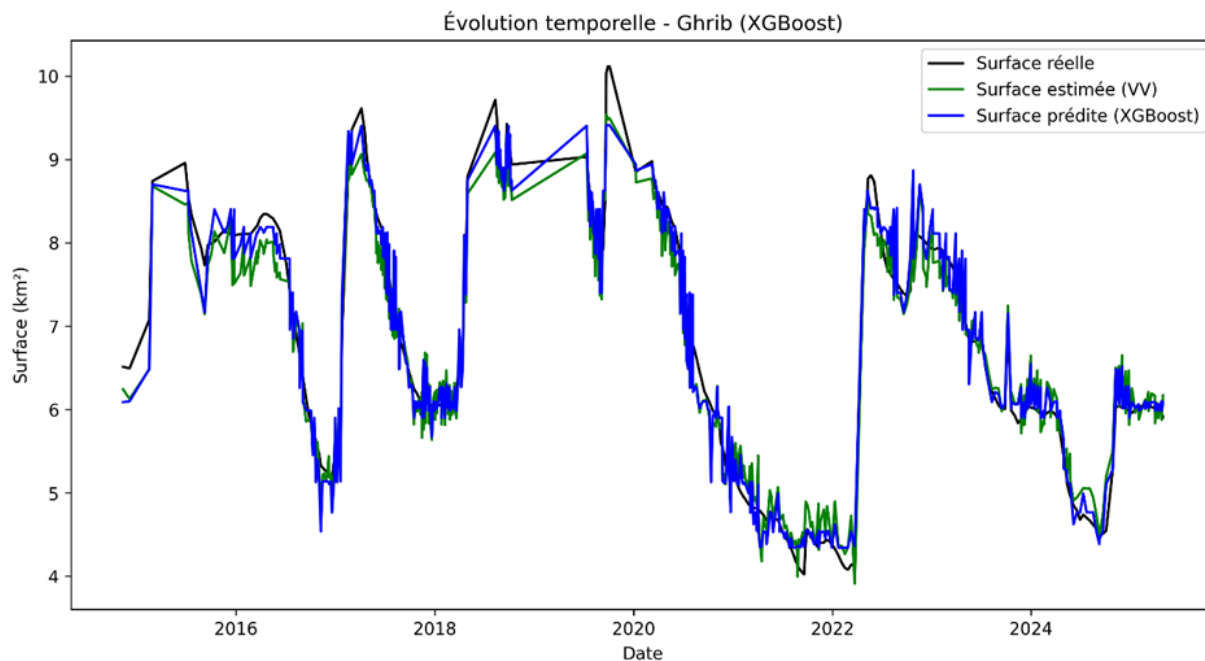


FIGURE 1 – Évolution temporelle de la surface du barrage de Ghrib – comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2015–2025).

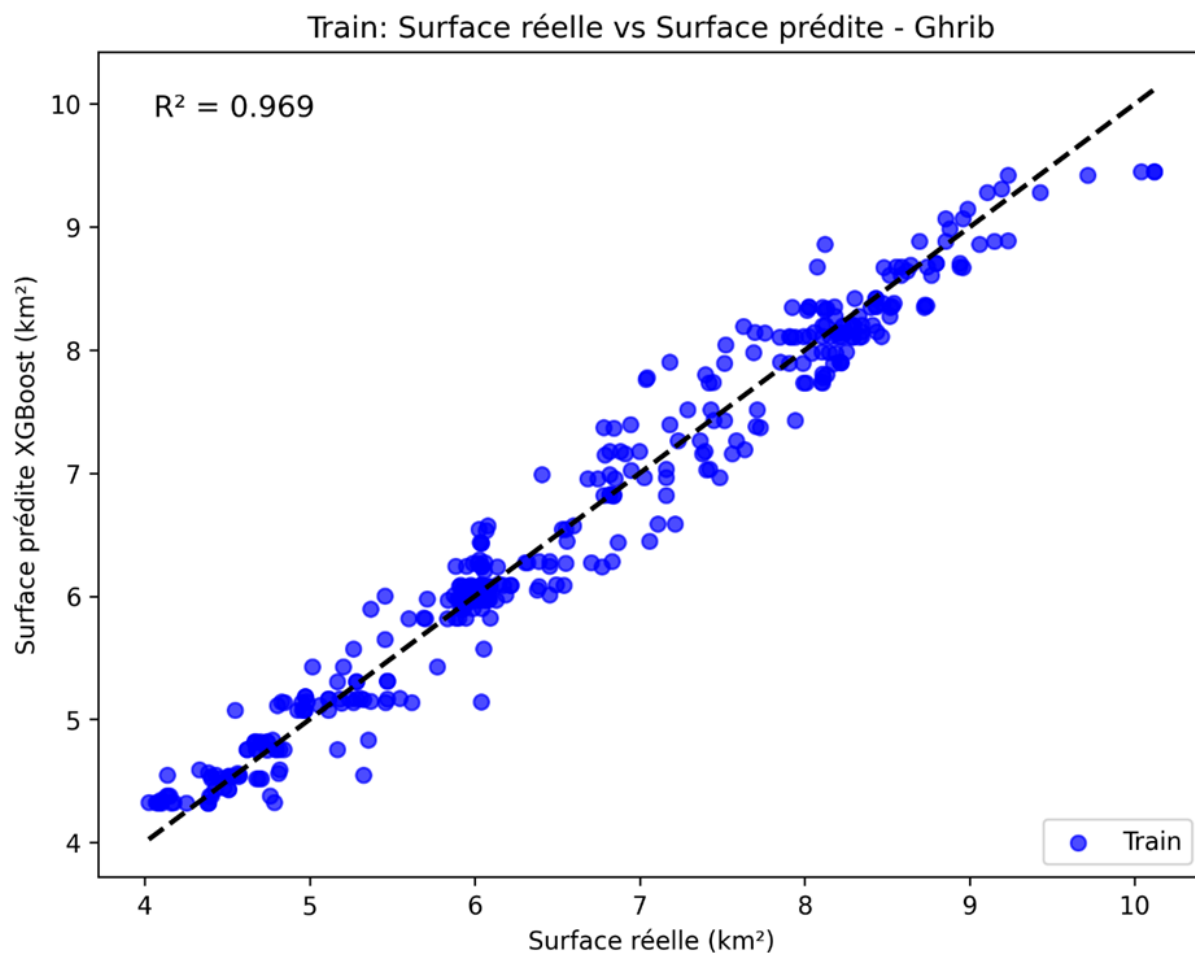


FIGURE 2 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement – barrage de Ghrib ($R^2 = 0,969$).

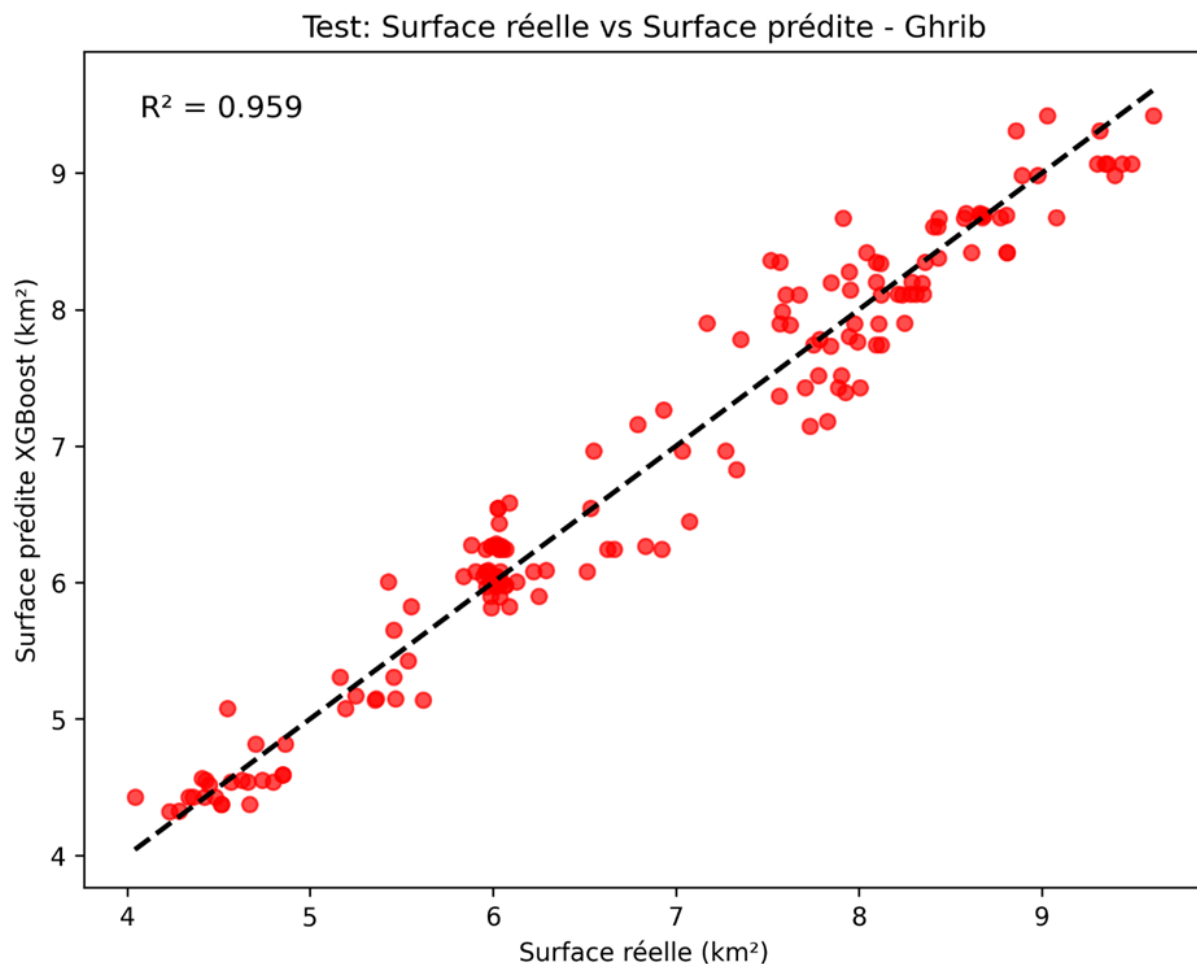


FIGURE 3 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble de test – barrage de Ghrib ($R^2 = 0,959$).

TABLE 1 – Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Ghrib

Métrique	Avant XGBoost (Train)	Après XGBoost (Train)	Amélioration Train	Avant XGBoost (Test)	Après XGBoost (Test)	Amélioration Test
MAE (km ²)	0,254	0,190	-25,2%	0,268	0,242	-9,7%
RMSE (km ²)	0,313	0,258	-17,5%	0,331	0,307	-7,2%
R^2	0,953	0,968	+1,6%	0,949	0,956	+0,7%
PBIAS (%)	-0,47	+0,10	-78,7%	-0,66	-0,03	-95,6%

0.2 Barrage de Taksebt

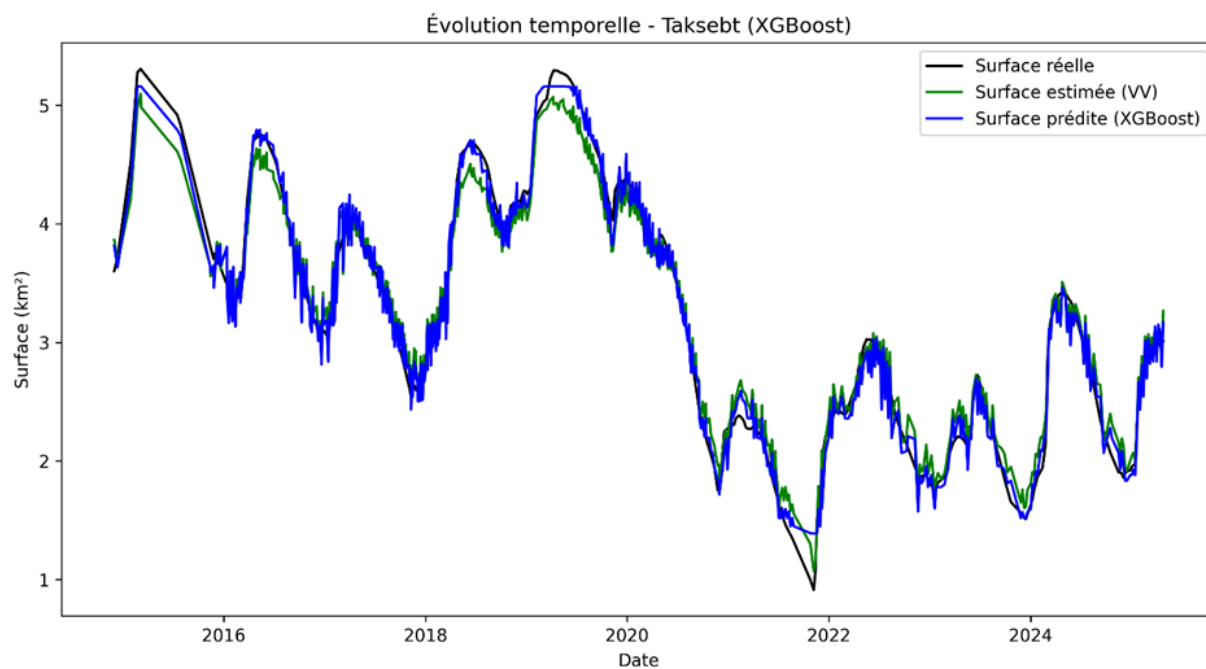


FIGURE 4 – Évolution temporelle de la surface du barrage de Taksebt - comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2015–2025).

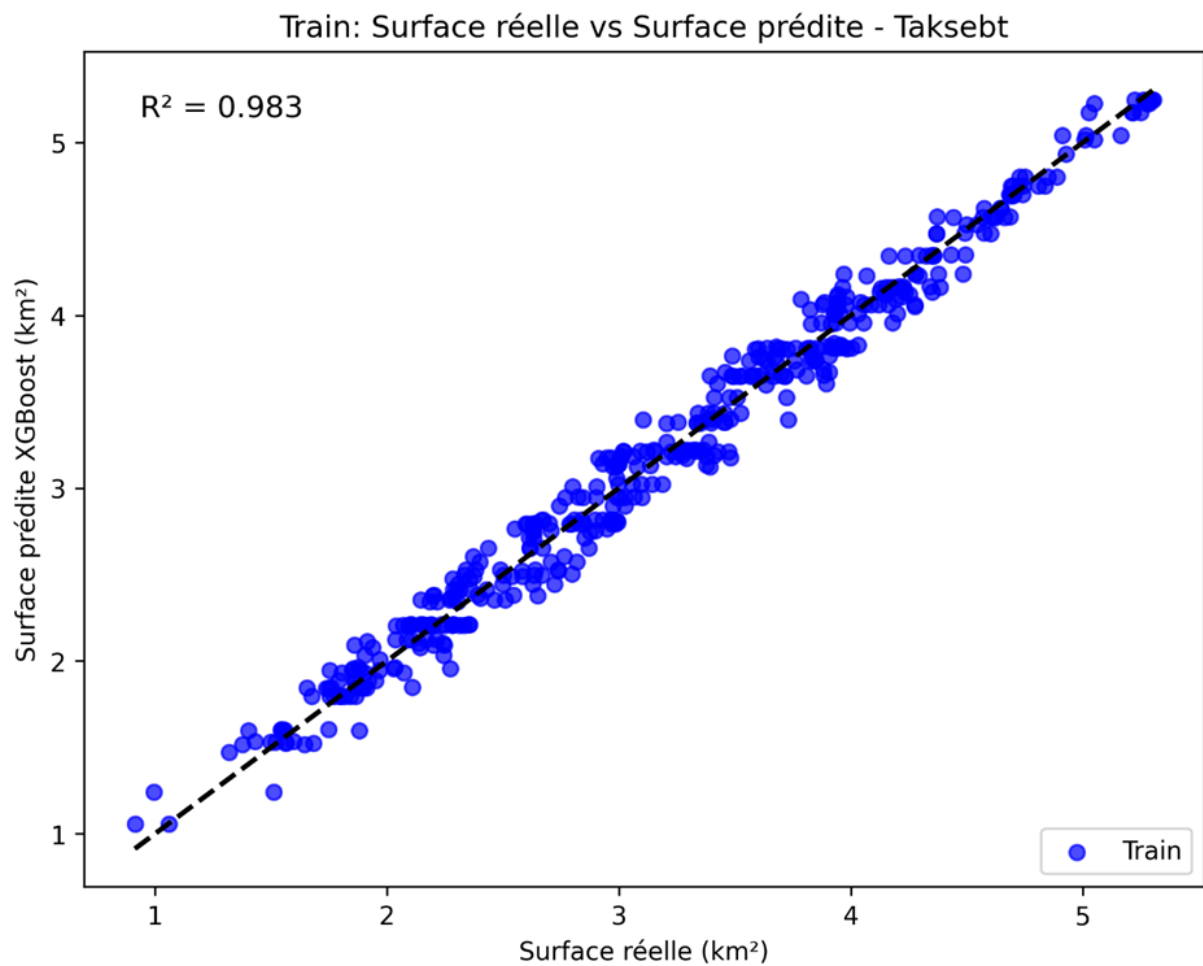


FIGURE 5 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement – barrage de Taksebt ($R^2 = 0,983$).

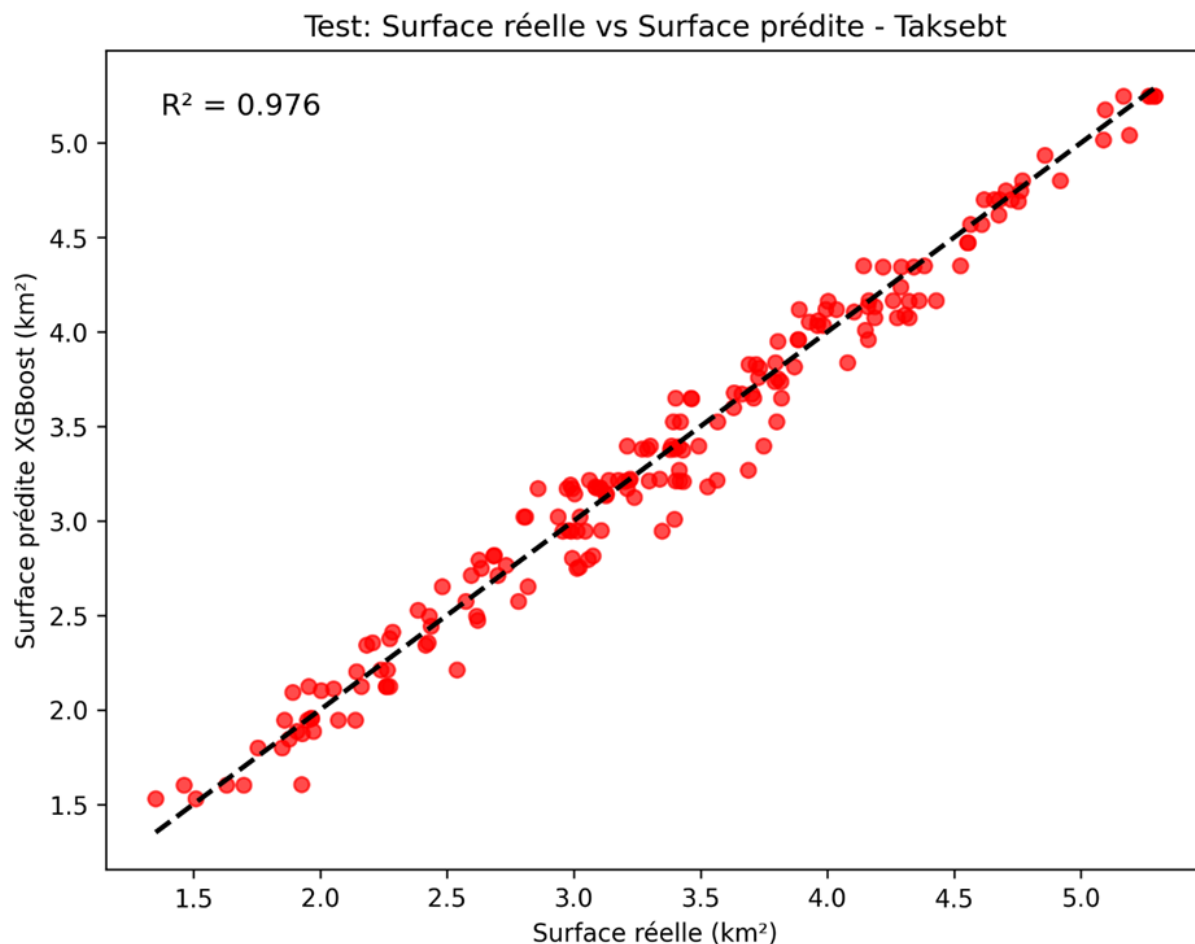


FIGURE 6 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble de test – barrage de Taksebt ($R^2 = 0,976$).

TABLE 2 – Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Taksebt

Métrique	Avant XGBoost (Train)	Après XGBoost (Train)	Amélioration Train	Avant XGBoost (Test)	Après XGBoost (Test)	Amélioration Test
MAE (km ²)	0,148	0,105	-29,3%	0,139	0,111	-20,1%
RMSE (km ²)	0,175	0,128	-26,9%	0,168	0,143	-14,9%
R ²	0,968	0,983	+1,5%	0,967	0,976	+0,9%
PBIAS (%)	+0,44	+0,01	-97,7%	-0,24	-0,50	+108,3%

0.3 Barrage de Ouizert

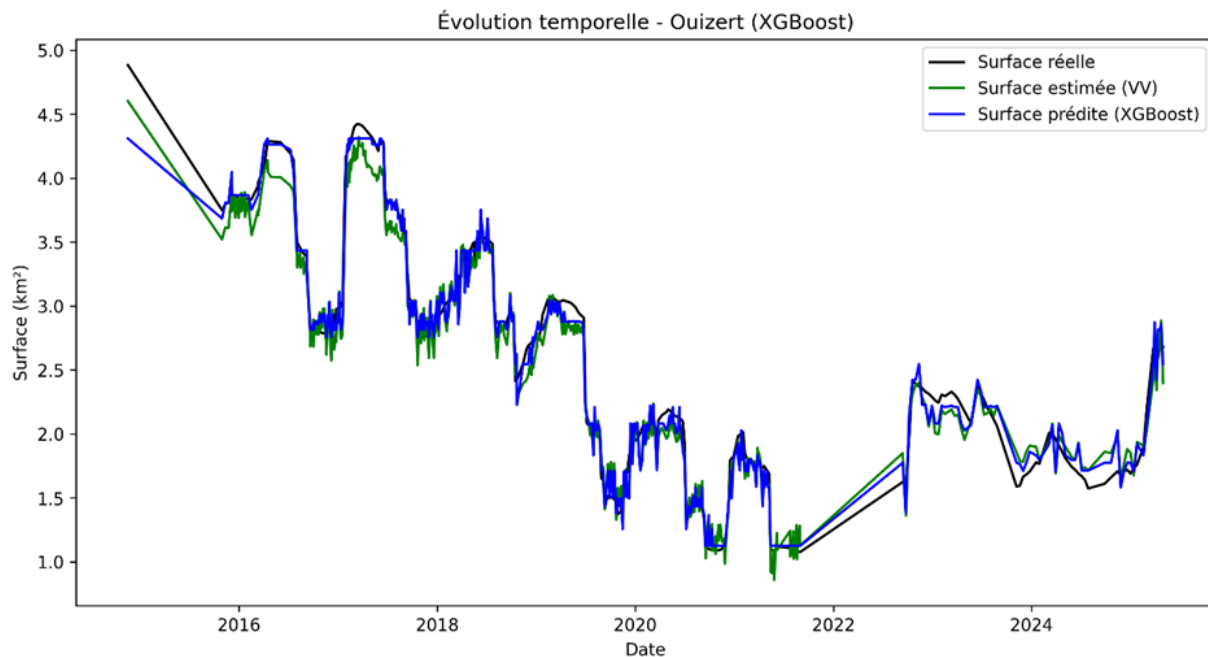


FIGURE 7 – Évolution temporelle de la surface du barrage de Ouizert - comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2015–2025).

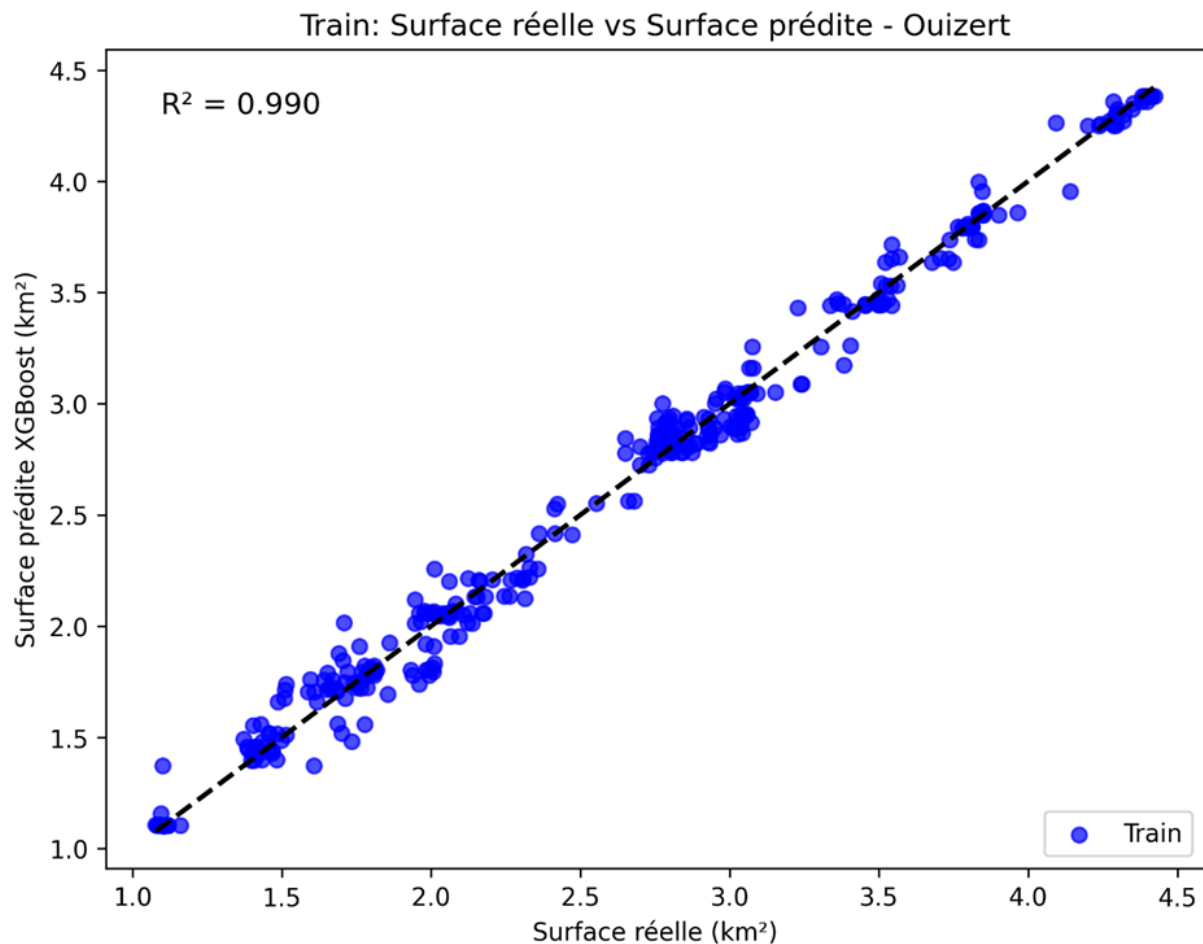


FIGURE 8 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement - barrage de Ouizert ($R^2 = 0,990$).

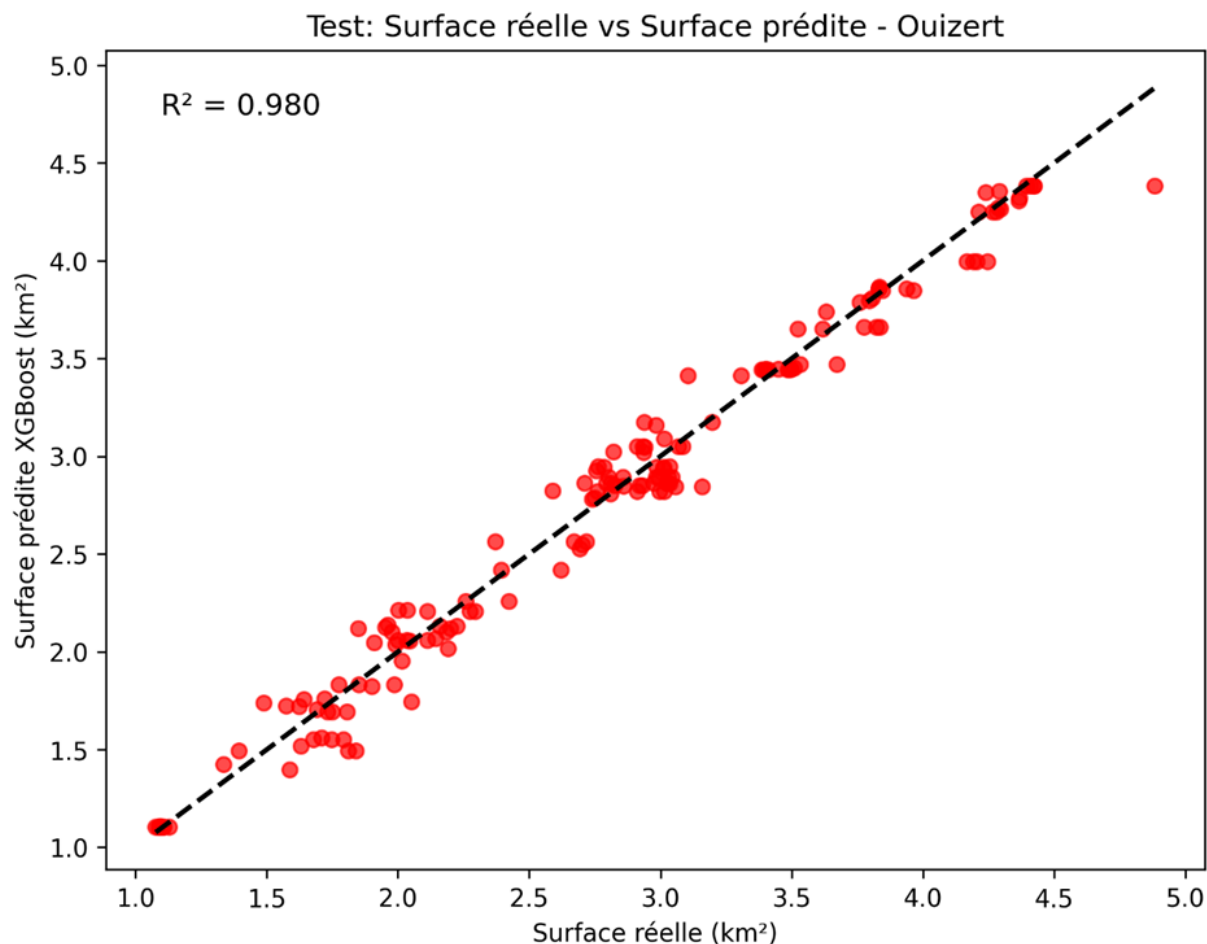


FIGURE 9 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble de test - barrage de Ouizert ($R^2 = 0,980$).

TABLE 3 – Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Ouizert

Métrique	Avant XGBoost (Train)	Après XGBoost (Train)	Amélioration Train	Avant XGBoost (Test)	Après XGBoost (Test)	Amélioration Test
MAE (km ²)	0,122	0,067	-45,1%	0,137	0,102	-25,3%
RMSE (km ²)	0,146	0,090	-38,6%	0,159	0,132	-16,8%
R^2	0,975	0,990	+1,6%	0,971	0,980	+0,9%
PBIAS (%)	-1,87	+0,01	-99,6%	-2,42	-0,74	-69,6%

0.4 Barrage de Sidi Abdelli

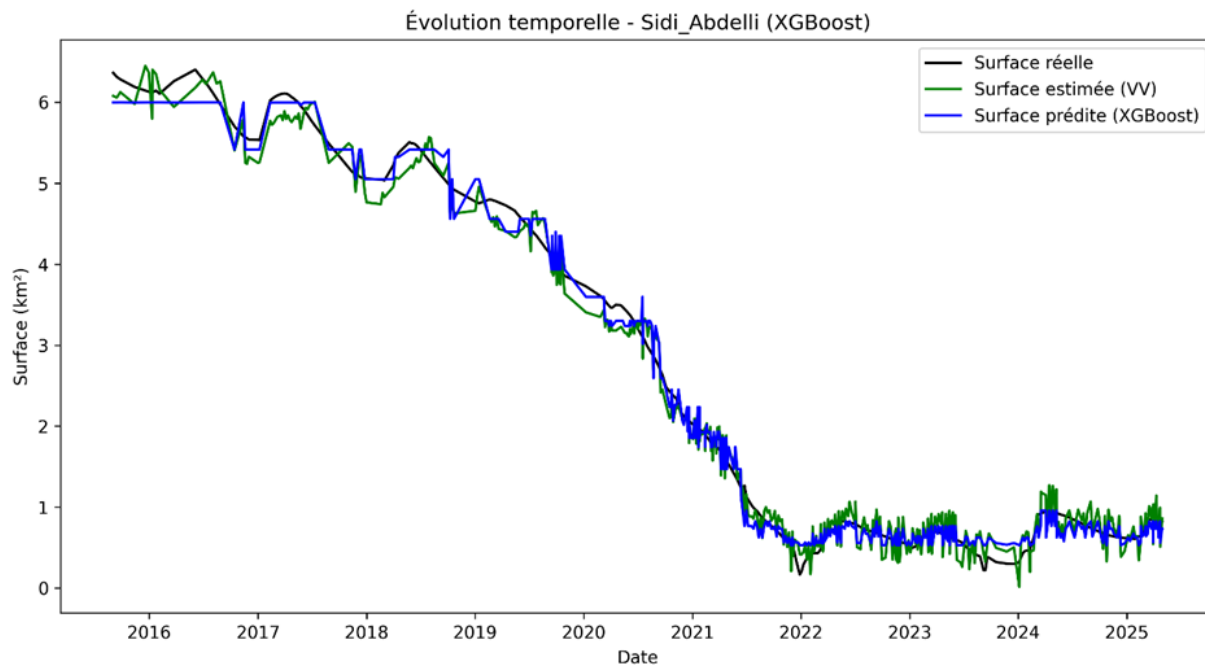


FIGURE 10 – Évolution temporelle de la surface du barrage de Sidi Abdelli - comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2016-2025).

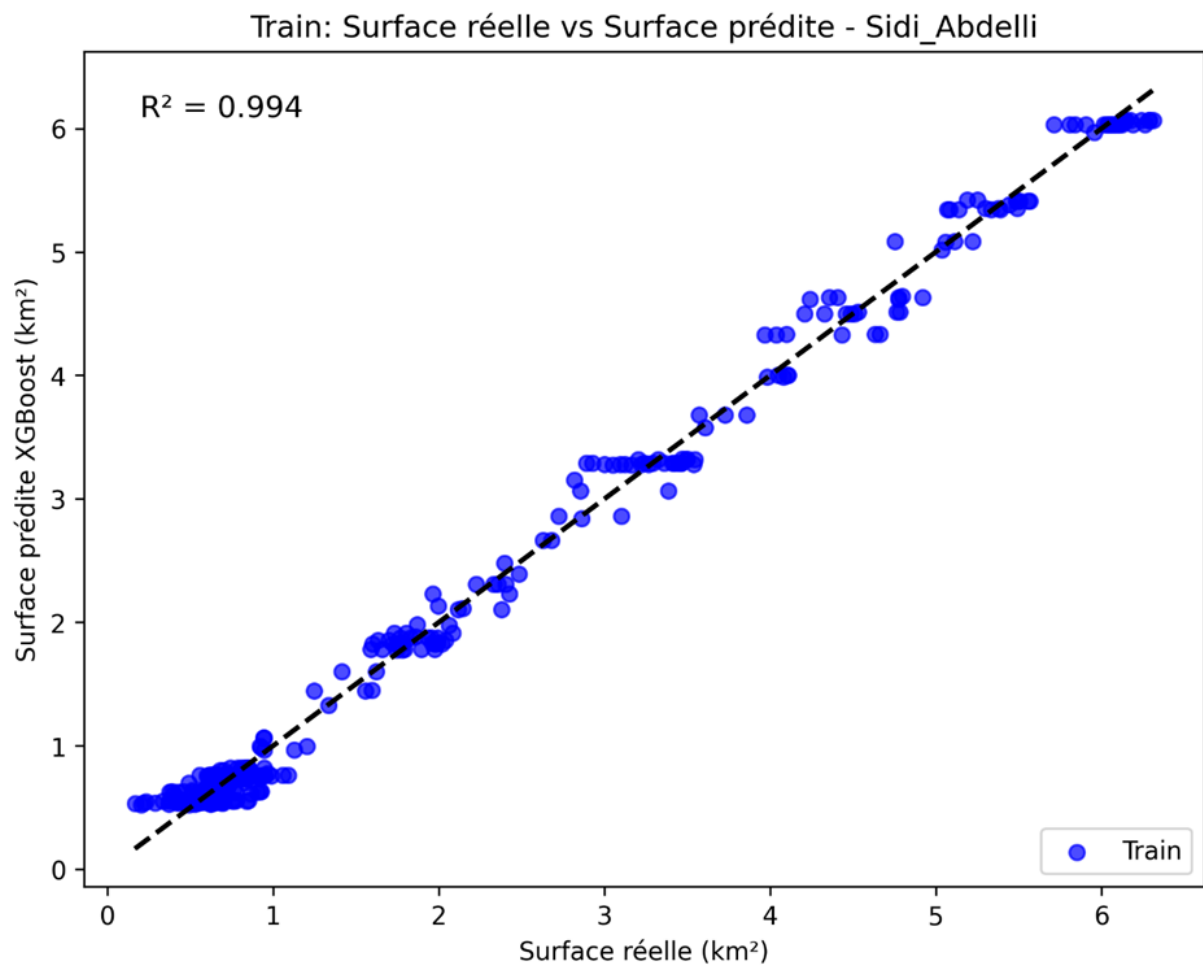


FIGURE 11 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement - barrage de Sidi Abdelli ($R^2 = 0,994$).

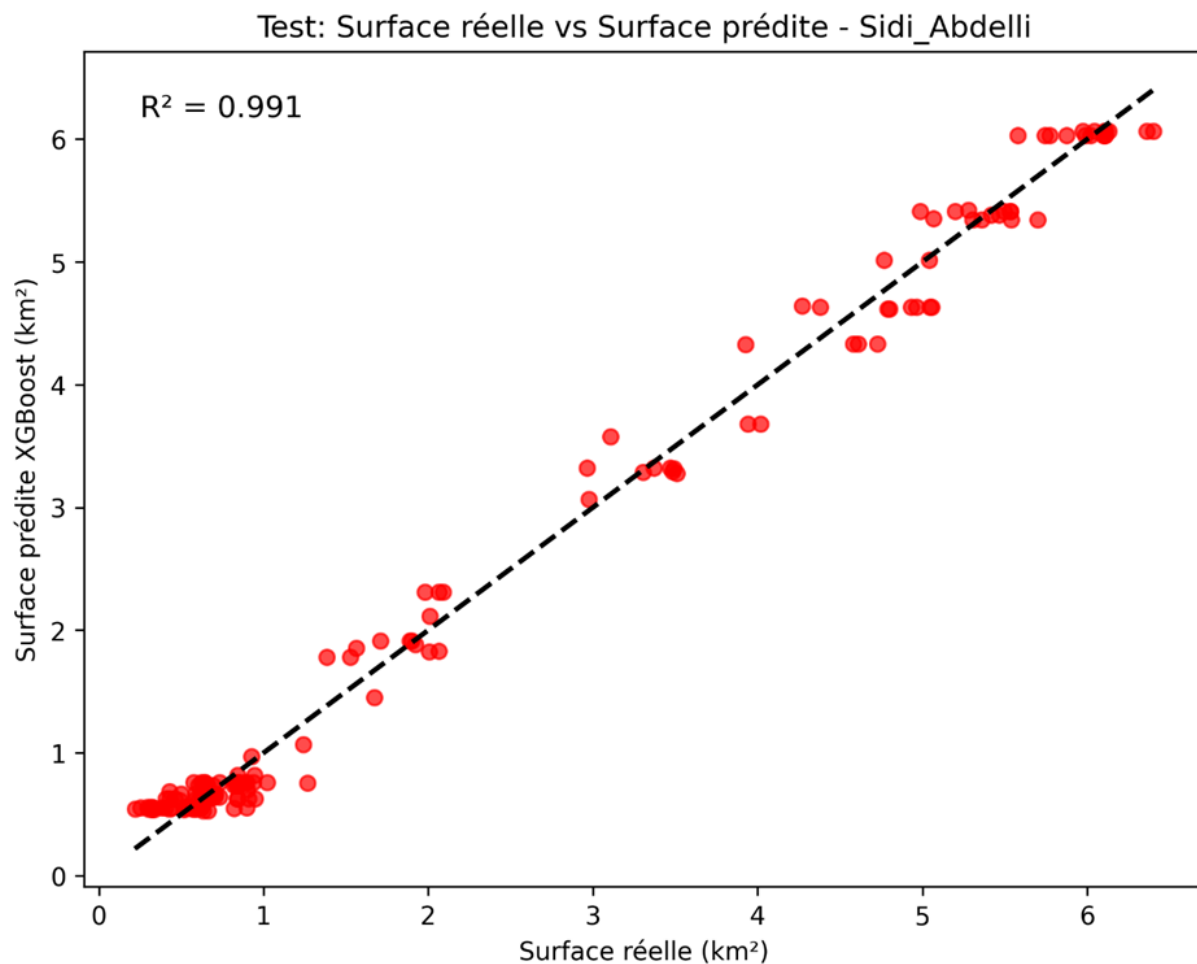


FIGURE 12 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l’ensemble de test - barrage de Sidi Abdelli ($R^2 = 0,991$).

TABLE 4 – Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Sidi Abdelli

Métrique	Avant XGBoost (Train)	Après XGBoost (Train)	Amélioration Train	Avant XGBoost (Test)	Après XGBoost (Test)	Amélioration Test
MAE (km ²)	0,172	0,115	-33,2%	0,173	0,164	-5,7%
RMSE (km ²)	0,199	0,146	-26,6%	0,200	0,203	+1,1%
R ²	0,989	0,994	+0,5%	0,991	0,991	0,0%
PBIAS (%)	-0,24	-0,02	-93,7%	-0,25	-0,12	-50,6%

0.5 Barrage de Meffrouch

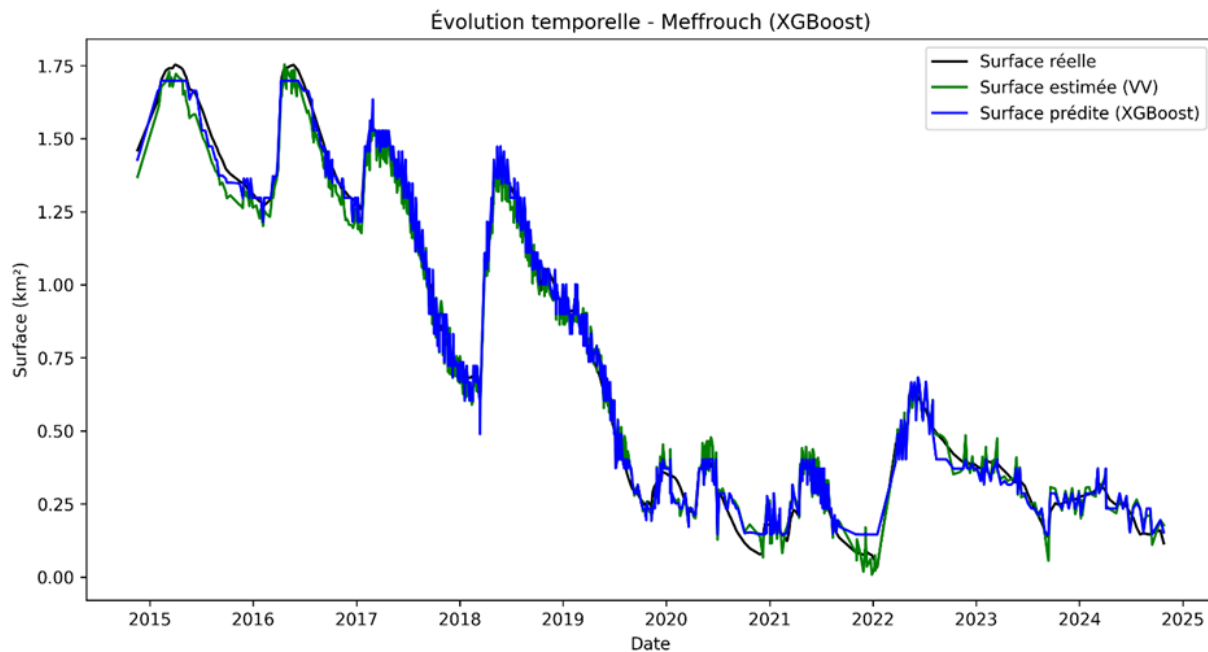


FIGURE 13 – Évolution temporelle de la surface du barrage de Meffrouch - comparaison entre surface réelle, surface estimée par seuillage VV et surface prédite par le modèle XGBoost (2015-2025).

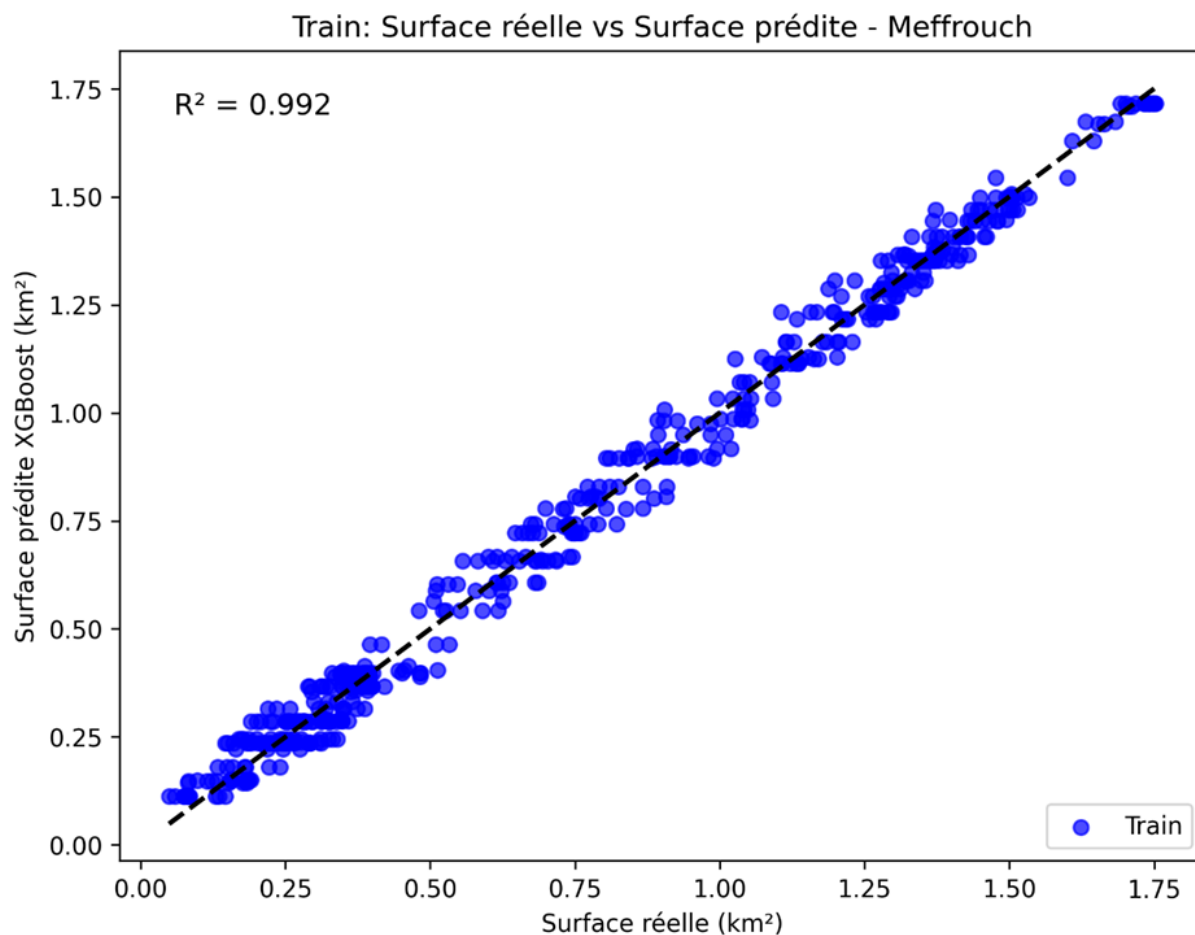


FIGURE 14 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble d'entraînement - barrage de Meffrouch ($R^2 = 0,992$).

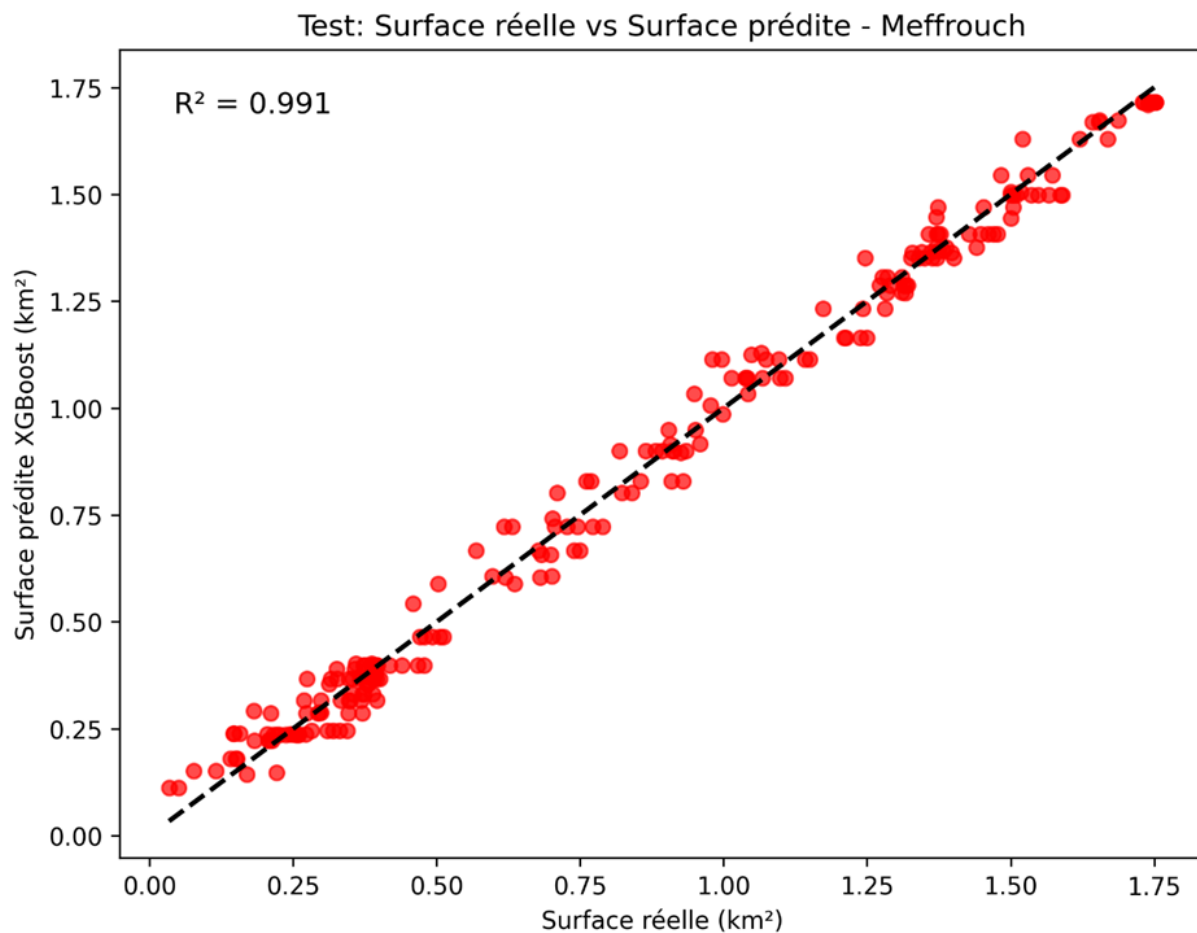


FIGURE 15 – Corrélation entre surface réelle et surface prédite par XGBoost sur l'ensemble de test - barrage de Meffrouch ($R^2 = 0,991$).

TABLE 5 – Comparaison des métriques de performance avant et après calibration XGBoost pour le barrage de Meffrouch

Métrique	Avant XGBoost (Train)	Après XGBoost (Train)	Amélioration Train	Avant XGBoost (Test)	Après XGBoost (Test)	Amélioration Test
MAE (km ²)	0,048	0,035	-27,2%	0,044	0,039	-13,0%
RMSE (km ²)	0,055	0,043	-21,2%	0,052	0,048	-7,8%
R^2	0,988	0,992	+0,4%	0,990	0,991	+0,1%
PBIAS (%)	-1,76	-0,001	-99,9%	-1,75	-0,29	-83,6%

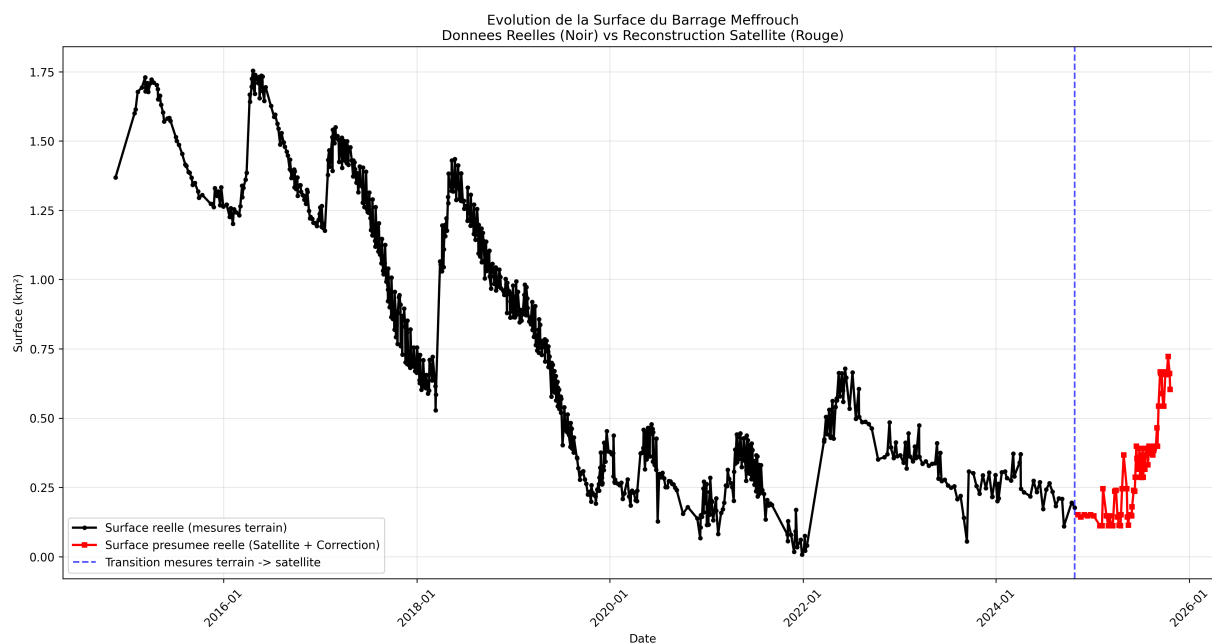


FIGURE 16 – Évolution de la Surface du Barrage Meffrouch - Données Réelles (Noir) vs Reconstruction Satellite (Rouge).

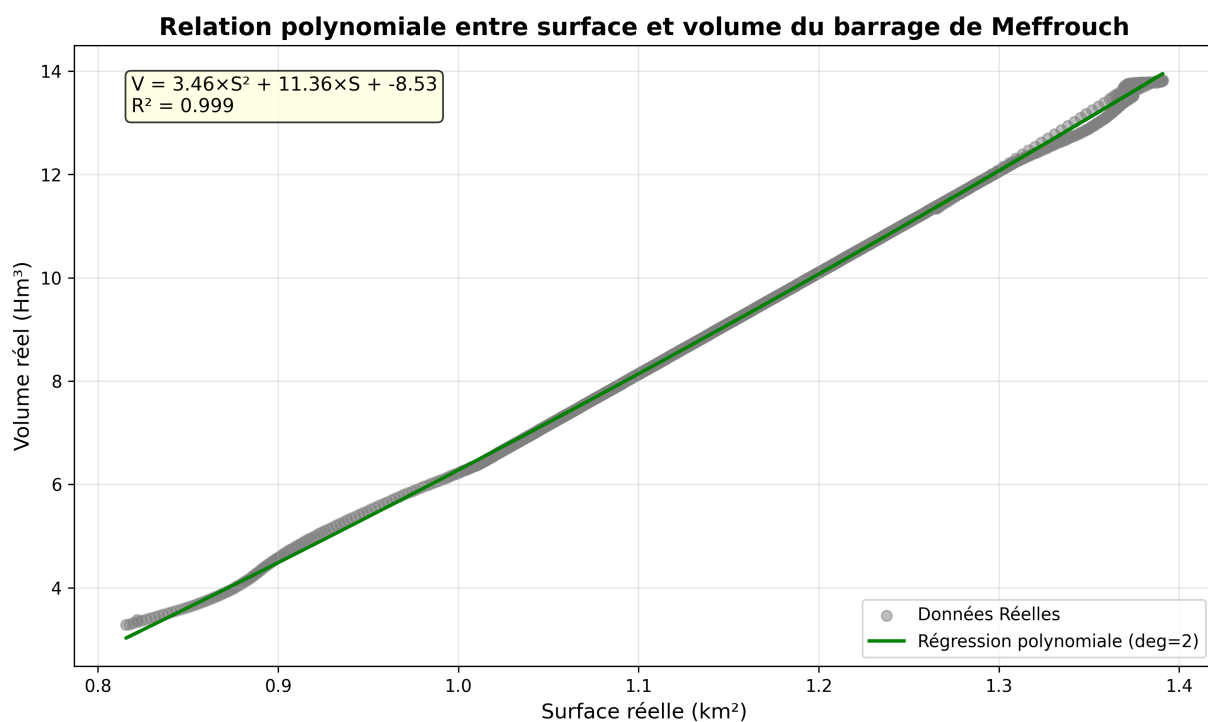


FIGURE 17 – Relation polynomiale entre surface et volume du barrage de Meffrouch.

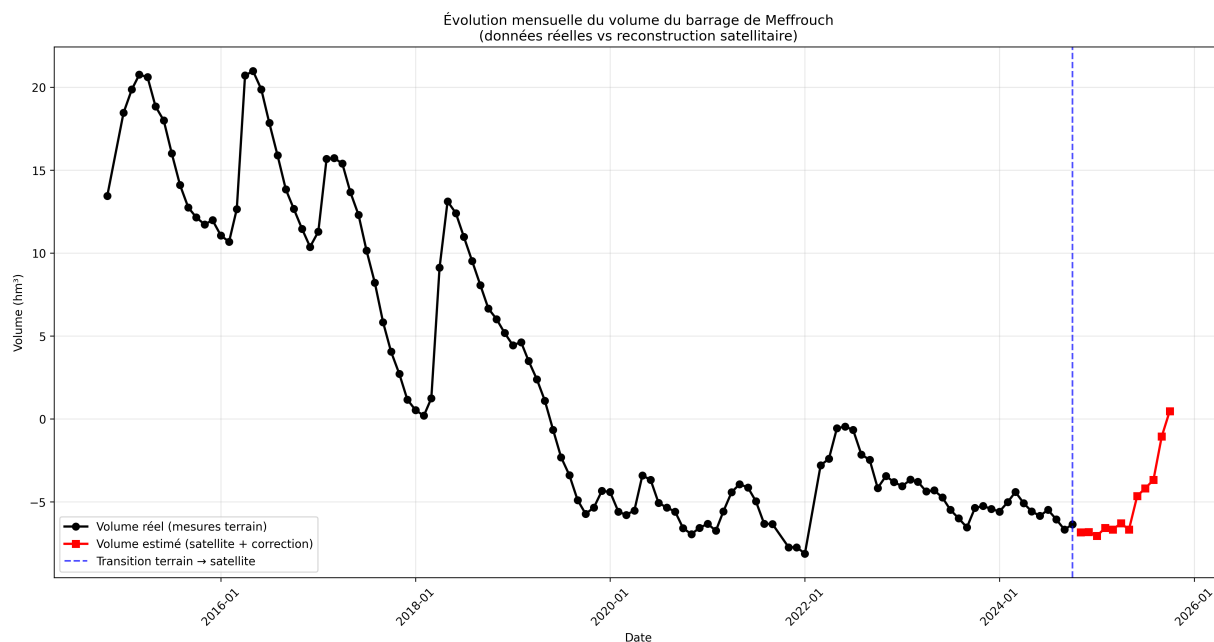


FIGURE 18 – Évolution mensuelle du volume du barrage de Meffrouch (données réelles vs reconstruction satellitaire)).

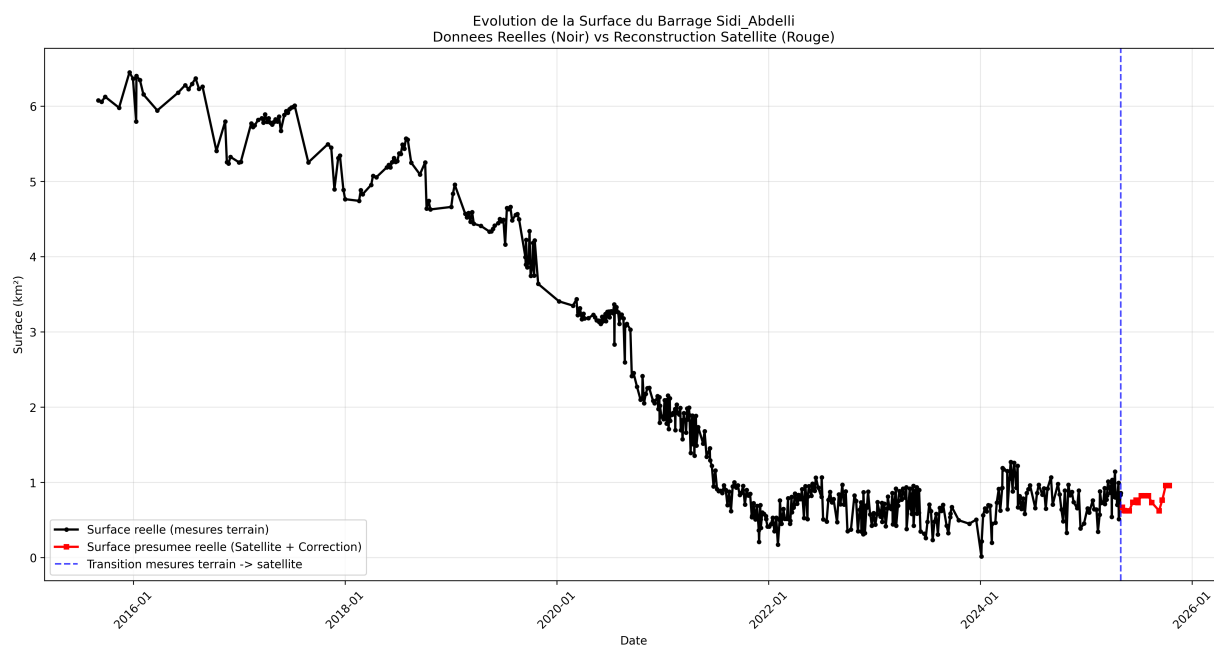


FIGURE 19 – Évolution de la surface du barrage de Sidi Abdelli — Données réelles (noir) et reconstruction à partir des données satellitaires (rouge).

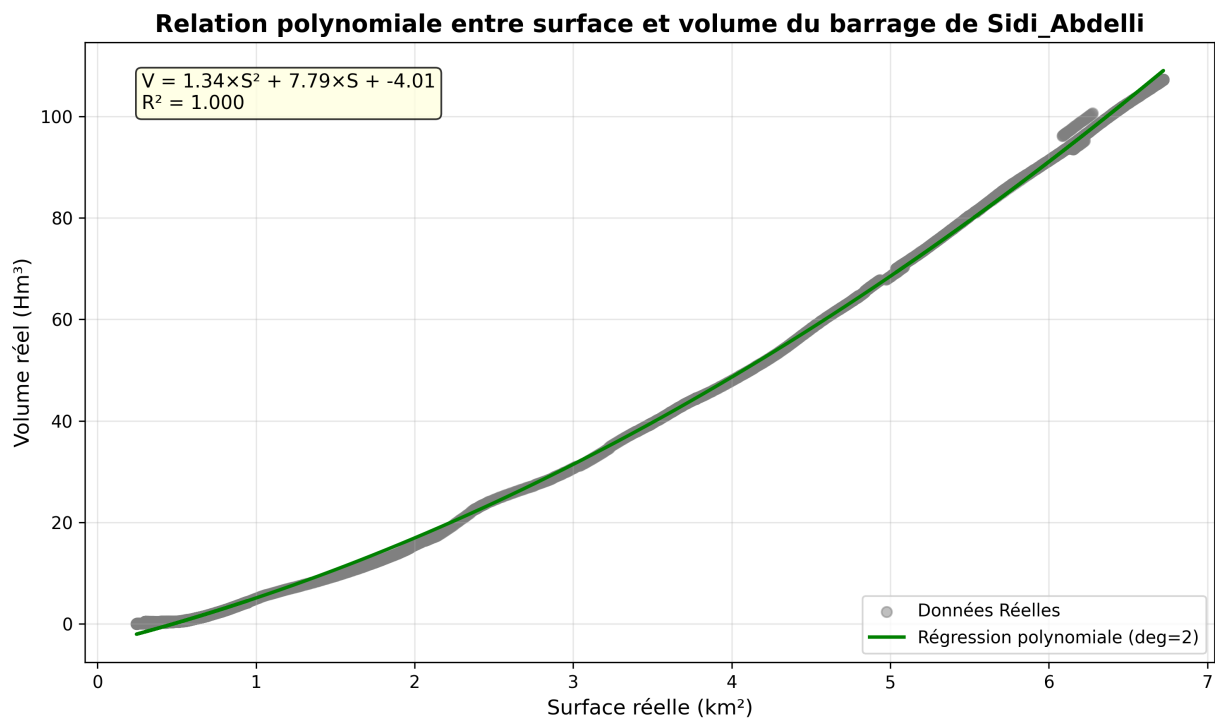


FIGURE 20 – Relation polynomiale entre surface et volume du barrage de Sidi_Abdelli.

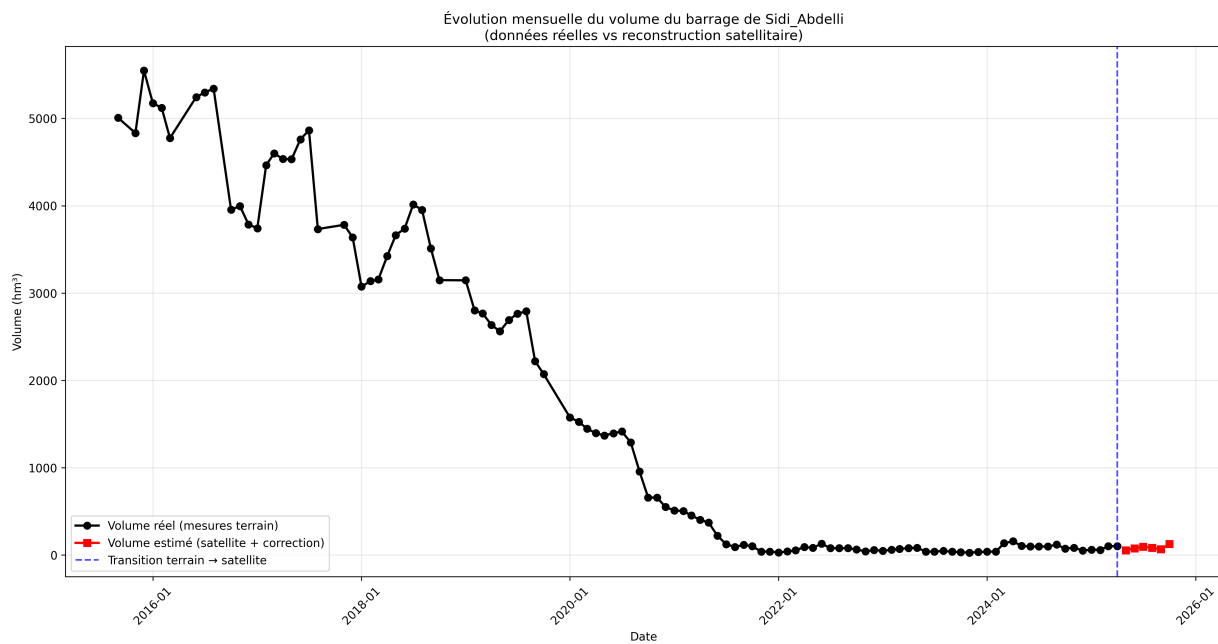


FIGURE 21 – Évolution mensuelle du volume du barrage de Sidi_Abdelli (données réelles vs reconstruction satellitaire).

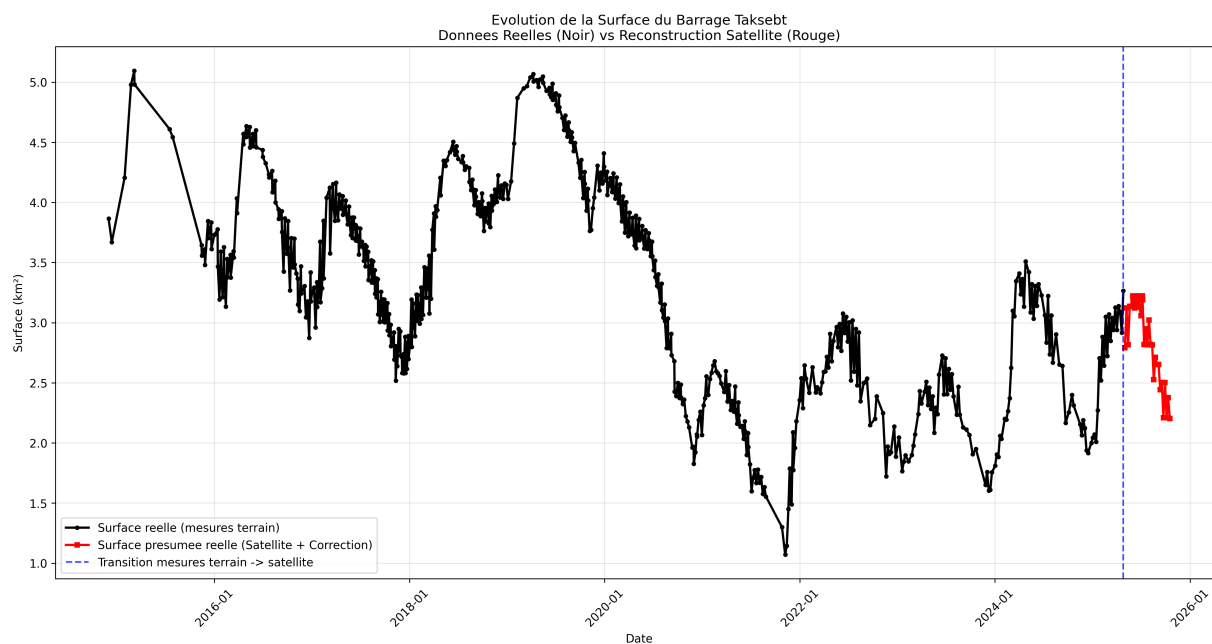


FIGURE 22 – Évolution de la Surface du Barrage Taksebt - Données Réelles (Noir) vs Reconstruction Satellite (Rouge).

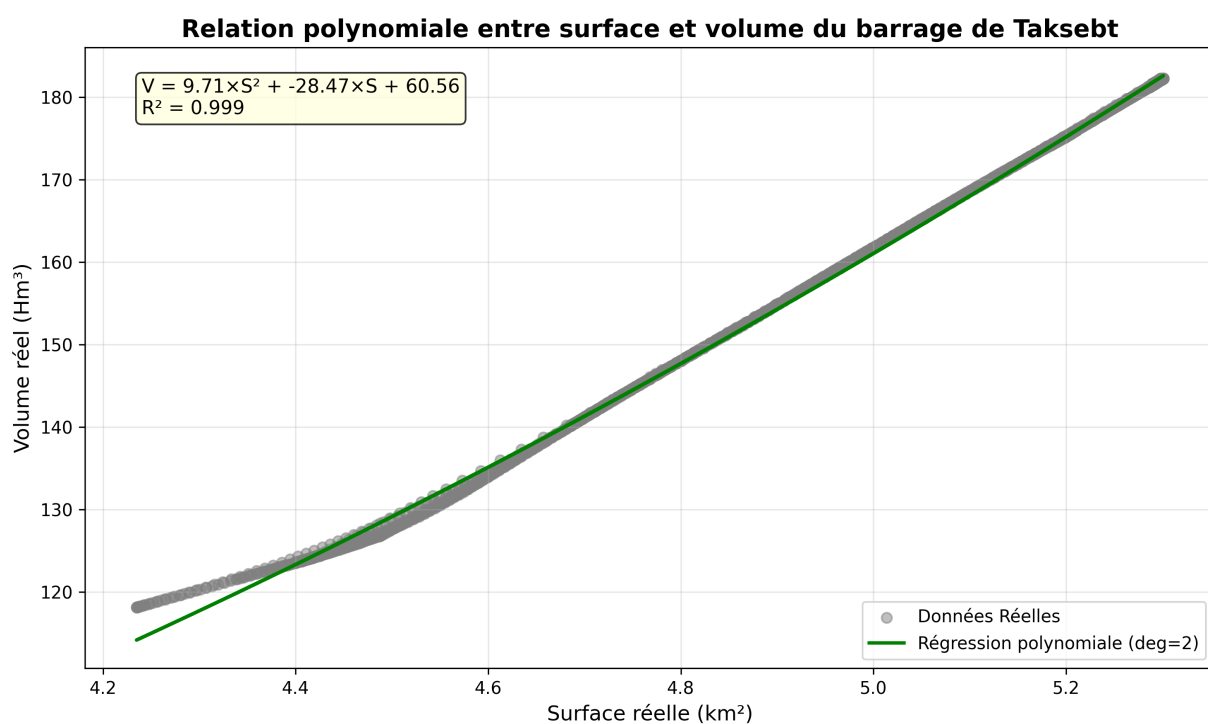


FIGURE 23 – Relation polynomiale entre surface et volume du barrage de Taksebt.

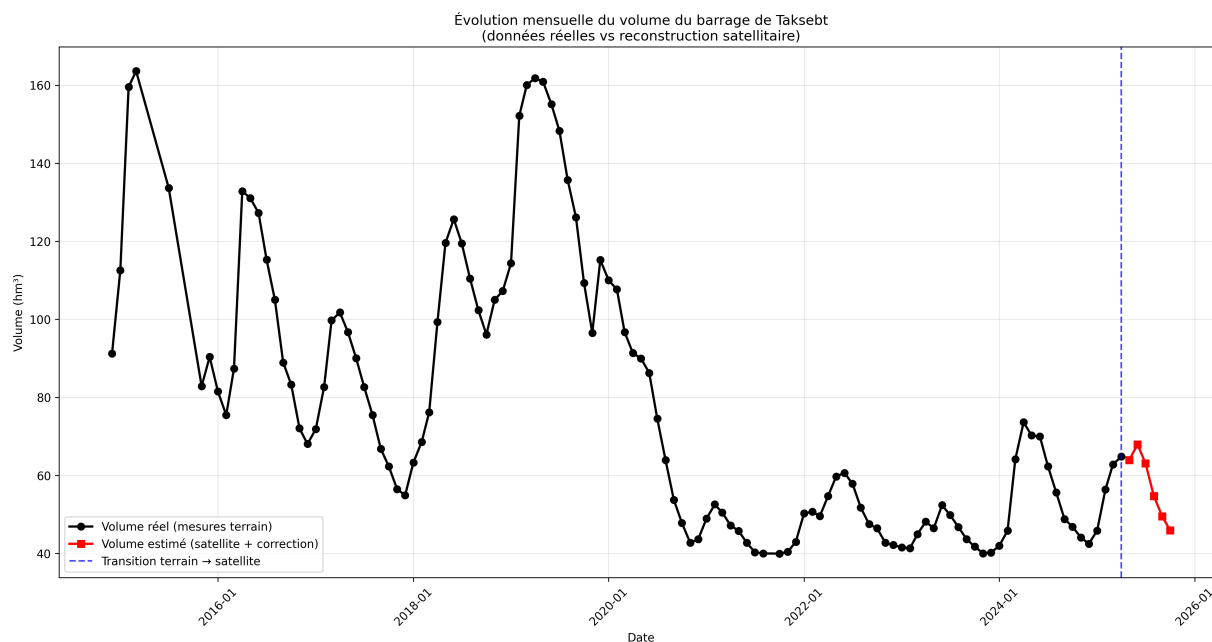


FIGURE 24 – Évolution mensuelle du volume du barrage de Taksebt (données réelles vs reconstruction satellitaire).

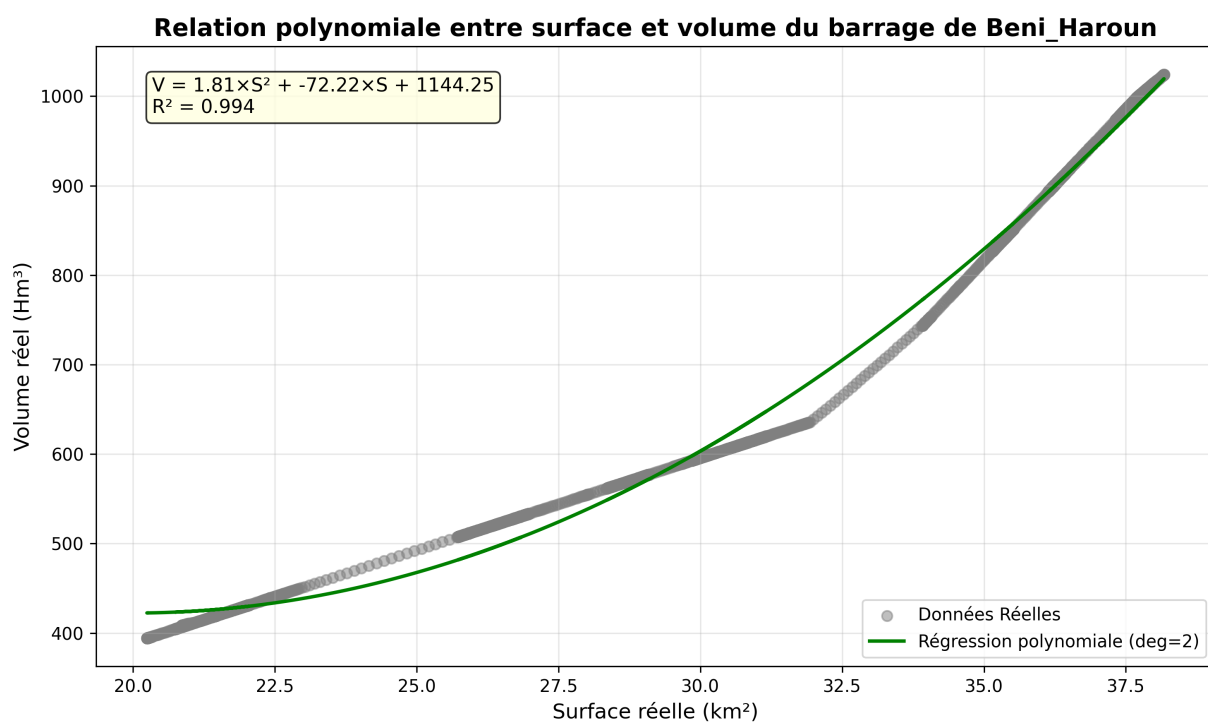


FIGURE 25 – Relation polynomiale entre surface et volume du barrage de Beni_Haroun.

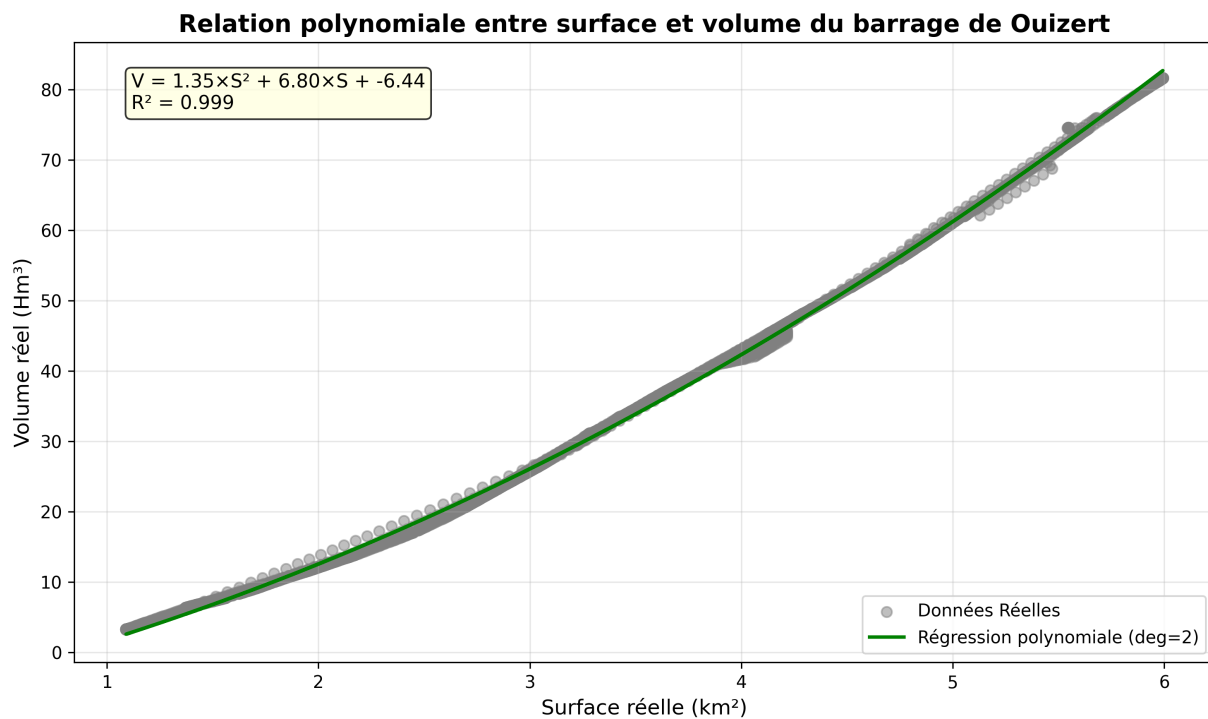


FIGURE 26 – Relation polynomiale entre surface et volume du barrage de Ouizert.